



**Institut für
Wirtschaftsforschung
Halle**

Quantitative Bewertung des Ausfallrisikos von Forderungsportfolios gewerblicher Unternehmen

Eine Analyse unter besonderer Berücksichtigung
von Schätzunsicherheit und einer fehlenden eigenen
Datenbasis im Unternehmen

von
Henry Dannenberg

2/2012
Sonderheft

Quantitative Bewertung des Ausfallrisikos von Forderungsportfolios gewerblicher Unternehmen

**Eine Analyse unter besonderer Berücksichtigung
von Schätzunsicherheit und einer fehlenden eigenen
Datenbasis im Unternehmen**

von

Henry Dannenberg

Halle (Saale) im Juli 2012

Zugleich Dissertation zur Erlangung des Grades Doktor der Wirtschaftswissenschaft (Dr. rer. pol.) der Juristischen und Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg.

Herausgeber:

INSTITUT FÜR WIRTSCHAFTSFORSCHUNG HALLE – IWH
Das Institut ist Mitglied der Leibniz-Gemeinschaft.

Hausanschrift: Kleine Märkerstraße 8, D-06108 Halle (Saale)

Postanschrift: Postfach 110361, D-06017 Halle (Saale)

Telefon: +49 345 7753 60

Telefax: +49 345 7753 820

Internetadresse: <http://www.iwh-halle.de>

Alle Rechte vorbehalten

Druck bei Digitaler Buchdruck, Schaltungsdienst Lange oHG,
Zehrendorfer Straße 11, D-12277 Berlin

Zitierhinweis:

Dannenberg, Henry: Quantitative Bewertung des Ausfallrisikos von Forderungsportfolios gewerblicher Unternehmen. Eine Analyse unter besonderer Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und einer fehlenden eigenen Datenbasis im Unternehmen. IWH-Sonderheft 2/2012. Halle (Saale) 2012.

ISBN 978-3-941501-15-7 (Print)

ISBN 978-3-941501-16-4 (Online)

Danksagung

Ich möchte mich an dieser Stelle bei all jenen bedanken, die mich bei der Erstellung dieser Arbeit unterstützt und ermutigt haben.

Mein besonderer Dank gilt meinen beiden Doktorvätern Prof. Dr. Dr. h. c. Ulrich Blum und Prof. Dr. Joachim Wilde. Prof. Blum hat durch seinen akademischen Rat, aber auch durch die Aufgaben, mit denen er mich betraute, wesentlich dazu beigetragen, dass diese Arbeit entstehen konnte. Insbesondere danke ich ihm für seine Loyalität. Nachdem die institutionelle Verankerung meiner Dissertation infolge der Evaluierung des Instituts für Wirtschaftsforschung Halle (IWH) im Jahr 2007 wegfiel, eröffnete er mir eine Perspektive, die es mir ermöglichte, diese Arbeit dennoch zu beenden. Herrn Prof. Wilde danke ich für die außergewöhnliche Hingabe, mit der er meine Entwürfe begutachtete und mit mir diskutierte. Seine Kritiken waren stets reichlich, dabei immer präzise und vor allem konstruktiv. Auch danke ich ihm für seine vielfältigen Ermutigungen, mit denen er mich begleitete.

Die in dieser Arbeit ausgewertete empirische Erhebung wurde durch den Bundesverband Credit Management e. V., vertreten durch Herrn Jan Schneider-Maessen, und durch die Wirtschaftsauskunftei Bürgel, vertreten durch Frau Iris Stadie, durch Geld- bzw. Sachmittel gefördert. Neben den materiellen Hilfen bin ich beiden vor allem auch für die moralische Unterstützung meines Forschungsvorhabens dankbar.

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am IWH. Ich möchte an dieser Stelle allen Kollegen für das kollegiale, hilfsbereite und freundliche Umfeld danken. Insbesondere möchte ich Dr. Johannes Stephan für seine wertvolle Unterstützung in der Frühphase meiner Promotion danksagen. PD Dr. Christian Growitsch danke ich für seine freundschaftlichen Ratschläge und vielfältigen Ermutigungen. Für die freundliche Arbeitsatmosphäre im Büro bedanke ich mich insbesondere bei Wilfried Ehrenfeld und Olaf Neubert.

Unabhängig davon, ob sie meine Artikel akzeptierten oder ablehnten, möchte ich an dieser Stelle allen anonymen Gutachtern danken, die meine Papiere kommentiert haben. Viele dieser Kommentare haben dazu beigetragen, die Arbeit zu verbessern und weiterzuentwickeln.

Mein größter Dank gilt meiner lieben Frau Antje. Ohne ihre Ermutigungen und vielfältigen Unterstützungen wäre diese Arbeit nicht möglich gewesen. Insbesondere danke ich ihr für die vielen Stunden, die sie mit dem Korrekturlesen meiner Papiere verbracht hat.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	9
Tabellenverzeichnis	12
Abkürzungsverzeichnis	16
Symbolverzeichnis	18
Kurzfassung	25
1 Einleitung	27
2 Theoretische Grundlagen	35
2.1 Forderungsausfallrisiko im Kontext des Risikomanagements	35
2.1.1 Einordnung des Forderungsausfallrisikos	35
2.1.1.1 Der allgemeine Risikobegriff	35
2.1.1.2 Systematisierung von Unternehmensrisiken	38
2.1.1.3 Das Forderungsausfallrisiko	39
2.1.2 Risikomanagement	44
2.1.2.1 Erfordernis des Risikomanagements	44
2.1.2.2 Umsetzung des Risikomanagements	46
2.1.2.3 Forderungsmanagement – Ein Element des Risikomanagements	47
2.2 Ökonomische Ursachen für Lieferantenkredite	49
2.2.1 Vorteilhaftigkeit von Lieferantenkrediten	49
2.2.2 Informationsasymmetrien bei der Transaktion	51
2.2.3 Zusatzleistungen des Lieferanten	53
2.2.4 Effizienzerhöhung durch Lieferantenkredite	55
2.2.5 Verbesserung der Liquiditätsplanung	58
2.2.6 Marketing und Kundenbindung als Motiv für Lieferantenkredite	58
2.2.7 Moral Hazard als Ursache für Lieferantenkredite	59
2.3 Parameter des Forderungsausfallrisikos	61
2.3.1 Bewertung des Exposure at Default (EAD)	61
2.3.2 Bewertung der Verlustquote (LGD)	65
2.3.2.1 Messung der LGD	65
2.3.2.2 Kreditsicherheiten und Rang einer Forderung	68

2.3.2.3	Weitere Determinanten der Verlustquote	78
2.3.2.4	Verteilungsannahme für die Verlustquote	80
2.3.3	Bewertung der Ausfallwahrscheinlichkeit (PD)	82
2.3.3.1	Klassifikation von Verfahren zur Bonitätsbewertung	82
2.3.3.2	Informelle Modelle	83
2.3.3.3	Formelle Modelle	84
2.3.3.3.1	Arten formeller Modelle	84
2.3.3.3.2	Heuristische Verfahren	84
2.3.3.3.3	Empirisch-statistische Verfahren	86
2.3.3.3.4	Kausalanalytische Modelle	93
2.3.3.4	Beurteilung von Bonitätsbewertungsverfahren im Forderungsmanagement	99
2.4	Quantitative Kreditrisikobewertung	103
2.4.1	Ableitung von Kennzahlen aus einer Risikoverteilung	103
2.4.2	Bestimmung von Kreditrisikoverteilungen	107
2.4.2.1	Grundlagen der Kreditportfoliomodellierung	107
2.4.2.2	Kreditrisikobewertung im Bernoulli-Mischungsmodell – homogener Fall	114
2.4.2.3	Kreditrisikobewertung im Bernoulli-Mischungsmodell – inhomogener Fall	122
3	Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung	125
3.1	Bewertung von Modellrisiken	125
3.1.1	Verwendung von Konfidenzintervallen	125
3.1.2	Bayesianischer Ansatz versus Worst-Case-Ansatz	132
3.2	Bedeutung der Schätzunsicherheit im Vergleich zur Korrelation	137
3.2.1	Fragestellung	137
3.2.2	Modell	137
3.2.3	Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten	138
3.2.4	Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit	140
3.2.5	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von Schätzunsicherheit und Korrelation	141
3.2.6	Zusammenfassung der Ergebnisse	148

3.3	Vergleich des VaR bei Verwendung von Bootstrapping beziehungsweise eines asymptotischen Ansatzes	149
3.3.1	Fragestellung	149
3.3.2	Modell und Parameterschätzung	151
3.3.3	Herleitung der Konfidenzregion	152
3.3.4	Herleitung der Verteilung des Value at Risk	156
3.3.5	Vergleich der Verteilungen des VaR mittels Simulationsstudie	161
3.3.6	Zusammenfassung der Ergebnisse	165
3.4	Schätzunsicherheit im inhomogenen Portfolio	167
3.4.1	Fragestellung	167
3.4.2	Parametrisierung des Modells	167
3.4.3	Bewertung der Schätzunsicherheit	170
3.4.3.1	Herleitung der Verlustverteilung	170
3.4.3.2	Umgang mit Schätzfehlern	172
3.4.4	Determinanten von Schätzunsicherheit im inhomogenen Portfolio	175
3.4.4.1	Simulationsdesign	175
3.4.4.2	Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Anzahl historischer Perioden	176
3.4.4.3	Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Ausfallwahrscheinlichkeit, der Innerklassenkorrelation sowie der Ratingklassengröße	177
3.4.4.4	Abhängigkeit der Schätzunsicherheit vom Grad der Inhomogenität	179
3.4.4.5	Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Ratingklassenzahl	180
3.4.4.6	Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Interklassenkorrelation	181
3.4.5	Umsetzung der quantitativen Kreditrisikobewertung anhand eines Beispiels	182
3.4.6	Zusammenfassung der Ergebnisse	194
4	Risikobewertung auf Basis von Kreditoreneigenschaften	197
4.1	Ableitung von Hypothesen für Abgrenzungsmerkmale	197
4.1.1	Notwendigkeit der Entwicklung eines alternativen Bewertungsansatzes	197

4.1.2	Ableitung von Hypothesen zur Abgrenzung von Kreditoren in Bezug auf die Ausfallquote	199
4.1.3	Ableitung von Hypothesen zur Abgrenzung von Kreditoren in Bezug auf die Verlustquote	215
4.2	Empirische Untersuchung zum Forderungsausfallrisiko	220
4.2.1	Ergebnisse einer Voruntersuchung	220
4.2.2	Beschreibung der Datengrundlage	222
4.2.2.1	Erhebung und Rücklauf	222
4.2.2.2	Fragebogengestaltung	225
4.2.3	Auswertungsmethode	226
4.2.4	Kennzahlen der gesamten Stichprobe	229
4.2.5	Überprüfung der Hypothesen hinsichtlich der Ausfallquote	231
4.2.6	Überprüfung der Hypothesen hinsichtlich der Verlustquote	248
4.2.7	Zusammenfassung der empirischen Ergebnisse	263
4.3	Schätzung von Risikoverteilungen	268
4.3.1	Motivation von auf Kreditoreneigenschaften basierten Verteilungen	268
4.3.2	Schätzung von Verteilungen für die Ausfallquote	269
4.3.3	Schätzung von Verteilungen für die Verlustquote	273
4.4	Diskussion der Vorteilhaftigkeit eines auf Kreditoreneigenschaften basierenden Verfahrens zur Kreditrisikobewertung	278
5	Ausblick	282
	Anhang	285
	Literaturverzeichnis	288

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Einordnung des Forderungsausfallrisikos in das Unternehmensrisiko	42
Abbildung 2:	Komponenten des Forderungsausfallrisikos auf Kreditnehmerebene	42
Abbildung 3:	Aufgaben des Forderungsmanagements	48
Abbildung 4:	Veranschaulichung der Betaverteilung	81
Abbildung 5:	Veranschaulichung eines künstlichen neuronalen Netzes	93
Abbildung 6:	Veranschaulichung der Ausfallwahrscheinlichkeit im Optionspreismodell	97
Abbildung 7:	Verteilungsfunktion des Risikos	104
Abbildung 8:	Wahrscheinlichkeits- und Dichtefunktion des Risikos	104
Abbildung 9:	Ableitung VaR und RaC aus der Ergebnisverteilung von Unternehmen	106
Abbildung 10:	Standardabweichung in Abhängigkeit von der Kreditportfoliogröße	111
Abbildung 11:	Korrelation aufgrund zugrunde liegender Faktoren	115
Abbildung 12:	Verteilung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit im Ein-Faktor-Modell	118
Abbildung 13:	Vergleich verschiedener Konfidenzintervalle in Abhängigkeit von der Kundenzahl	129
Abbildung 14:	Verteilung der Ausfallquote im Abhängigkeits- und Unabhängigkeitsfall ($PD = 2,5\%$, $N = 200$)	138
Abbildung 15:	Verteilung der Ausfallquote bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und Korrelation ($H_{his} = 5$, $N_{his} = 200$)	141
Abbildung 16:	Vergleich der VaR der Ausfallquoten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit beziehungsweise Korrelation ($AQ_{geg} = 2,5\%$, $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,03$, $\alpha = 95\%$)	144
Abbildung 17:	Vergleich der VaR der Ausfallquoten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit beziehungsweise Korrelation (gleitender Durchschnitt) ($AQ_{geg} = 2,5\%$, $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,03$, $\alpha = 95\%$)	145
Abbildung 18:	Schnittpunkte von VaR_{α}^{SU} und VaR_{α}^K für $AQ_{geg} = 2,5\%$, $\alpha = 95\%$	148

Abbildung 19:	Mit Bootstrapping erzeugte Wertepaare $(\widetilde{PD}_T^{ML}, \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML})$, das Parameterpaar der Ausgangsstichprobe und asymptotische Konfidenzregion $1 - q = 95\%$	155
Abbildung 20:	Dichtefunktion der Portfolioverluste ($\widetilde{PD}_T^{ML} = 2,98\%$, $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} = 0,0245$, $N = 500$)	156
Abbildung 21:	Verteilung des VaR _{99%} bei Anwendung der asymptotischen Methode und Bootstrapping zur Modellierung der Schätzunsicherheit	160
Abbildung 22:	Anteil der Stichproben, bei denen keine signifikanten Unterschiede der Mittelwerte der VaR-Verteilungen bei Verwendung der asymptotischen Methode beziehungsweise Bootstrapping gemessen werden	163
Abbildung 23:	Ergebnisse der Zweistichprobentests in Abhängigkeit von zugrunde liegenden Parameterpaaren verschiedener Ausgangsstichproben (VaR _{90%} , $T = 100$)	164
Abbildung 24:	Abgrenzung der Ausgangsstichproben, die zu signifikant verschiedenen Mittelwerten der VaR-Verteilung führen ($T = 100$, VaR _{90%})	165
Abbildung 25:	Vergleich der Bedeutung der Schätzunsicherheit für $\widetilde{PD}_T^r, \widetilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}, \widetilde{\sigma}_T^{gw}$	172
Abbildung 26:	Zusammenhang zwischen der Ausfallwahrscheinlichkeit und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)	178
Abbildung 27:	Zusammenhang zwischen der Innerklassenkorrelation und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)	178
Abbildung 28:	Zusammenhang zwischen der Ratingklassengröße und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)	178
Abbildung 29:	Einfluss der Inhomogenität auf die Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)	180
Abbildung 30:	Erforderlicher Zuschlag auf das ökonomische Eigenkapital bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der Interklassenkorrelation (Vertrauensniveau: 99,9%)	182
Abbildung 31:	Lorenzkurve des Kreditvolumens	187
Abbildung 32:	Verlustverteilung des Portfolios	188
Abbildung 33:	Regionale Verteilung der berücksichtigten Unternehmen	224

Abbildung 34:	Verteilung der Verluste pro Forderungsausfall im Intervall zwischen 1 Euro und 15 000 Euro	231
Abbildung 35:	Ausfallquote in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (2006)	233
Abbildung 36:	Ausfallquote in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil (2006)	240
Abbildung 37:	Ausfallquote in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (2006)	246
Abbildung 38:	Verlustquote in Abhängigkeit vom gewährten Forderungsbetrag (2006)	259
Abbildung 39:	Vergleich der relativen Häufigkeiten der empirischen Ausfallquoten und der Dichtefunktion der vorgeschlagenen Lognormalverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 10% für die gesamte Stichprobe	270
Abbildung 40:	Abweichung der kumulierten Wahrscheinlichkeit der empirischen Verteilung der Ausfallquote von der vorgeschlagenen Lognormalverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 100% für die gesamte Stichprobe	271
Abbildung 41:	Vergleich der kumulierten Wahrscheinlichkeiten der empirischen Verlustquoten und der Verteilungsfunktionen der Beta- und der Gleichverteilung im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% für die gesamte Stichprobe	275
Abbildung 42:	Abweichung der kumulierten Wahrscheinlichkeit der empirischen Verteilung der Verlustquote von der Beta- beziehungsweise Gleichverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 99,9% für die gesamte Stichprobe	275

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Beanspruchung der Kreditlinie in Abhängigkeit von der Bonitätsbeurteilung	63
Tabelle 2:	Zusammenhang Diskriminanzvariable und Ausfallwahrscheinlichkeit	88
Tabelle 3:	Ausfallwahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit vom Bonitätsindex für zwei Auskunfteien	102
Tabelle 4:	Wahrscheinlichkeitsverteilung Portfolioverluste im Zwei-Kreditnehmerfall	113
Tabelle 5:	Schätzintervalle der Ratingklassen eines fiktiven Unternehmens ($\alpha = 5\%$)	128
Tabelle 6:	Schnittpunkte des $\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}}$ und $\text{VaR}_\alpha^{\text{K}}$ für $AQ_{\text{geg}} = 2,5\%$	146
Tabelle 7:	Schnittpunkte des $\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}}$ und $\text{VaR}_\alpha^{\text{K}}$ für $AQ_{\text{geg}} = 1,0\%$	147
Tabelle 8:	Mittelwertvergleich der VaR-Verteilungen ($Nt = 500$, Signifikanzniveau: 5%)	162
Tabelle 9:	Erhöhung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs aufgrund von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der historischen Periodenlänge	177
Tabelle 10:	Erhöhung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs aufgrund von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der Ratingklassenzahl	181
Tabelle 11:	Historische Beobachtungen des Beispiels	183
Tabelle 12:	Schätzer der Ausfallwahrscheinlichkeiten und der Innerklassenkorrelationen	186
Tabelle 13:	Kreditportfolio im Prognosezeitraum	187
Tabelle 14:	Berechnung Risikokosten bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit ($LGD = 1$)	191
Tabelle 15:	Berechnung Risikokosten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit ($LGD = 1$)	192
Tabelle 16:	Berechnung Risikokosten bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit (LGD stochastisch)	193
Tabelle 17:	Berechnung Risikokosten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit (LGD stochastisch)	193

Tabelle 18:	Erwartete Rangfolge bei einem Vergleich der Ausfallquoten von Wirtschaftszweigen in Abhängigkeit von den Insolvenzquoten der Zielbranchen	206
Tabelle 19:	Erwartete Rangfolge bei einem Vergleich der Ausfallquoten von Wirtschaftszweigen in Abhängigkeit von der Konzentration auf einzelne Zielbranchen	209
Tabelle 20:	Insolvenzstatistik für das Jahr 2007 differenziert nach Bundesländern	214
Tabelle 21:	Anzahl beantworteter Fragebögen differenziert nach Branche und Region	223
Tabelle 22:	Größenmerkmale der untersuchten Unternehmen	225
Tabelle 23:	Überblick über die Risikokennzahlen in der gesamten Stichprobe	230
Tabelle 24:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP)	232
Tabelle 25:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (Teilstichproben)	234
Tabelle 26:	Vergleich der Ausfallquoten verschiedener Branchen	235
Tabelle 27:	Branchenrangfolgen nach unterschiedlichen Verfahren	237
Tabelle 28:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (gesamte SP)	239
Tabelle 29:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil (Teilstichproben)	240
Tabelle 30:	Vergleich der Ausfallquoten von Inlands- und Auslandskunden	241
Tabelle 31:	Vergleich der Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (gesamte SP)	242
Tabelle 32:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (Teilstichproben)	243
Tabelle 33:	Vergleich der Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (gesamte SP)	244
Tabelle 34:	Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (Teilstichproben)	245
Tabelle 35:	Vergleich der Ausfallquoten zwischen Neu- und Bestandskunden (gesamte SP)	246
Tabelle 36:	Vergleich der Ausfallquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)	247

Tabelle 37:	Vergleich der Ausfallquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (Teilstichproben)	248
Tabelle 38:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP)	249
Tabelle 39:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (Teilstichproben)	250
Tabelle 40:	Vergleich gewährter Forderungsbeträge in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP)	251
Tabelle 41:	Vergleich der Verlustquoten verschiedener Branchen	252
Tabelle 42:	Branchenrangfolgen auf Basis der mittleren Verlust- und Ausfallquoten	253
Tabelle 43:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (gesamte SP)	254
Tabelle 44:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (Teilstichproben)	255
Tabelle 45:	Vergleich von Verlustquoten zwischen Inlands- und Auslandskunden	255
Tabelle 46:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (gesamte SP)	257
Tabelle 47:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (Teilstichproben)	257
Tabelle 48:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (gesamte SP)	260
Tabelle 49:	Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (Teilstichproben)	260
Tabelle 50:	Vergleich von Verlustquoten zwischen Neu- und Bestandskunden (gesamte SP)	261
Tabelle 51:	Vergleich von Verlustquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)	262
Tabelle 52:	Vergleich gewährter Forderungsbeträge zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)	263
Tabelle 53:	Zusammenfassung der Hypothesentests	264
Tabelle 54:	Korrelationsmatrizen der drei Risikokomponenten	265
Tabelle 55:	Korrelationsmatrix der Kreditoreneigenschaften	266

Tabelle 56:	Ergebnisse der Diskriminanzanalysen hinsichtlich der Ausfallquote	267
Tabelle 57:	Ergebnisse der Diskriminanzanalysen hinsichtlich der Verlustquote	267
Tabelle 58:	Standardisierte kanonische Diskriminanzkoeffizienten	268
Tabelle 59:	Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Ausfallquote differenziert nach Kreditorenmerkmalen	272
Tabelle 60:	Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Verlustquote differenziert nach Kreditorenmerkmalen	277

Abkürzungsverzeichnis

AktG	Aktiengesetz
AQ	Ausfallquote
BGB	Bürgerliches Gesetzbuch
BGH	Bundesgerichtshof
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie
BV	Betaverteilung
CCF	Credit Conversion Factor
CVaR _{α}	Conditional Value at Risk zum Vertrauensniveau α
EAD	Exposure at Default (Forderungsbetrag zum Ausfallzeitpunkt)
EADF	Exposure at Default Factor
EDF	Expected Default Frequency
EK	Bedarf an ökonomischem Eigenkapital
EStG	Einkommensteuergesetz
FV _{T}	Face Value (Nominalwert der Verbindlichkeiten zum Zeitpunkt T)
GmbHG	GmbH-Gesetz
GV	Gleichverteilung
H. v.	Herstellung von
InsO	Insolvenzordnung
IRB-Ansatz	Internal-Rating-Based-Ansatz
KonTrag	Gesetz zur Kontrolle und Transparenz im Unternehmensbereich
K-S-Test	Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstest
L	Kreditlimit
LEQ	Loan Equivalent Amount
LGD	Loss Given Default (Verlustquote)
Max.	Maximum
Min.	Minimum
MW	Mittelwert
NPV	Net Present Value
PD	Probability of Default (Ausfallwahrscheinlichkeit)
\mathfrak{R}	Risiko

RaC	Risk adjusted Capital
rel.	relative
RN	Randnummer
SABW	Standardabweichung
SolvV	Solvabilitätsverordnung
SP	Stichprobe
TransPuG	Transparenz- und Publikationsgesetz
u. a.	und anderes
u. ä.	und ähnliches
UW_T	Unternehmenswert zum Zeitpunkt T
VaR_α	Value at Risk zum Vertrauensniveau α
VaR_α^K	Value at Risk zum Vertrauensniveau α bei Berücksichtigung von Korrelation
VaR_α^{SU}	Value at Risk zum Vertrauensniveau α bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit
Verb	Verbindlichkeit
WM	Zeitschrift für Wirtschafts- und Bankrecht
ZPO	Zivilprozessordnung

Symbolverzeichnis

a	Index für die erklärenden Variablen im Regressionsmodell
α	bezeichnet das Vertrauensniveau und einen Parameter der Betaverteilung beziehungsweise Betafunktion
$\hat{\alpha}$	Korrektur des Vertrauensniveaus zur Berechnung des CVaR
$A_{t_0}^{\emptyset}$	durchschnittliche Ausnutzung des Kreditlimits in der Vergangenheit
AQ_t^r, AQ	Ausfallquote (der Ratingklasse r zum Zeitpunkt t), Matrix der Ausfallquote
AQ_u, AQ_K	Verteilung der Ausfallquote im Unabhängigkeits- und Abhängigkeitsfall
AQ_{geg}	gegebene Ausfallquote
b	Vektor von Diskriminanzkoeffizienten
B_i	Bonitätsvariable von Schuldner i
c	Quantil der Standardnormalverteilung
c_i	Schwellenwert von Schuldner i
D_{it}^r	Ausfallvariable von Schuldner i , welcher der Ratingklasse r zum Zeitpunkt t zugeordnet ist
DD	Distance to Default
dW_t	Wiener Prozess
e	Eulersche Zahl
$E()$	Erwartungswert
$E_{i,T+1}^r$	Forderungsbetrag einer Exposureklasse i in der Ratingklasse r zum Zeitpunkt $T+1$
EAD_i	Forderungsbetrag (gegenüber Schuldner i)
EK_i^r	Bedarf an ökonomischem Eigenkapital (in Ratingklasse r und Exposureklasse i)
F	systematischer Risikofaktor
f	Realisation des systematischen Risikofaktors
H_t^r, H_{his}	Anzahl (prognostiziert, historisch) ausgefallener Unternehmen (einer Ratingklasse r zum Zeitpunkt t)
\hat{H}	Korrektur von H
h	realisierte Anzahl ausgefallener Unternehmen
\vec{h}	Vektor realisierter Ausfälle

$h_K^{\text{VaR}}, h_{SU}^{\text{VaR}}$	Anzahl Ausfälle, die nur mit einer Restwahrscheinlichkeit α noch überschritten wird, bei Berücksichtigung von Korrelation beziehungsweise Schätzunsicherheit
i, j	Kreditarrangementindizes (Kreditnehmer), Exposureklassenindizes
$\widehat{I}(PD, \rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}})_T$	Informationsmatrix im Beta-Binomial-Modell mit den Elementen I_1, I_2, I_3 und I_4
I	Einheitsmatrix
K	Korrelationsmatrix mit den Nichtdiagonalelementen $\hat{\rho}^{qw}$
$K(EK_i^r)$	Eigenkapitalkosten (in Ratingklasse r und Exposureklasse i)
$K()$	Kosten
KI_W	Wald-Konfidenzintervall
$KI_W^{\text{Läng}}$	Wald-Konfidenzintervall mit Längsschnittkorrelation
KI_{AC}	Agresti-Coull-Konfidenzintervall
$KI_{AC}^{\text{Läng}}$	Agresti-Coull-Konfidenzintervall mit Längsschnittkorrelation
L	Gesamtzahl Szenarien
l	Index für Szenario
LGD_i	Verlustquote des Schuldners i
m	Anzahl der genutzten Sicherungsinstrumente
MW	Mittelwert
$N, N_{his}, N_{i,t}^r$	Anzahl Kreditnehmer (in der Ratingklasse r zum Zeitpunkt t [t wird zum Teil durch his = historisch ersetzt], welche der Exposureklasse i zugeordnet werden)
\widehat{N}, N^*	Korrekturen von N
NPV	Net Present Value
PD, PD_i, PD^r	Ausfallwahrscheinlichkeit des Schuldners i beziehungsweise der Schuldner der Ratingklasse r
$PD_{i,j}$	gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit der Schuldner i und j
$\widetilde{PD}_{i,j}^r$	Schätzer der gemeinsamen Ausfallwahrscheinlichkeit der Schuldner i und j in Ratingklasse r
\widetilde{PD}_T^r	Schätzer der Ausfallwahrscheinlichkeit (in der Ratingklasse r und Datenhistorie T)
$\widetilde{PD}_u, \widetilde{PD}_k$	Schätzer der Ausfallwahrscheinlichkeit im Unabhängigkeits- und Abhängigkeitsfall

\widetilde{PD}_T^{ML}	Maximum-Likelihood-Schätzer der Ausfallwahrscheinlichkeit basierend auf dem Zeitraum T
$\widetilde{PD}_{CP}^{\text{untere Grenze}}$	untere Grenze des Clopper-Pearson-Konfidenzintervalls
$\widetilde{PD}_{CP}^{\text{obere Grenze}}$	obere Grenze des Clopper-Pearson-Konfidenzintervalls
$\widetilde{PD}_{Mid-P}^{\text{untere Grenze}}$	untere Grenze des Mid-P-Clopper-Pearson-Konfidenzintervalls
$\widetilde{PD}_{Mid-P}^{\text{obere Grenze}}$	obere Grenze des Mid-P-Clopper-Pearson-Konfidenzintervalls
\widehat{PD}	Korrektur von \widetilde{PD}
PD^{sub}	substituiert den Term: $\widetilde{PD}_T^{ML} - PD$
$PD_{min,max}$	minimale und Maximale Ausfallwahrscheinlichkeit bei gegebenem Konfidenzniveau
PD_{Zufall}	zufällig aus einer Konfidenzregion gezogener Wert der Ausfallwahrscheinlichkeit
p_l	Eintrittswahrscheinlichkeit von Schadensszenario s_l
p_{AQ}	Wahrscheinlichkeit einer Ausfallquote in Höhe von null
p_{LGD}	Wahrscheinlichkeit einer Verlustquote in Höhe von 100%
Pr	Probability
q	Quantil einer Verteilung
q_{AQ}	Wahrscheinlichkeit einer Ausfallquote größer als null
R	Anzahl Ratingklassen
R^2	Bestimmtheitsmaß
r	Ratingklassenindex
r_p	Pearson'scher Korrelationskoeffizient
r_s	Rangkorrelation nach Spearman
S_0	Marktwert des Eigenkapitals
S_b	Sicherungsinstrument b
s_l	Schadensszenario l
T, t	Zeitindizes
U_i	unsystematischer Risikofaktor
u_i	Störterm im Regressionsmodell
UW_T	Unternehmenswert zum Zeitpunkt T
q, w	Ratingklassenindizes
V_i^r	Verlust (in Ratingklasse r und Exposureklasse i)
$Verb_{kurz}$	kurzfristige Verbindlichkeiten

$Verb_{lang}$	langfristige Verbindlichkeiten
v	Anzahl erklärender Variablen im Regressionsmodell
x_i	Vektor der Merkmalsvariablen von Schuldner i
x_l	Konsequenzen des Schadensszenarios s_l
x_1, \dots, x_N	Stichprobenelemente
x_1^*, \dots, x_N^*	Elemente einer Bootstrapstichprobe
X	Anzahl Iterationsschritte
Y	Anzahl Iterationsschritte
Y_i	Diskriminanzvariable von Schuldner i
Z_i	LogOdd von Schuldner i
1	$1 \times T$ Zeilenvektor, bei dem alle Elemente den Wert Eins annehmen
β	Vektor von Regressionskoeffizienten
ε	bezeichnet in Abschnitt 2.3.3.3.4 eine standardnormalverteilte Zufallsvariable, in den Abschnitten 3.1.2, 3.3.4 wird damit eine marginale Veränderung bezeichnet
η	Zinssatz einer risikolosen Geldanlage
κ	Dividentenrate
μ	in Kapitel 2.3.3.3.4 bezeichnet diese Variable die erwartete Wachstumsrate des Unternehmenswertes, in Abschnitt 2.4.2.2 bezeichnet sie einen Parameter der Logit- und der Probitverteilung
μ_L	Lageparameter der Lognormalverteilung
$\tilde{\pi}_t^r$	stochastische Ausfallwahrscheinlichkeit in Ratingklasse r zum Zeitpunkt t mit Realisation π_t^r
$\{\tilde{\pi}_r^t\}_{tr}$	Matrix aller stochastischen Ausfallwahrscheinlichkeiten mit Realisationen $\{\pi_r^t\}_{tr}$
$\rho_{i,j}^{Aus}$	paarweise Ausfallkorrelation
$\rho_{i,j}^{Asset}$	paarweise Assetkorrelation (Bonitätskorrelation)
$\rho_{Probit}^{r,Asset}$	Assetkorrelation im Probit-Modell in Ratingklasse r
$\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$	geschätzte Assetkorrelation in der Ratingklasse r im Probit-Modell bei einer Datenhistorie der Länge T
ρ_{Probit}^{Aus}	Ausfallkorrelation im Probit-Modell
$\rho_{i,j}^{Läng}$	Längsschnittkorrelation

ρ_{Beta}^{Aus}	Ausfallkorrelation im Beta-Binomial-Modell
$\tilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}$	Maximum-Likelihood-Schätzer der Ausfallkorrelation im Beta-Binomial-Modell basierend auf dem Zeitraum T
$\rho_{Beta}^{Aus,Zufall}$	zufällig aus einer Konfidenzregion gezogener Wert der Ausfallkorrelation im Beta-Binomial-Modell
ρ^{sub}	substituiert den Term: $\tilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus}$
\mathfrak{R}	Risiko
σ	Standardabweichung, Volatilität
σ_L	Standardabweichung der Lognormalverteilung
σ^2	Varianz
σ_{Probit}^2	Varianz der Probitverteilung
σ_{Beta}^2	Varianz der Betaverteilung
$\hat{\Sigma}_T$	geschätzte Varianz-Kovarianzmatrix der Ausfallwahrscheinlichkeiten im Probit-Modell mit den Elementen $\tilde{\sigma}_T^{qw}$
Ψ, Ψ^*	Verteilung, die einem Datensatz zugrunde liegt beziehungsweise deren Approximation (*)
∂^{qw}	Korrelation der Ausfallwahrscheinlichkeit zwischen den Ratingklassen q und w
$\tilde{\partial}^{qw}$	Schätzer der Korrelation der Ausfallwahrscheinlichkeit zwischen den Ratingklassen q und w
ξ_t	Vektor der Funktionswerte der univariaten Verteilungsfunktionen der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeiten der Ratingklassen zum Zeitpunkt t
υ	Integrationsvariable
$Ber()$	Bernoulliverteilung
$Beta(\alpha, \beta)$	Betaverteilung mit den Parametern α und β
$B(\alpha, \beta)$	Betafunktion mit den Parametern α und β
$Bin()$	Binomialverteilung
$Cov()$	Kovarianz
$det()$	Determinante
$exp()$	Exponentialfunktion
$f_{Jeffrey}(x)$	Dichtefunktion der Jeffrey-Verteilung

$F_{\tilde{\pi}}(\pi)$	univariate Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit
$F_{\{\tilde{\pi}_t\}}(\{\pi_t^r\}_{tr})$	multivariate Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit
$l()$	Likelihoodfunktion
$\Upsilon(\widetilde{PD})$	Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit im Bayesianischen Ansatz
$\Gamma()$	Gammafunktion
$\chi_{2,1-q}^2$	das q -Quantil einer Chi-Quadratverteilung mit zwei Freiheitsgraden
ϕ	Dichtefunktion der Standardnormalverteilung
Φ	Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung
Φ_{ρ}^{Biv}	bivariate Standardnormalverteilung mit dem Korrelationskoeffizienten ρ

Kurzfassung

Gewerbliche Unternehmen werden durch verschiedene Risiken gefährdet. Das Forderungsausfallrisiko ist isoliert betrachtet häufig zwar nicht das wichtigste Einzelrisiko, allerdings treten Forderungsausfälle oftmals nicht unabhängig von anderen Risiken auf. Aufgrund solcher Abhängigkeiten ist die Quantifizierung dieses Risikos im Rahmen eines ganzheitlichen Risikomanagements notwendig, wenn der Eigenkapitalbedarf und damit die Risikotragfähigkeit eines Unternehmens bewertet werden soll. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die quantitative Bewertung des Forderungsportfoliorisikos gewerblicher Unternehmen zu ermöglichen.

Grundsätzlich können Unternehmen ähnliche Kreditrisikomodelle wie Banken nutzen, um das Ausfallrisiko ihres Forderungsportfolios zu bewerten. Allerdings müssen diese Modelle individuell parametrisiert werden. Da viele gewerbliche Unternehmen in der Regel jedoch allenfalls über geringe historische Datenbestände verfügen, auf deren Basis Modellparameter geschätzt werden können, sind Modellrisiken von sehr großer Bedeutung. In dieser Arbeit wird daher ein besonderer Fokus auf die Frage gelegt, wie das Modellrisiko „Schätzunsicherheit“ quantifiziert und bei der Portfoliobewertung berücksichtigt werden kann. Es wird gezeigt, dass sich durch die Schätzunsicherheit der Bedarf an ökonomischem Eigenkapital um mehr als 40% erhöhen kann. Auch wird demonstriert, welchen Einfluss dieses Modellrisiko auf die Kosten der Kreditgewährung hat. Darüber hinaus wird untersucht, welche Merkmale eines Portfolios Rückschlüsse auf die Bedeutung der Schätzunsicherheit zulassen.

In der Praxis können jedoch eine Vielzahl von Unternehmen, insbesondere Unternehmen, die mit der quantitativen Risikobewertung Neuland betreten, gar keine historischen Daten zur Parametrisierung von Bankenmodellen zur Verfügung stellen. Für solche Unternehmen wird in der vorliegenden Arbeit ein auf einem Benchmark-Ansatz beruhendes Modell entwickelt, welches auf Grundlage von Kreditoreneigenschaften eine quantitative Bewertung der Verlustverteilung eines Forderungsportfolios ermöglicht. Hierfür werden, basierend auf einer empirischen Studie, Verteilungen für einzelne Parameter des Forderungsausfallrisikos abgeleitet. Ein solches Modell ist damit vor allem für Unternehmen interessant, die im Rahmen eines ganzheitlichen Risikomanagements das Forderungsausfallrisiko bewerten wollen, dieses Risiko selbst jedoch eher als sekundär betrachten. Aber auch für Unternehmen, die an der Bewertung des Forderungsausfallrisikos primär interessiert sind, kann der hier entwickelte Benchmark-Ansatz ein geeignetes Einstiegsmodell sein.

„Ein Geschäftsmann darf kein Bürokrat sein. [...] Die Zeit schreitet fort, aber sie läßt, wie mich dünkt, das Beste zurück. Der Verkehr erleichtert sich immer mehr, die Kurse sind immer schneller bekannt. Das Risiko verringert sich und mit ihm auch der Profit. – Ja, die alten Leute hatten es anders.“¹

1 Einleitung

Kredite werden schon seit Jahrtausenden gewährt. Die ältesten bisher gefundenen gesetzlichen Regelungen zur Kreditvergabe finden sich im Codex Hammurapi, welcher ca. 4 000 Jahre alt ist.² Die ersten Bankiers in Europa waren Warengroßhändler, Kommissionäre und Spediteure, die das Wechsel- und Kreditgeschäft zur Abwicklung ihrer Warengeschäfte benötigten.³ Die Basis des modernen Bankwesens bildeten also Handelskredite. Im Mittelalter konnten Kaufleute, die sich dem Bankgeschäft zuwandten, zu großer Macht und Wohlstand gelangen. Die bekanntesten Vertreter dieser Entwicklung sind sicherlich die „Medici“ aus Florenz⁴ und die „Fugger von der Lilie“ aus Augsburg.⁵ Allerdings zeigt die Geschichte auch, dass zwischen Wohlstand und Verarmung manchmal nur ein paar Kreditausfälle lagen. So verschwanden die „Fugger vom Reh“ aus der Wirtschaftsgeschichte, nachdem sie aufgrund notleidender Kredite verarmten.⁶ Die Stadt Florenz verlor im 14. Jahrhundert ihre Vormachtstellung in der Toskana vorübergehend an Lucca, als innerhalb von drei Jahren die wichtigsten Bankiers der Stadt, die Bardi, die Peruzzi und die Acciaiuoli, in Folge von Kreditausfällen, insbesondere aufgrund der Zahlungsunwilligkeit des englischen Königs Edward III., Bankrott gingen und dadurch die wirtschaftliche Entwicklung der Stadt beeinträchtigt wurde.⁷ Auch für die Welser, der nach den Fuggern wohlhabendste Familie von Augsburg jener Zeit, läuteten Kreditausfälle in Folge des spanischen Staatsbankrotts im Jahre 1557 den wirtschaftlichen Niedergang ein.⁸ Die Geschichte macht deutlich, dass Unternehmertum untrennbar mit dem Eingehen von Risiken verbunden ist. Der Unterschied zwischen Erfolg und Misserfolg ist oft sehr klein und nicht selten auch eine Frage von Glück oder Pech. Jakob Fugger wäre vermutlich nicht in die Geschichte eingegangen, wäre es dem Papst gelungen, die Einlagen des Bischofs von Brixen nach dessen Tod aus dem fuggerischen Unternehmen abzuziehen.⁹ Für den Einzelnen stellt sich daher die Frage, wie stark der Zufall das eigene Leben bestimmen soll. Risikofreudige Menschen spekulieren

1 Siehe *Mann* (1900), 243.

2 Vgl. *Schlecker* (2008), 3.

3 Vgl. *Schmidt* (2008), 1.

4 Vgl. *Cleugh* (2002).

5 Vgl. *Braunberger* (2009a), 37 ff.

6 Vgl. *Braunberger* (2009a), 37 f.

7 Vgl. *Lembke* (2009), 17 ff.

8 Vgl. *Braunberger* (2009b), 72 ff.

9 Vgl. *Braunberger* (2009a), 39.

an der Börse. Risikoscheue Menschen legen ihre Ersparnisse lieber festverzinslich bei einer Bank an. Problematisch wird es, wenn die mit einer Entscheidung verbundene Unsicherheit falsch eingeschätzt wird. So würde ein risikoscheuer Mensch seine Ersparnisse möglicherweise nicht nur bei einer Bank anlegen, wenn ihm bewusst wäre, dass im Falle einer Pleite dieser Bank wesentliche Bestandteile seiner Einlagen verloren sein können. Die möglichst genaue Kenntnis der mit einer Entscheidung verbundenen Risiken ist damit eine wesentliche Voraussetzung für das Treffen von Entscheidungen.

Für Unternehmen bildet das Erkennen und Bewerten von Risiken damit die Grundlage der Entscheidungsfindung. Sind Risiken bekannt, kann in Abhängigkeit einer gewählten Risikopolitik entschieden werden, wie mit diesen verfahren werden soll. Ein effizientes Management setzt also voraus, dass Risiken bewertet werden können. Mit der vorliegenden Arbeit soll ein Beitrag zur quantitativen Bewertung von Unternehmensrisiken geleistet werden, wobei der Fokus auf Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes liegt.

Unternehmen sehen sich verschiedenen Risiken ausgesetzt. Die Gefahr, dass ein Kunde einen ihm gewährten Handelskredit nicht zurückzahlt, gehört sicher zu den bekanntesten Unternehmensrisiken. Handelskredite werden in der Regel vom Lieferanten gewährt. Allerdings können solche Kredite auch von Kunden in Form von Anzahlungen zur Verfügung gestellt werden.¹⁰ Auch wenn für viele Unternehmen das Risiko, einen Forderungsausfall beziehungsweise Kreditausfall zu erleiden, häufig nicht zu den wichtigsten Einzelrisiken in Bezug auf eine Bestandsgefährdung zählt,¹¹ wird insbesondere in Zeiten hoher Insolvenzzahlen immer wieder vor Folgeinsolvenzen gewarnt.¹² Das Schadenspotenzial von Insolvenzen macht die Insolvenzstatistik deutlich. Demnach mussten allein im ersten Jahrzehnt des 21. Jahrhunderts 340 000 Unternehmen in Deutschland einen Insolvenzantrag stellen. Den Gläubigern entstand dadurch ein Gesamtschaden in Höhe einer viertel Billion Euro, also durchschnittlich 735 000 Euro pro Insolvenzfall.¹³ Auch wenn diese Schäden nur zum Teil von den Handelspartnern getragen werden mussten, verschlechtert jeder Kreditausfall die Risikotragfähigkeit eines Unternehmens. Fallen mehrere Forderungen gleichzeitig aus oder tritt ein Forderungsausfall zeitnah mit anderen Schadensfällen auf, kann auch ein bis dahin gesund erscheinendes Unternehmen in seiner Existenz gefährdet werden. Das Eintreten mehrerer Schäden innerhalb kurzer Zeit ist dabei im Rahmen von Forderungsausfällen nicht ungewöhnlich. So steigen die Insolvenzzahlen in Deutschland regelmäßig an, wenn sich die Konjunktur abkühlt.¹⁴ Das heißt, dass Unternehmen insbesondere dann durch Forderungsverluste gefährdet werden, wenn ihr wirtschaftliches Umfeld bereits schwierig ist und dadurch ihre Ertragskraft in Mitleidenschaft gezogen wird. Hinzu kommt, dass mit einem Forderungsausfall in der

¹⁰ Vgl. Ferris (1981), 243.

¹¹ Vgl. Blum, Gleißner, Leibbrand (2005), 31.

¹² Vgl. beispielsweise VID (2009); Lier (2009).

¹³ Vgl. Creditreform (2009a).

¹⁴ Vgl. Bretz (1995), 9.

Regel auch ein Abnehmer und damit Umsatz wegfällt. Das heißt, viele Unternehmen könnten vermutlich einen einzelnen Forderungsausfall verkraften, die Kombination mehrerer Schadensfälle innerhalb kurzer Zeit kann die Risikotragfähigkeit jedoch gefährden. Diese Wechselwirkungen mit anderen Risiken macht das Forderungsausfallrisiko für ein Unternehmen besonders interessant. Auch wenn es isoliert betrachtet in vielen Fällen nicht zu den Top-Risiken eines gewerblichen Unternehmens zählt, muss es aufgrund seiner Eigenschaft, häufig in Kombination mit anderen Schadensfällen aufzutreten, im Rahmen eines ganzheitlichen Risikomanagements bewertet werden, um die Risikotragfähigkeit eines Unternehmens beurteilen zu können.

Die zentrale Fragestellung der vorliegenden Arbeit lautet daher: Wie kann die Verlustverteilung des Forderungsausfallrisikos eines gewerblichen Unternehmens bestimmt werden? Die Kenntnis dieser Verteilung ist erforderlich, um das Gesamtrisiko einer Firma bewerten zu können und auf dieser Grundlage den insgesamt erforderlichen Eigenkapitalbedarf zu bestimmen. Erst durch die Kenntnis des Gesamtrisikoumfangs kann beurteilt werden, ob das mit einer bestimmten Entscheidung verbundene Risiko getragen werden kann. Damit kann das Forderungsausfallrisiko auch Entscheidungen betreffen, bei denen kein direkter Zusammenhang mit der Gewährung von Handelskrediten hergestellt werden kann.¹⁵

Aber auch die Gewährung eines Handelskredites kann als eine Investition aufgefasst werden. Bei der Entscheidung für oder gegen die Vergabe eines Kredites, stellen sich im Unternehmen im Kern zwei Fragen: Kann das Risiko eines Zahlungsausfalls eingegangen werden? Wenn ja: Zu welchem Preis sollte der Kredit mindestens angeboten werden? Um diese Fragen zu beantworten, ist es erforderlich, die Verlustverteilung des gesamten Forderungsportfolios zu kennen, um den mit der Kreditvergabe verbundenen Eigenkapitalbedarf und damit auch die Eigenkapitalkosten bewerten zu können. Können diese zwei Fragen beantwortet werden, kann ein möglicher Konflikt zwischen den Kreditverantwortlichen und den Vertriebsmitarbeitern entschärft werden. Ist der Vertrieb nicht in der Lage, bei gegebener Risikopolitik die risikoadjustierten Preise zu erzielen oder Zahlungsbedingungen auszuhandeln, die verhindern, dass ein Einzelrisiko so groß wird, dass es vom Unternehmen nicht mehr getragen werden kann, sollte auf ein solches Geschäft verzichtet werden.¹⁶

Hinsichtlich der quantitativen Bewertung von Forderungsausfallrisiken gewerblicher Unternehmen hat sich in der Literatur bisher kein eigenständiger Forschungszweig eta-

¹⁵ Beispielsweise könnten die Risiken einer Investition in eine energiesparende Anlage für ein CO₂ handelspflichtiges Unternehmen in erster Linie in der Entwicklung des CO₂-Preises liegen. Es kann jedoch sein, dass eine mögliche Investitionsstrategie so viel Eigenkapital zur Risikodeckung erfordert, dass im Aggregat aller Risiken nicht genügend Mittel zur Risikodeckung zur Verfügung stehen. Wird das Investitionsrisiko isoliert betrachtet, kann ein Unternehmen im Aggregat mehr Risiken eingehen als es tragen kann.

¹⁶ Aus strategischen Überlegungen heraus, kann es gelegentlich natürlich auch sinnvoll sein, einen nicht kostendeckenden Preis zu verlangen.

bliert. Zwar gibt es eine Vielzahl von Publikationen, die sich mit dem Forderungsausfallrisiko aus Sicht des betrieblichen Praktikers beschäftigen. Der Fokus liegt hier jedoch in der Regel auf qualitativen, rechtlichen und organisatorischen Fragestellungen. Eine quantitative Risikobewertung erfolgt allenfalls auf Einzelkreditnehmerebene. Das heißt, es wird nur die Bonität eines Debtors bewertet. Eine Portfoliobetrachtung erfolgt nicht oder nur rudimentär unter Vernachlässigung von Abhängigkeiten zwischen den Kreditnehmern.¹⁷

Zur Quantifizierung des Forderungsausfallrisikos können grundsätzlich verschiedene Methoden zur Anwendung kommen. Gleißner, Romeike (2005) benennen statistische Analysen, Benchmarking, Expertenschätzungen und sonstige Instrumente, wie die Delphi-Technik oder die Fehlerbaumanalyse als Werkzeuge der quantitativen Risikobewertung.¹⁸ Aufgrund der inhaltlich starken Ähnlichkeit des Forderungsausfallrisikos und des Kreditausfallrisikos in Banken, liegt es nahe, das Forderungsausfallrisiko mit ähnlichen Methoden wie das Kreditrisiko im Finanzsektor zu bewerten und eine Risikobewertung auf Grundlage statistischer Analysen vorzunehmen. Aufgrund dieser Schnittmenge der hier untersuchten Fragestellung und den Problemen, die im Bankenschrifttum untersucht werden, ist das Fehlen eines eigenständigen Forschungsstrangs zur quantitativen Forderungsausfallrisikobewertung bei gewerblichen Unternehmen zu erklären.

Für die Modellierung von abhängigen Ausfällen in Kreditportfolios auf Grundlage statistischer Analysen steht eine Vielzahl von Kreditportfoliomodellen zur Verfügung.¹⁹ Frey, McNeil (2003) unterscheiden für die Bewertung der Verteilung der Ausfallquote eines Portfolios zwischen zwei Modelltypen, den Latente-Variablen-Modellen und den Mischungsmodellen. Diese Autoren zeigen, dass beide Modelltypen ineinander überführt werden können, wobei sie die Überführung der Latente-Variablen-Modelle in Mischungsmodelle als nützlicher beurteilen, da letztere aufgrund ihrer einfachen Simulierbarkeit und Schätzbarkeit wichtige Vorteile aufweisen.²⁰ Aufgrund dieser Vorteile erfolgt hier die Modellierung von Forderungsportfolios auf Basis solcher Mischungsmodelle.

Neben der Bewertung der Verteilung der Ausfallquote, beschäftigt sich die Bankenliteratur auch mit der Frage, wie Verlustquoten im Falle von Kreditausfällen und die Höhe der gewährten Kredite zum Ausfallzeitpunkt bewertet werden können. Da die Prognose dieser beiden Größen unsicher ist, wird vorgeschlagen, diese durch Verteilungen zu modellieren.²¹ So wird für den Forderungsbetrag zum Ausfallzeitpunkt beispielsweise die

17 Vgl. beispielsweise Pütz, Schneider-Maessen, Weiß (2007); Connelly (2009); Wiedenhorn (2006); Huber (2005); Gleißner, Romeike (2005), 194 ff.; Fiedler et al. (2006); Scherr, Mays (2000), 62 ff.

18 Vgl. Gleißner, Romeike (2005), 207 ff.

19 Z. B. CreditMetrics[®], CreditPortfolioView[®], CreditManager[®], Credit Risk[®], KMV-Modell[®].

20 Vgl. Frey, McNeil (2003), 59 ff.

21 Vgl. beispielsweise Araten, Jacobs (2001), 35 f., oder Jacobs (2008), 13, zur Unsicherheit bei der Einschätzung des Forderungsbetrages zum Ausfallzeitpunkt und Araten, Jacobs, Varshney (2004), 28 ff.;

Verwendung von Inversen Gaußverteilungen und Gammaverteilungen diskutiert.²² Allerdings finden sich auch Stimmen, die diese Größe als fix modellieren, beziehungsweise vom Management einschätzen lassen.²³ Zur Modellierung der Verlustquote hat sich die Verwendung der Betaverteilung etabliert.²⁴ In der vorliegenden Arbeit wird unterstellt, dass die Forderungshöhe zum Ausfallzeitpunkt durch das Management eines Unternehmens beurteilt werden kann. Die Verlustquote wird durch Verteilungen modelliert, wobei die Frage nach einer geeigneten Verteilung hier diskutiert wird.

Eine statistische Analyse setzt historische Beobachtungen voraus, auf denen eine Bewertung beruhen kann. Die Anwendbarkeit statistischer Analysen im Rahmen der Forderungsausfallrisikobewertung gewerblicher Unternehmen könnte daher aufgrund einer begrenzten Datenverfügbarkeit limitiert sein. Insbesondere ist zu berücksichtigen, dass historische Beobachtungen auch nur zufällige Realisationen der zugrunde liegenden unbekanntes Risikoverteilung sind. Werden die Parameter eines Risikomodells auf Basis historischer Beobachtungen bestimmt, ist daher zu beachten, dass aufgrund der Zufälligkeit der in die Schätzung einfließenden Daten, ein Modell fehlerhaft parametrisiert werden kann. Dieses Problem stellt ein hier als Schätzunsicherheit bezeichnetes Modellrisiko dar und muss bei der Risikobewertung berücksichtigt werden.²⁵ Das heißt, ein Unternehmen muss zusätzlich Eigenkapital dafür zur Verfügung stellen, dass ein Risiko aufgrund von Schätzunsicherheit falsch bewertet wird.

Die Literatur unterscheidet zwischen zwei Arten von Modellrisiken. Zum einen besteht die Gefahr, dass ein Modell fehlerhaft oder falsch spezifiziert ist. Hierunter fallen beispielsweise Fehler bei der analytischen Lösung aber auch fehlerhafte Annahmen hinsichtlich der zugrunde liegenden stochastischen Prozesse und die Vernachlässigung relevanter Risikofaktoren. Zum anderen wird als eine Quelle von Modellrisiken die Schätzung der Modellparameter identifiziert. Solche Schätzfehler können ihre Ursache unter anderem in der Verwendung ungeeigneter Schätzmethoden haben. Aber auch die Frage nach dem Umgang mit Ausreißern oder die statistische Unsicherheit der Schätzung wird dieser Art der Modellrisiken zugeordnet. Die hier betrachtete Schätzunsicherheit ist der zweiten Kategorie zuzuordnen.²⁶

Für die Bewertung von Modellrisiken haben sich mit dem Bayesianischen Ansatz und dem Worst-Case-Ansatz zwei unterschiedliche Verfahren etabliert. Beim Worst-Case-Ansatz wird das Risiko auf Grundlage verschiedener Modellalternativen bestimmt. Als Modellrisiko wird die Differenz zwischen dem nominalen Modell und dem Modell mit

Gupton, Gates, Carty (2000), 1 ff.; *Altman, Kishore* (1996), 57 ff.; *Henkenjohann* (2009), 8; *Altman, Resti, Sironi* (2001), 86, zur Unsicherheit bei der Bewertung der Verlustquote.

²² Vgl. *Jiménez, Mencía* (2007), 10 und 49.

²³ Vgl. *de Servigny, Renault* (2004), 222; *Marrison* (2002), 282.

²⁴ Vgl. *Altman, Resti, Sironi* (2001), 15; *de Servigny, Renault* (2004), 139 ff.; *Gupton, Stein* (2005), 19 f.

²⁵ Vgl. *Sibbertsen, Stahl, Luedtke* (2008), 65 ff.

²⁶ Vgl. *Sibbertsen, Stahl, Luedtke* (2008), 65 ff.; *Crouhy, Galai, Mark* (1998), 273 ff.

der kritischsten Risikoausprägung bezeichnet. Im Gegensatz hierzu wird beim Bayesianischen Ansatz das Gesamtrisiko auf Grundlage eines gewichteten Durchschnitts der einzelnen möglichen Modelle gebildet.²⁷ In der Literatur zur Beurteilung von Schätzunsicherheit im Kreditportfolio lässt sich eine Präferenz für den Worst-Case-Ansatz erkennen. Dies lässt sich vor allem auf die verhältnismäßig einfache Anwendbarkeit dieser Methode zurückführen. Insbesondere die Arbeiten, die Schätzunsicherheiten auf Grundlage der Grenzen von Konfidenzintervallen oder Konfidenzregionen beurteilen, sind diesem Ansatz zuzuordnen.²⁸ Zur Bewertung des tatsächlichen Risikos eines Kreditportfolios unter Berücksichtigung der Modellrisiken ist der Worst-Case-Ansatz jedoch wenig zweckmäßig. Für diese Aufgabe wird der Bayesianische Ansatz als geeigneter beschrieben.²⁹ Die vorliegende Arbeit nutzt daher den Bayesianischen Ansatz zur Bewertung des hier untersuchten Modellrisikos.

Da insbesondere gewerbliche Unternehmen mit Datenproblemen konfrontiert sein können, ist die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bei der Bewertung von Forderungsausfallrisiken auf Basis statistischer Modelle von hoher Relevanz. In Abschnitt 3 wird daher untersucht, mit welcher Methode die Schätzunsicherheit bewertet werden kann und welche Bedeutung diese Risikokomponente für die Verlustverteilung des Forderungsausfallrisikos hat, wenn eine Risikobewertung auf Grundlage von im Bankensektor verbreiteten Modellen erfolgt. Die Untersuchungen beschränken sich dabei auf die Bewertung der Ausfallquote, da für diese Risikokomponente am ehesten eine eigenständige Bewertung durch gewerbliche Unternehmen zu erwarten ist.³⁰

Ein wesentlicher Vorteil der Nutzung von den hier in Abschnitt 3 untersuchten und im Bankensektor verbreiteten statistischen Methoden besteht darin, dass aus den abgeleiteten Verlustverteilungen auch direkte Rückschlüsse für die Preissetzung auf Einzelkreditnehmerebene möglich sind. Allerdings muss realistischerweise eingeräumt werden, dass der überwiegende Teil gewerblicher Unternehmen auf absehbare Zeit nicht in der Lage sein wird, solche Bankmodelle auf Grundlage eigener Datenhistorien zu parametrisieren. Aus diesem Grund ist es erforderlich, einen alternativen Ansatz zu entwickeln, der eine approximative Bestimmung der Verlustverteilung des Forderungsausfallrisikos ermöglicht. Als eine solche alternative Methode wird in Abschnitt 4 ein Benchmark-Ansatz vorgeschlagen.³¹

Beim Benchmarking wird auf unternehmensexterne Informationen zurückgegriffen, um ein Risiko zu bewerten. Die Risikomessung beruht in diesem Fall nicht mehr auf spezi-

27 Vgl. *Sibbertsen, Stahl, Luedtke* (2008), 72 ff.; *Kerkhof, Melenberg, Schumacher* (2002), 11 ff.

28 Vgl. *Cassart et al.* (2007); *Christensen, Hansen, Lando* (2004); *Hanson, Schuermann* (2006); *Lawrenz* (2008); *Pluto, Tasche* (2005); *Stein* (2003); *Trück, Rachev* (2005).

29 Vgl. *Tarashev* (2010), 2068 ff.; *Löffler* (2003), 1431 ff.; *Hamerle, Rösch* (2006), 116.

30 Teile von Abschnitt 3 basieren auf den Veröffentlichungen: *Dannenberg* (2007c); *Dannenberg* (2008); *Dannenberg* (2010); *Dannenberg* (2011a); *Dannenberg* (2011b).

31 Teile von Abschnitt 4 basieren auf der Veröffentlichung *Dannenberg* (2012).

fischen Gegebenheiten, sondern leitet sich aus den Risikoparametern einer relevanten Vergleichsgruppe ab. Eine wesentliche Voraussetzung für die Verwendung dieser Methode stellt die Identifikation einer geeigneten Referenzgruppe dar, für welche das Risiko analysiert werden kann.³² In Abschnitt 4 erfolgt daher zunächst eine Identifikation möglicher Merkmale, die eine Differenzierung von Vergleichsgruppen erlauben. Hierfür werden Hypothesen über mögliche Abgrenzungskriterien formuliert und auf Grundlage einer empirischen Erhebung überprüft. Für einzelne Vergleichsgruppen erfolgt eine Bewertung von Komponenten des Forderungsausfallrisikos. Basierend auf diesen Bewertungen ist es einem Unternehmen möglich, das Forderungsausfallrisiko näherungsweise zu beurteilen.

Zur Abgrenzung der Vergleichsgruppen werden hier Kreditoreneigenschaften genutzt. Damit unterscheidet sich der in Abschnitt 4 vorgestellte Ansatz grundlegend von klassischen Methoden der Kreditrisikobewertung, bei denen der Kunde im Fokus der Betrachtungen steht. Die hier entwickelte Methode ordnet sich dabei in den Literaturstrang ein, der sich mit der Frage beschäftigt, warum Unternehmen ihren Kunden Handelskredite gewähren. Es existiert zwar keine allgemeingültige Theorie, welche die Existenz von Handelskrediten erklärt. Allerdings beschäftigt sich die Literatur im Zusammenhang mit dieser Finanzierungsform mit der Ableitung und empirischen Überprüfung von Hypothesen, welche die Ursachen für die Existenz beziehungsweise Nutzung dieses Instrumentes verdeutlichen.³³ Als ein wesentliches Argument dafür, dass Lieferanten originäre Aufgaben einer Bank übernehmen, nennt die Literatur Transaktionskostenvorteile. Solche Kostenvorteile spielen sowohl im Zusammenhang mit der Reduktion von Informationsasymmetrien, der Effizienzsteigerung von Lieferbeziehungen als auch bei der Vermeidung von Moral Hazard eine wichtige Rolle. Darüber hinaus werden in der Literatur Marketing-, Kundenbindungs- und Qualitätssicherungsmotive sowie Planungsmotive diskutiert. Auch kann durch den Lieferantenkredit dem Kunden eine Zusatzleistung, insbesondere eine Versicherungsleistung, zur Verfügung gestellt werden, womit die Existenz dieser Finanzierungsform ebenfalls begründet werden kann.³⁴

Aufbauend auf diesen Überlegungen zur Ursache von Lieferantenkrediten hat sich in der Literatur ein Forschungszweig etabliert, welcher sich mit der Frage nach der geeigneten Kreditpolitik eines Unternehmens beschäftigt. So werden die Nutzung von Kreditlimits und die Länge der gewährten Kreditlaufzeiten, das Einräumen von Skonti, das Erheben von Strafen bei Terminüberschreitungen oder bei der nicht autorisierten Nutzung von Skonti durch den Kunden in Abhängigkeit von Kreditoreneigenschaften

³² Vgl. *Gleißner, Romeike* (2005), 208.

³³ Vgl. *Rodriguez-Rodriguez* (2006), 103.

³⁴ Vgl. beispielsweise *Burkart, Ellingsen* (2004), 569 ff.; *Cheng, Pike* (2003), 419 ff.; *Cunat* (2007), 491 ff.; *Lewellen, McConnell, Scott* (1980), 105 ff.; *Mian, Smith* (1992), 169 ff.; *Petersen, Rajan* (1997), 661 ff.; *Wilson, Summers* (2002), 317 ff.; *Bastos, Pindado* (2007), 2631 ff.; *Berlin* (2003), 21 ff.; *Summers, Wilson* (2003), 439 ff. Eine ausführliche Aufarbeitung der Literatur zur Ursache von Lieferantenkrediten erfolgt in Abschnitt 2.2.

untersucht. Darüber hinaus wird erhoben, welche Instrumente zur Risikobewertung und Risikosteuerung eingesetzt werden.³⁵ So kann gezeigt werden, dass ein Zusammenhang zwischen den Eigenschaften eines Kreditgebers, wie Größe, Wachstum, Alter oder Produktcharakteristika und der gewählten Kreditpolitik besteht.³⁶ Auch werden Zusammenhänge zwischen der Kreditpolitik eines Unternehmens und den eigenen Refinanzierungsmöglichkeiten untersucht.³⁷

Die Erkenntnis, dass sich Kreditoren hinsichtlich ihrer optimalen Kreditpolitik unterscheiden, lässt allerdings noch keine Erkenntnisgewinne darüber zu, welche Konsequenzen diese Unterschiede für einzelne Unternehmen in Bezug auf ihre Forderungsausfallrisiken haben. An dieser Stelle setzt die vorliegende Arbeit in Abschnitt 4 an. Basierend auf der Idee, dass Unternehmen unterschiedliche Managementinstrumente nutzen, wird vermutet, dass sich Unternehmen aufgrund verschiedener optimaler Kreditpolitiken auch hinsichtlich ihrer Risiken unterscheiden. Damit wird hier einerseits ein wichtiger Beitrag zur Übertragung wissenschaftlicher Erkenntnisse in die betriebswirtschaftliche Praxis geleistet. Andererseits wird der wissenschaftlichen Forschung eine neue Perspektive in Bezug auf die Untersuchung von Handelskrediten eröffnet.

Der wesentliche Vorteil einer Abgrenzung von Vergleichsgruppen auf Basis von Kreditoreneigenschaften liegt darin, dass die erforderlichen Merkmale jedem Unternehmen bekannt sind und keine spezifischen Informationen über die Kunden zur Verfügung stehen müssen. Damit ergibt sich als Nachteil dieses Ansatzes, dass keine direkten Rückschlüsse auf spezielle Kreditentscheidungen möglich sind, also auch keine Preissetzung erfolgen kann. Diese Methode bietet sich daher vor allem für solche Unternehmen an, die ihr Forderungsausfallrisiko vor dem Hintergrund einer Gesamtrisikomessung bewerten wollen.

Die Grundlagen der Analysen in den Abschnitten 3 und 4 werden in Abschnitt 2 gelegt. Hier erfolgt zunächst die Herausarbeitung der Risikokomponenten und eine Einordnung des Forderungsausfallrisikos in ein Unternehmen. Weiter wird identifiziert, aus welchem Grund gewerbliche Unternehmen Handelskredite gewähren und diese Aktivität nicht vollständig spezialisierten Instituten wie Banken überlassen. Auf Grundlage dieser Analyse werden in Abschnitt 4 die Hypothesen zur Abgrenzung von Risikogruppen hergeleitet. In Abschnitt 2 erfolgt darüber hinaus eine Einführung in die quantitative Risikobewertung und in die in Abschnitt 3 verwendeten Kreditrisikomodelle. Die Arbeit schließt in Kapitel 5 mit einem Ausblick.

³⁵ Vgl. *Beranek, Scherr* (1991), 39 ff.; *Ng, Smith, Smith* (1999), 1109 ff.; *Kokalj, Paffenholz, Schröder* (2000), 110 ff.; *Weiß, Breitenfelner* (1997), 23; *Scherr* (1996), 71 ff.; *Giannetti, Burkart, Ellingsen* (2008), 1 ff.; *Summers, Wilson* (2003), 439 ff.

³⁶ Vgl. beispielsweise *Petersen, Rajan* (1997), 672 ff.; *Wilson, Summers* (2002), 317 ff.; *Bastos, Pindado* (2007), 2637 ff.; *Giannetti, Burkart, Ellingsen* (2008), 1 ff.; *Niskanen, Niskanen* (2006), 87 ff.; *Summers, Wilson* (2003), 443.

³⁷ Vgl. *Frank, Maksimovic* (2004), 20 ff.; *Niskanen, Niskanen* (2006), 87 ff.; *Biais, Gollier* (1997), 903 ff.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Forderungsausfallrisiko im Kontext des Risikomanagements

2.1.1 Einordnung des Forderungsausfallrisikos

2.1.1.1 Der allgemeine Risikobegriff

Die Herkunft des Wortes „*Risiko*“ ist etymologisch nicht vollständig geklärt. Es lässt sich sowohl auf die italienischen Worte „*rischio*“ und „*risicare*“ sowie auf die früheren griechisch-byzantinisch-arabischen Worte „*rhiziko*“, „*riza*“ und „*rizq*“ zurückführen. Es bedeutet in seinem italienischen Ursprung so viel wie „eine Klippe umschiffen“, „etwas wagen“ oder „herausfordern“. In seiner griechisch-byzantinisch-arabischen Herkunft bedeutet es „Lebensunterhalt der von Gott abhängt“, „Schicksal“, „Glück“ oder „Zufall“.³⁸ Durch die Entstehung von Lotterien und Versicherungen fand der Begriff im 19. Jahrhundert Eingang in die Versicherungsmathematik, Mathematik und Statistik. Hierdurch wurde er allgemein verbreitet. Heute wird mit dem Begriff „*Risiko*“ im allgemeinen Sprachgebrauch eine Schadens- beziehungsweise Verlustmöglichkeit, also eine Gefahr oder ein Wagnis verbunden.³⁹

In der Literatur haben sich verschiedene Risikobegriffe herauskristallisiert. Risiken können durch Entscheidungssituationen herbeigeführt werden. Entscheiden bedeutet, dass aus verschiedenen Alternativen eine Handlungsmöglichkeit ausgewählt werden kann.⁴⁰ Es kann dabei zwischen Entscheidungen unter Sicherheit und unter Unsicherheit differenziert werden. Bei einer Entscheidung unter Sicherheit ist das Ergebnis vollständig bestimmbar. Eine Entscheidung unter Unsicherheit bedeutet hingegen, dass das Ergebnis beziehungsweise die Konsequenz der Entscheidung nicht exakt determiniert werden kann, also verschiedene Konsequenzen möglich sind.⁴¹ Entscheidungsfindungen unter Unsicherheit sind daher durch die Suche nach der „besten“ Handlungsalternative geprägt.⁴² In der Praxis liegen in der Regel Entscheidungen unter Unsicherheit vor.⁴³ Unsicherheit lässt sich mit unvollständigen und unvollkommenen Informationen der Entscheidungsträger über Wirkzusammenhänge und künftige Umweltzustände erklären.⁴⁴ Das heißt, aufgrund unvollständiger Informationen können Abweichungen von

³⁸ Vgl. Rosenkranz, *Missler-Behr* (2005), 1; *Dacunha-Castelle* (1997), 128; *Jonen* (2006), 4 f.

³⁹ Vgl. *Dacunha-Castelle* (1997), 128; *Kremers* (2002), 35 und dort zitierte Literatur, *Rüsberg, Süchting* (1992), 131; *McNeil, Frey, Embrechts* (2005), 1.

⁴⁰ Vgl. *Albers et al.* (1988), 478.

⁴¹ Vgl. *Oehler, Unser* (2002), 10.

⁴² Vgl. *Fricke* (1994), 137.

⁴³ Vgl. *Oehler, Unser* (2002), 10; *Grebe* (1993), 5.

⁴⁴ Vgl. *Grebe* (1993), 5; *Fricke* (1994), 137 ff.

geplanten beziehungsweise erwarteten Ergebnissen eintreten.⁴⁵ Informationsdefizite können verschiedene Ursachen haben.⁴⁶ Zum einen ist es möglich, dass der Zusammenhang zwischen Entscheidung und Konsequenz beziehungsweise zwischen Ursache und Wirkung statistisch oder unscharf ist. Das heißt, dass selbst bei Vorliegen sämtlicher Informationen die Unsicherheit nicht vollständig aufgelöst werden kann und dadurch ein Restrisiko erhalten bleibt. Die Ursachen für Informationsdefizite können zum anderen auch durch eine sehr hohe Komplexität von Ursachen und Wirkzusammenhängen in der Umwelt verursacht werden. Das heißt, aufgrund der hohen Komplexität ist es nicht möglich, alle Einflussfaktoren und die Wirkzusammenhänge zwischen den einzelnen Faktoren zu beschreiben. Das hat zur Folge, dass Modelle zur Prognose von künftigen Umweltzuständen die Komplexität der realen Umwelt nicht berücksichtigen und dadurch Prognosefehler auftreten können. Eine weitere Ursache für Informationsdefizite eines Entscheiders kann darin begründet liegen, dass Informationen nicht beschafft werden können. Dies kann der Fall sein, wenn notwendige Informationen nicht öffentlich verfügbar sind und von den Eigentümern nicht zur Verfügung gestellt werden.⁴⁷ Auch kann der Beschaffungsaufwand von Informationen so hoch sein, dass der zusätzliche Informationsgewinn den Aufwand nicht rechtfertigt.

Basierend auf Knight (1921) wird bei Unsicherheitssituationen zwischen Entscheidungen unter Ungewissheit und Entscheidungen unter Risiko unterschieden. Eine Entscheidung unter Ungewissheit zeichnet sich dadurch aus, dass es nicht möglich ist, einzelnen zukünftigen Umweltzuständen (Szenarien) Wahrscheinlichkeiten zuzuordnen. Bei einer Entscheidung unter Risiko ist eine Zuordnung von Wahrscheinlichkeiten zu einzelnen Szenarien hingegen möglich.⁴⁸ Das heißt, ein Risiko liegt in einer Entscheidungssituation vor, in der sämtlichen entscheidungsrelevanten Umweltzuständen Wahrscheinlichkeiten zugeordnet werden können.⁴⁹ Eine Entscheidung unter Risiko setzt demnach auch voraus, dass die sich aus einzelnen Szenarien ergebenden Konsequenzen quantifiziert werden können. Zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten wird in der Literatur gelegentlich eine objektive Vorgehensweise gefordert, um von einem Risiko zu sprechen. Können hingegen nur subjektive Wahrscheinlichkeitsaussagen getätigt werden, wird von Un-

⁴⁵ Vgl. Helten (1994), 2; Schierenbeck, Lister (2001), 311.

⁴⁶ Vgl. hierzu beispielsweise Rosenkranz, Missler-Behr (2005), 24 f.

⁴⁷ Beispielsweise können Kunden ihren Lieferanten Informationen vorenthalten, die diese für eine Bonitätseinschätzung benötigen (Jahresabschlüsse, Auftragsbestand, etc.). Auch die Einschätzung des Ausfallrisikos von Mitarbeitern könnte beispielsweise präzisiert werden, wenn die medizinische Vorgeschichte und der Gesundheitszustand der Mitarbeiter bekannt wäre. Die Erhebung solcher Informationen ist in der Praxis aufgrund rechtlicher Rahmenbedingungen in der Regel allerdings nicht möglich (vgl. Dannenberg, 2006, 4).

⁴⁸ Vgl. Albers et al. (1988), 479; Schnurr (1997), 10; Haimes (2002), 55; Blum, Leibbrand (2001), 190; Löschenkohl, Layer (1996), 20.

⁴⁹ Da die tatsächlichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen künftiger Ereignisse im Allgemeinen nicht bekannt sind, werden sie häufig auf Grundlage von Beobachtungen in der Vergangenheit geschätzt oder als bekannt vorausgesetzt (vgl. Biermann, 1998, 5).

gewissheit gesprochen.⁵⁰ Eine objektive Schätzung der Wahrscheinlichkeit liegt vor, wenn die Stichprobe aus genau der Grundgesamtheit gezogen wird, zu der die Wahrscheinlichkeitsaussage getroffen werden soll. Eine subjektive Schätzung liegt vor, wenn die Stichprobe aus anderen Grundgesamtheiten oder anderen Informationsinhalten gezogen wird.⁵¹ Diese Differenzierung zwischen objektiven und subjektiven Schätzungen der Wahrscheinlichkeit erscheint allerdings nicht stichhaltig, da im Endeffekt jede Bestimmung von Wahrscheinlichkeiten auch durch Subjektivität beeinflusst wird.⁵²

Der Begriff „*Risiko*“ wird im wissenschaftlichem Schrifttum allerdings nicht nur in Abhängigkeit von der Fähigkeit Wahrscheinlichkeiten und Konsequenzen zu quantifizieren definiert, vielmehr hat sich auch eine Unterscheidung zwischen einem verlust- und einem abweichungsbezogenen Risikobegriff etabliert.⁵³ Die verlustbezogene Sichtweise beschreibt das Risiko als eine Gefahr für das Misslingen einer bestimmten Leistung beziehungsweise wird das Risiko als eine Schadensmöglichkeit interpretiert.⁵⁴ Solche Risiken werden häufig auch als „*reine Risiken*“, „*asymmetrische Risiken*“ oder „*Risiken im engeren Sinne*“ bezeichnet.⁵⁵ Der abweichungsbezogene Begriffsinhalt interpretiert das Risiko als ein Maß der Schwankung (Standardabweichung) einer Größe um einen Erwartungswert, wobei größere Schwankungen auf ein höheres Risiko hindeuten.⁵⁶ Solche Risiken werden auch als „*spekulative Risiken*“, „*Business Risk*“, „*symmetrische Risiken*“ oder auch als „*Risiken im weiteren Sinne*“ bezeichnet.⁵⁷

Auch wenn das Forderungsausfallrisiko im allgemeinen Sprachgebrauch eher einen Verlustcharakter aufweist und damit ein verlustbezogener Begriffsinhalt zur Beschreibung des Risikos naheliegt, wird hier eine abweichungsbezogene Definition gewählt. Das ist darauf zurückzuführen, da Schäden in Folge von Forderungsausfällen prinzipiell einplanbar sind und somit sowohl geringere als auch höhere Schäden als erwartet eintreten können. Daher sind negative als auch positive Zielabweichungen möglich. Weiterhin wird definiert, dass ein Risiko dann vorliegt, wenn für mögliche künftige Szenarien Wahrscheinlichkeiten und Konsequenzen ermittelbar sind. Das heißt, es wird untersucht, wie Verluste monetär quantifiziert werden können. Im folgenden Abschnitt erfolgt zunächst eine Systematisierung von Unternehmensrisiken.

⁵⁰ Vgl. Grebe (1993), 5; Oehler, Unser (2002), 11; Albers et al. (1988), 479.

⁵¹ Vgl. Hauptmanns, Hertrich, Werner (1987), 4.

⁵² Vgl. Oehler, Unser (2002), 11. Beispielsweise müssen die für die objektive Risikoeinschätzung zu verwendenden Daten ausgewählt werden. Diese Auswahl kann subjektiv beeinflusst werden.

⁵³ Vgl. Spellmann (2002), 9.

⁵⁴ Vgl. Deutsch (2001), 363; Rosenkranz, Missler-Behr (2005), 20.

⁵⁵ Vgl. Kremers (2002), 37; Spellmann (2002), 9; Wall (2002), 382 f.; Rosenkranz, Missler-Behr (2005), 20.

⁵⁶ Vgl. Rüsberg, Süchting (1992), 131; Gleißner, Füser (2003), 177; Kirchesch (2004), 10.

⁵⁷ Vgl. Kremers (2002), 37 f.; Spellmann (2002), 9; Wall (2002), 382 f.; Rosenkranz, Missler-Behr (2005), 21.

2.1.1.2 Systematisierung von Unternehmensrisiken

Auf Unternehmen wirkt eine Vielzahl von Risiken ein.⁵⁸ Eine Systematisierung erscheint daher sinnvoll. Es sind verschiedene Systematisierungsansätze vorstellbar. So kann unterschieden werden zwischen:⁵⁹

- versicherbaren und nicht versicherbaren Risiken
- Einzelrisiken und aggregierten Risiken
- strategischen und operativen Risiken
- internen und externen Risiken
- leistungswirtschaftlichen und finanzwirtschaftlichen Risiken
- Ertrags- und Liquiditätsrisiken

Die Unterscheidung zwischen versicherbaren und nicht versicherbaren Risiken lässt sich auf frühere Ansätze des Risikomanagements zurückführen.⁶⁰ Versicherbare Risiken beschreiben Risiken, für die prinzipiell eine Versicherungsdeckung erhältlich wäre.

Bei aggregierten Risiken handelt es sich um einen Risikoverbund. Das heißt, aggregierte Risiken können in Einzelrisiken zerlegt werden. Ein Einzelrisiko stellt ein primäres Risiko dar, ist also ursächlich für eine Zielverfehlung.⁶¹ Bei der Aggregation von Einzelrisiken werden in der Regel Portfolioeffekte wirksam. Das führt dazu, dass die Verluste oder Gewinne des Aggregats in der Regel nicht der Summe der Verluste und Gewinne der Einzelrisiken entsprechen.⁶²

Strategische Risiken wirken langfristig und können zu wesentlichen Beeinträchtigungen von Erfolgspotenzialen führen beziehungsweise stellen sie die Zukunftsperspektiven eines Unternehmens grundsätzlich in Frage. Erfolgspotenziale können beispielsweise auf internen Stärken, Wettbewerbsvorteilen oder Kernkompetenzen beruhen.⁶³ Operative Risiken wirken hingegen eher zeitlich beschränkt und beeinträchtigen den normalen Geschäftsverlauf. Besonders in Folge eines zeitgleichen Auftretens verschiedener operativer Risiken können Unternehmen in ihrem Bestand gefährdet werden.⁶⁴

⁵⁸ Für eine sehr umfangreiche Darstellung verschiedener Unternehmensrisiken siehe beispielsweise Romeike (2001).

⁵⁹ Zur Kategorisierung von Risiken, siehe auch Kremers (2002), 44 ff.; Kremers (2002) oder auch Dacunha-Castelle (1997), 196, unterscheiden darüber hinaus auch zwischen messbaren und nicht messbaren (beziehungsweise berechenbaren und nicht berechenbaren) Risiken. Diese Unterscheidung erscheint hier, aufgrund der quantitativen Ausrichtung der vorliegenden Arbeit, nicht sinnvoll.

⁶⁰ Vgl. Merbecks (1995), 25.

⁶¹ Vgl. Kremers (2002), 46.

⁶² Das Verlustpotenzial der Summe der Einzelrisiken für ein gegebenes Konfidenzniveau würde nur dann dem Verlustpotenzial des Aggregats entsprechen, wenn die Korrelation zwischen den Einzelrisiken gleich eins ist. Vgl. beispielsweise Grebe (1993), 254 ff.

⁶³ Vgl. Gleißner, Füser (2003), 180 f.; Kremers (2002), 46 f.

⁶⁴ Kremers (2002), 46 f.

Bei einer Differenzierung zwischen internen und externen Risiken werden Risiken in Abhängigkeit von ihren Ursachen abgegrenzt. Interne Risiken werden durch ein Unternehmen selbst verursacht, beispielsweise in Folge von Managemententscheidungen. Externe Risiken werden hingegen nicht durch das Unternehmen verursacht sondern durch die Umwelt erzeugt (beispielsweise Rechtsrisiken, Wettbewerbsrisiken oder Sturmschäden). In der Regel ist eine Abgrenzung zwischen internen und externen Risiken allerdings problematisch, da die meisten unternehmerischen Risiken sowohl interne als auch externe Ursachen aufweisen.⁶⁵

Leistungswirtschaftliche Risiken beschreiben Gefahren oder Chancen, die sich für Unternehmen aus dem Produktionsprozess ergeben. Hierunter fallen Beschaffungs-, Produktions- und Absatzrisiken. Finanzwirtschaftliche Risiken beschreiben hingegen Risiken, die sich aus Unterstützungsprozessen der Leistungserstellung ergeben. Hierunter fallen Zinsänderungs- oder Wechselkursrisiken.⁶⁶

Eine Unterscheidung zwischen Ertrags- und Liquiditätsrisiken ist für eine Einschätzung der Insolvenzwahrscheinlichkeit eines Unternehmens von Interesse. Insolvenzgründe können gemäß §§ 17-19 InsO (Insolvenzordnung) sowohl Zahlungsunfähigkeit beziehungsweise drohende Zahlungsunfähigkeit als auch Überschuldung⁶⁷ sein. Ertragsrisiken wirken sich direkt auf den Eigenkapitalbestand eines Unternehmens aus. Sie sind damit ursächlich für eine mögliche Überschuldung. Liquiditätsrisiken ergeben sich aus der Gefahr, dass Kapitalzu- und Kapitalabflüsse zu Lasten der Liquidität nicht synchron erfolgen.⁶⁸ Das heißt, Liquiditätsrisiken sind ursächlich für eine Zahlungsunfähigkeit.

Neben den aufgeführten Systematisierungsansätzen sind auch alternative Ansätze vorstellbar.⁶⁹ Im folgenden Abschnitt wird das Forderungsausfallrisiko definiert und in das Risikoportfolio eines Unternehmens eingeordnet.

2.1.1.3 Das Forderungsausfallrisiko

Das Forderungsausfallrisiko beziehungsweise Adressenausfall-, Kreditausfall- oder Bonitätsrisiko beschreibt die Möglichkeit von Störungen der Zahlungsfähigkeit von Schuldnern. Hierdurch sind Abweichungen tatsächlich realisierter Zahlungen von erwarteten Zahlungen möglich.⁷⁰ Dieses Risiko, besonders die negative Abweichung vom

⁶⁵ Vgl. *Kremers* (2002), 46.

⁶⁶ Vgl. *Kremers* (2002), 46.

⁶⁷ Bei juristischen Personen.

⁶⁸ Vgl. *Schnurr* (1997), 12.

⁶⁹ Vgl. beispielsweise die Kategorisierung nach *Gleißner, Füser* (2003), 180 ff.; *Rosenkranz, Missler-Behr* (2005), 27 ff.; *Spellmann* (2002), 10 ff.; *Blum, Leibbrand* (2001), 380 ff.; *Lange* (2001), 137 f.; *Keitsch* (2004), 5 f.

⁷⁰ Vgl. zur Definition von Kreditausfallrisiken zum Beispiel *Spellmann* (2002), 21; *Scheule* (2003), 5.

Erwartungswert, stellt im Banken- und Finanzsektor ein Schwerpunktrisiko dar.⁷¹ Aber auch für gewerbliche Unternehmen, die Zahlungsziele gewähren, ist das Forderungsausfallrisiko ein bedeutendes Einzelrisiko.⁷²

Im Folgenden werden die Begriffe Debitor, Kunde und Schuldner synonym verwendet. Ebenfalls synonym werden die Begriffe Kreditor, Unternehmen und Gläubiger genutzt. Es wird weiterhin zwischen dem Analysezeitpunkt und dem Ausfallzeitpunkt unterschieden. Der Analysezeitpunkt beschreibt das Datum, an dem die Risikobewertung im Unternehmen erfolgt. Der Ausfallzeitpunkt beschreibt den Zeitpunkt, an dem die Zahlungsunfähigkeit eines Kunden bekannt wird. Der Analysezeitpunkt liegt damit immer am Beginn des Prognosezeitraums, während der Ausfallzeitpunkt an einem beliebigen Datum innerhalb des Prognosezeitraums liegen kann.

Unter dem Forderungsausfallrisiko wird in der vorliegenden Arbeit die Möglichkeit verstanden, dass die tatsächlich realisierten Rückflüsse an einen Gläubiger zu einem bestimmten Termin von den zum Analysezeitpunkt erwarteten Rückflüssen abweichen. Das Risiko kann sowohl ertragswirksam als auch liquiditätswirksam sein. Der Ertrag und damit die Eigenkapitalbasis eines Unternehmens wird bei einem Forderungsausfall geschmälert. Die Liquidität ist sowohl bei einem Ausfall als auch bei einer Zahlungsverzögerung betroffen. Der Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit liegt auf der Bewertung des Ertragsrisikos, welches sich aus dem Ausfall von Forderungen ergibt. Das heißt, die aus einem Forderungsausfall beziehungsweise aus einer Zahlungsverzögerung resultierende Liquiditätswirkung wird hier nicht explizit untersucht. Diese Schwerpunktsetzung kann damit begründet werden, dass wirtschaftlich gesunde Unternehmen in der Regel Zugang zu Liquidität aus alternativen Quellen erhalten und so Zahlungsmittelpässe überbrücken können. Das heißt allerdings nicht, dass in der Realität auch gesunden Unternehmen Liquidität zur Überbrückung von Engpässen verweigert werden kann. Insgesamt erscheint jedoch die Ertragswirkung des Forderungsausfallrisikos bedeutender. Daher erfolgt hier die gewählte Fokussierung auf das Ertragsrisiko.

Das Forderungsausfallrisiko ist den operativen Risiken eines Unternehmens zuzuordnen. Das heißt, es wirkt kurzfristig und beeinträchtigt in der Regel die Zukunftsperspektiven nicht nachhaltig.⁷³ Die Gewährung von Zahlungszielen stellt einen Vorgang dar,

⁷¹ Vgl. hierzu beispielsweise *Burghof, Rudolph* (1996), 121 ff. oder auch die einleitenden Ausführungen von *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), 1 ff.

⁷² Vgl. *Wiedemann* (2003), 3; *Blum, Gleißner, Leibbrand* (2005), 30 ff.

⁷³ Prinzipiell kann auch eine nachhaltige Auswirkung auf das Unternehmen nicht gänzlich ausgeschlossen werden, da sich mit einem Forderungsverlust die Eigenkapitalausstattung und damit die Risikotragfähigkeit eines Unternehmens reduziert. Hierdurch können weniger Risiken beim Aufbau von Erfolgspotenzialen eingegangen werden, wodurch indirekt eine nachhaltige Wirkung des Forderungsausfallrisikos vorstellbar ist. Originär weist das Forderungsausfallrisiko allerdings einen operationellen Charakter auf, womit eine Einordnung dieses Risikos als operationelles Risiko gerechtfertigt ist.

der im Wesentlichen Vertriebsaktivitäten unterstützt.⁷⁴ Damit sind Gefahren, die sich aus der Zahlungszielgewährung ergeben, dem finanzwirtschaftlichen Risiko zuzuordnen. Forderungsverluste können sowohl interne als auch externe Ursachen haben. Interne Gründe sind beispielsweise in einem unzureichenden Forderungsmanagement des Gläubigers zu sehen. Externe Ursachen können in Managemententscheidungen der Kunden liegen. Prinzipiell können Forderungsausfallrisiken den versicherbaren Risiken zugeordnet werden.⁷⁵ Eine Versicherung ist jedoch nicht in jedem Fall sinnvoll, da die zu zahlenden Prämien auch Bearbeitungsgebühren und Gewinne der Versicherungsunternehmen enthalten.⁷⁶ Es ist daher fallabhängig zu überprüfen, ob die Kosten eines Risikotransfers auf Versicherungen durch die erreichte Risikoreduktion gerechtfertigt werden.⁷⁷

Das Forderungsausfallrisiko eines Unternehmens ist das Aggregat der Risiken, die sich aus den Zahlungszielgewährungen an einzelne Kunden ergeben. Zur Bewertung des Forderungsausfallrisikos ist es daher erforderlich, diese Einzelrisiken zu bewerten. In Abbildung 1 wird die Einordnung des Forderungsausfallrisikos in das Gesamtrisiko eines Unternehmens veranschaulicht.

Die Forderungsausfallrisiken der einzelnen Kunden werden im Wesentlichen durch die drei Risikokomponenten Forderungsbetrag, Ausfallwahrscheinlichkeit und Verlustquote bestimmt (vgl. Abbildung 2).⁷⁸ Darüber hinaus wird in der Literatur die Bonitätsänderung des Schuldners ebenfalls als eine Risikokomponente dargestellt.⁷⁹ Eine Bonitätsänderung kann zu Zahlungsausfällen führen, wenn ein Schuldtitel vom Gläubiger verkauft werden kann. In diesem Fall senkt eine Verschlechterung der Bonität des Schuldners den möglichen Verkaufserlös⁸⁰ und damit den Wert der Schuld. Es ist allerdings zu erwarten, dass das Bonitätsänderungsrisiko für gewerbliche Unternehmen eher von untergeordneter Bedeutung ist. Der Fokus der vorliegenden Arbeit richtet sich daher auf mögliche Verluste, welche in Folge von Forderungsausfällen eintreten. Eine Bewertung des Bonitätsänderungsrisikos erfolgt nicht.

⁷⁴ Vgl. *Paul* (2004), 410.

⁷⁵ Vgl. *Paul* (2004), 414. Eine verbreitete Form der Versicherung von Forderungsausfallrisiken stellt das Factoring dar, bei dem der Faktor auch das Delkredererisiko übernimmt. Vgl. *Schierenbeck* (1999), 422 ff.

⁷⁶ Im Allgemeinen wird davon ausgegangen, dass nur ca. 70% einer Versicherungsprämie zur Risikodeckung erforderlich sind. Die verbleibenden 30% stellen Bearbeitungs- und Kontrollaufwendungen sowie Gewinne der Versicherungsunternehmen dar. Vgl. *Gollier* (2003), 5.

⁷⁷ Vgl. *Blum, Leibbrand* (2001), 376.

⁷⁸ Vgl. *Norden, Weber* (2005), 32.

⁷⁹ Vgl. *Spellmann* (2002), 21.

⁸⁰ Beispielsweise hängt die Höhe der Delkrederengebühr beim Factoring vom Ausfallrisiko des Schuldners ab. Vgl. *Schierenbeck* (1999), 423. Somit sinkt bei einer Bonitätsverschlechterung des Schuldners der mögliche Veräußerungserlös.

Abbildung 1:
Einordnung des Forderungsausfallrisikos in das Unternehmensrisiko

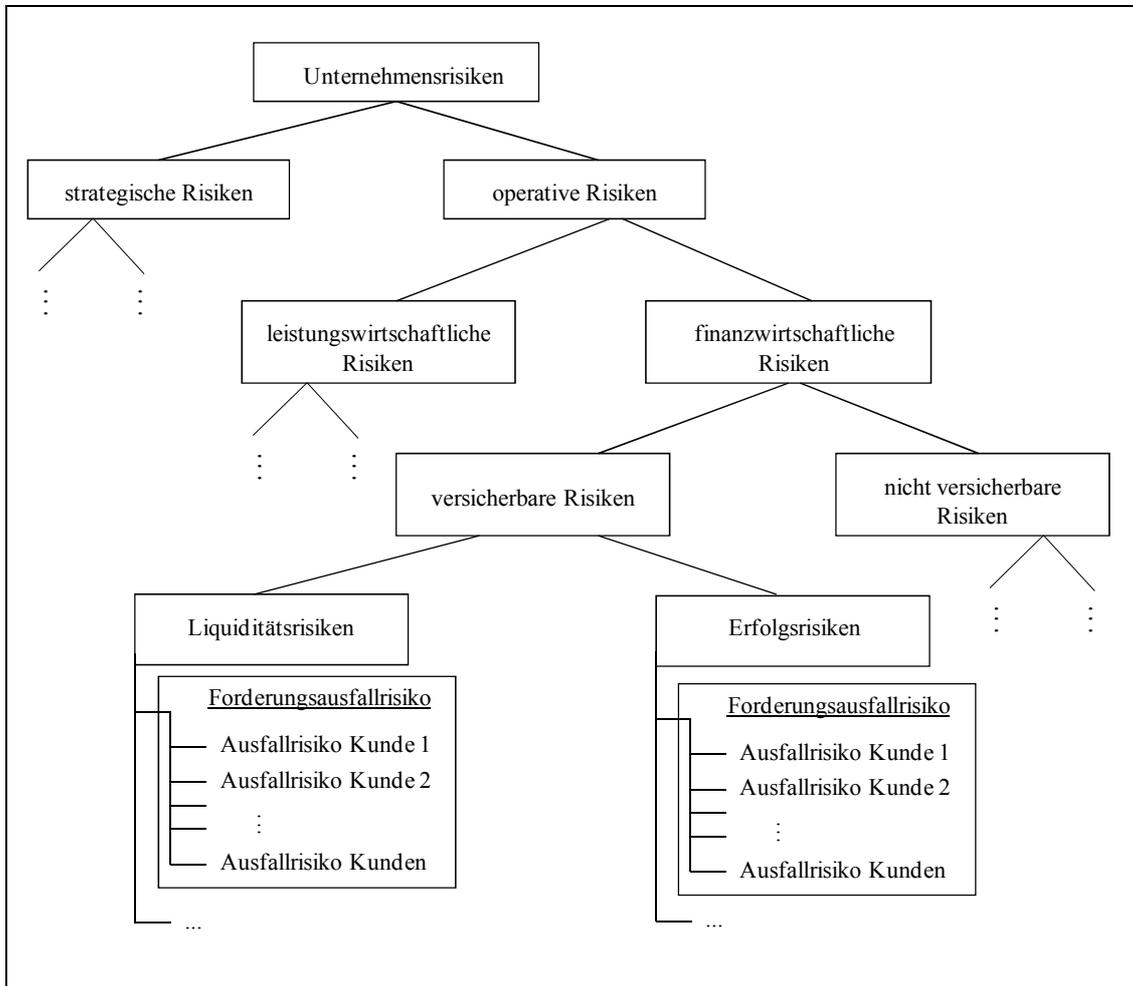
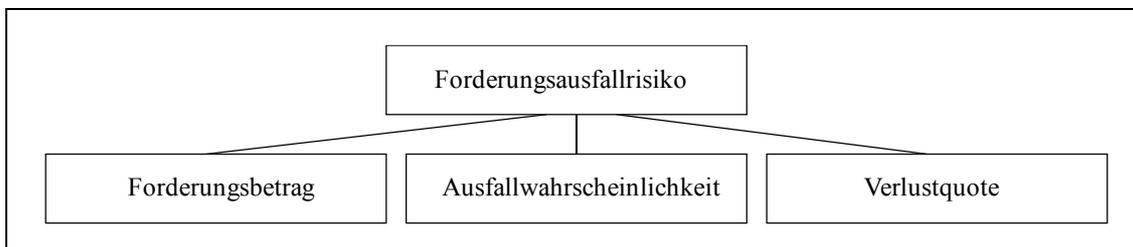


Abbildung 2:
Komponenten des Forderungsausfallrisikos auf Kreditnehmerebene



Der Forderungsbetrag (*EAD* = Exposure at Default) gibt an, wie hoch der gesamte Forderungsbestand eines Unternehmens gegenüber einem Kunden zum Ausfallzeitpunkt des Kunden ist. Er entspricht also dem gewährten Kreditbetrag, der im Falle eines Kunden- ausfalls verloren gehen kann.⁸¹ Kosten, die durch die Verwertung von Sicherheiten im

⁸¹ Vgl. Overbeck (2005), 201.

Schadensfall entstehen, werden im *EAD* nicht berücksichtigt. Unter der Ausfallwahrscheinlichkeit (*PD* = Probability of Default) wird die Wahrscheinlichkeit verstanden, mit der ein Schuldner seinen Zahlungsverpflichtungen nicht vollständig nachkommt, also mindestens ein Teil der Zahlung ausfällt.⁸² Das heißt, die Ausfallwahrscheinlichkeit einer bestimmten Forderung wird im Folgenden gleich der Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kunden gesetzt (Schuldnerausfall = Forderungsausfall). Der Forderungsausfall wird in der vorliegenden Arbeit als finales Verlustereignis definiert. Das heißt, ein Ausfall liegt vor, wenn davon auszugehen ist, dass ein Schuldner seinen Verpflichtungen gegenüber dem Kreditgeber mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht mehr in voller Höhe nachkommen kann, ohne dass auf Maßnahmen, wie die Verwertung von Sicherheiten, zurückgegriffen werden muss.⁸³ Eine Zahlungsverzögerung, für welche nur eine bestimmte maximale Terminüberschreitung vorliegt, wird hier jedoch nicht automatisch als ein Ausfall verstanden.⁸⁴ Vielmehr stellt die Zahlungsverzögerung eine separat zu bewertende Komponente des Forderungsausfallrisikos dar, auf deren Bewertung in der vorliegenden Arbeit jedoch nicht näher eingegangen werden soll. Ein Forderungsausfall ist hier demnach immer auch mit einem Verlust verknüpft. Die Ausfallwahrscheinlichkeit wird für einen zu definierenden Zeitraum bestimmt (beispielsweise für ein Jahr).⁸⁵ Die Verlustquote (*LGD* = Loss Given Default) gibt an, welcher Anteil einer Forderung bei einem Ausfall endgültig nicht zurückgezahlt wird⁸⁶ beziehungsweise, in welchem Verhältnis der Verlust in Folge eines Ausfalls zum *EAD* steht.⁸⁷ In Anlehnung an § 126 SolvV (Solvabilitätsverordnung) erscheint es auch für gewerbliche Unternehmen sinnvoll, bei der Bewertung ihrer Verluste, Kosten, die mit der Rückerlangung außenstehender Beträge verbunden sind, zu berücksichtigen. Das hat zur Folge, dass im Grundsatz auch Verlustquoten von über 100% auftreten können. Hier wird allerdings, insbesondere aufgrund der in Abschnitt 4 vorgestellten empirischen Studie, aus Gründen der Vereinfachung auf die Berücksichtigung von Kosten, die sich aus Rückerlangungsanstrengungen ergeben, verzichtet. Alternativ zur Verlustquote findet in der Literatur auch die Erlösquote Verwendung. Sie gibt an, welcher Anteil bei einem Forderungsausfall noch zurückgezahlt werden kann.^{88,89}

⁸² Zur Definition der Ausfallwahrscheinlichkeit siehe beispielsweise auch *Scheule* (2003), 8 f.

⁸³ In Anlehnung an *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 452 und Solvabilitätsverordnung § 125 Abs. 1 SolvV (Verordnung über die angemessene Eigenmittelausstattung von Instituten, Institutsgruppen und Finanzholding-Gruppen in der Fassung vom 14.12.2006).

⁸⁴ Eine Definition des Ausfalls in Abhängigkeit von einer Zahlungszielüberschreitung verwendet beispielsweise das *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 452 und die Solvabilitätsverordnung § 125 SolvV. Nach der dort aufgeführten Definition liegt ein Ausfall auch dann vor, wenn eine wesentliche Verbindlichkeit mehr als 90 Tage überfällig ist.

⁸⁵ Vgl. *Overbeck* (2005), 202.

⁸⁶ Vgl. *Overbeck* (2005), 202.

⁸⁷ Vgl. § 127 SolvV.

⁸⁸ Vgl. beispielsweise *de Servigny, Renault* (2004), 123; *Gupton* (2005), 186 oder *Altman, Kishore* (1996), 57 ff.

⁸⁹ Erlösquote = 1-Verlustquote.

Für eine Beurteilung der Risikosituation eines Unternehmens sind die kundenbezogenen Forderungsausfallrisiken in geeigneter Form zum gesamten Forderungsausfallrisiko zusammenzufassen. Hierbei sind Abhängigkeiten zwischen den Kunden zu berücksichtigen. In der Literatur finden verschiedene Begriffe wie zum Beispiel Ausfallkorrelation, Ausfall-Kovarianz, bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit oder simultane Ausfallwahrscheinlichkeit Verwendung, um Abhängigkeiten zwischen den Kreditnehmern zu charakterisieren.⁹⁰ Abhängigkeiten können auf branchenspezifische und makroökonomische Rahmenbedingungen zurückgeführt werden.⁹¹ Darüber hinaus können auf Grund von Kunden-Lieferantenbeziehungen Abhängigkeiten bestehen. Eine wesentliche Konsequenz, die sich aus der Abhängigkeit der Kreditnehmer ergibt, besteht in der Erhöhung der Wahrscheinlichkeit hoher Kreditportfolioverluste.

Als weitere Komponenten des Kreditausfallrisikos werden im Bankenbereich das Besicherungsrisiko und das Geldwertrisiko diskutiert. Das Besicherungsrisiko bezeichnet die Möglichkeit, dass eingeräumte Sicherheiten wegen rechtlicher Mängel oder Wertminderungen nicht den erwarteten Verkaufserlös erbringen. Das Geldwertrisiko beschreibt die Gefahr, dass durch eine Geldentwertung zwar der erwartete Nominalbetrag einer Forderung zurückfließt, dieser aber nicht die erwartete Kaufkraft aufweist.⁹² Für die Bewertung des Forderungsausfallrisikos von gewerblichen Unternehmen erscheinen diese Risikokomponenten aufgrund der im Allgemeinen relativ kurzen Zahlungsziele vernachlässigbar.⁹³

Das Forderungsausfallrisiko stellt eine Komponente im Risikoportfolio einer Vielzahl von Unternehmen dar. Daher muss es im Risikomanagement berücksichtigt werden. Der folgende Abschnitt ordnet das Forderungsausfallrisiko in das Risikomanagement eines Unternehmens ein.

2.1.2 Risikomanagement

2.1.2.1 Erfordernis des Risikomanagements

Eine Reihe von spektakulären Unternehmenszusammenbrüchen in den 1990er Jahren⁹⁴ führte zu einer verschärften Kritik an deutschen Aufsichtsräten und den Kontrollmecha-

⁹⁰ Vgl. *Huschens, Vogl, Wania* (2005), 249.

⁹¹ Vgl. *de Servigny, Renault* (2004), 168 f.; *Dietsch, Petey* (2004), 774.

⁹² Vgl. *Büschgen* (1993), 800 f.

⁹³ Im Durchschnitt gewähren deutsche Unternehmen Zahlungsziele von 30 Tagen. Vgl. *Atradius Kreditversicherung* (2006), 16. Für diese Zeitspanne erscheinen Geldwertrisiken vernachlässigbar. Auch ist anzunehmen, dass mögliche Wertänderungen von erhaltenen Sicherheiten für diesen Zeitraum vernachlässigbar sind.

⁹⁴ So erlitt 1993 die Metallgesellschaft einen Milliardenverlust durch Öltermingeschäfte. Vgl. *Huther* (2003), 1. 1994 erfolgte der Konkurs der Balsam AG, nachdem bekannt wurde, dass die Unternehmensleitung seit Ende der 1980er Jahre in immer weiter steigendem Umfang angebliche Zahlungsforderungen der Balsam AG gegen deren Auftraggeber an ein Factoring-Unternehmen verkauft

nismen zur Überwachung von Aktiengesellschaften.⁹⁵ Der Gesetzgeber reagierte mit der Einführung des KonTraG zum 1. Mai 1998⁹⁶ auf diese Entwicklungen und erhöhte den Anspruch an die Risikoberichterstattung deutscher Unternehmen. Hierdurch wurden zunächst die Vorstände von amtlich notierten Aktiengesellschaften nach § 91 Abs. 2 AktG verpflichtet, geeignete Maßnahmen zu ergreifen, um bestandsgefährdende Risiken frühzeitig zu erkennen und im Rahmen des Lageberichtes darzustellen. Durch das Transparenz- und Publikationsgesetz (TransPuG) vom 17. Juli 2002 wurde das KonTraG auf alle börsennotierten Aktiengesellschaften ausgedehnt.⁹⁷ Zu den Zielen des Gesetzgebers gehörte die Verbesserung der Unternehmensüberwachung auf Ebene des Vorstands, des Aufsichtsrats, der Hauptversammlung und der Abschlussprüfung.⁹⁸ Besonders durch eine Intensivierung der Zusammenarbeit zwischen Abschlussprüfung und Aufsichtsrat sowie einer Verbesserung der Qualität der Abschlussprüfung sollen dem Aufsichtsrat zusätzliche Informationen zur Risikosituation des Unternehmens zur Verfügung gestellt und damit verbesserte Kontrollmöglichkeiten gegeben werden.⁹⁹

Für das GmbHG wurden bewusst keine dem § 91 Abs. 2 AktG entsprechenden Rechtsnormen geschaffen.¹⁰⁰ Dennoch wird in der Begründung zu § 91 Abs. 2 AktG angegeben, dass davon auszugehen ist, dass für Gesellschaften mit beschränkter Haftung je nach Größe, Komplexität, Struktur usw. ähnliches gilt und die Neuregelungen des KonTraG auch auf den Pflichtenrahmen der Geschäftsführer anderer Gesellschaftsformen ausstrahlt.¹⁰¹ Das heißt, dass zumindest auf große und komplexe Gesellschaften mit beschränkter Haftung die Regelungen des KonTraG ausstrahlen. Darüber hinaus müssen auch GmbH-Geschäftsführer im Falle einer Unternehmenskrise nachweisen, dass sie sich sowohl objektiv als auch subjektiv pflichtgemäß verhalten und Maßnahmen zur Früherkennung und Abwehr von Risiken getroffen haben. Das heißt, auch für Gesellschaften mit beschränkter Haftung stellt das Risikomanagement einen Bestandteil der Sorgfaltspflicht des Geschäftsführers nach § 43 Abs. 1 GmbHG dar.¹⁰²

hatte, die in Wirklichkeit überhaupt nicht existierten (so genannte „Luftforderungen“). Vgl. *Bundesgerichtshof* (2000). 1995 wurde das gesamte Eigenkapital der Barings Bank durch Fehlspekulationen aufgebraucht. Vgl. *Huther* (2003), 1. 1996 erfolgte der Konkurs der Bremer Vulkan Werft infolge von Fehlkalkulationen und des Versagens der Aufsichtsorgane und des Managements. Vgl. *Romeike* (2005), 55 ff.

⁹⁵ Vgl. *Picot* (2001), 5 und dort zitierte Literatur.

⁹⁶ Gesetz zur „Kontrolle und Transparenz im Unternehmensbereich“. Vgl. *Huther* (2003), 5.

⁹⁷ Vgl. *Wall* (2002), 373 f.

⁹⁸ Vgl. *Zimmer, Sonneborn* (2001), 41.

⁹⁹ Vgl. *Picot* (2001), 8 f.

¹⁰⁰ Vgl. *Zimmer, Sonneborn* (2001), 44 und dort zitierte Literatur.

¹⁰¹ Vgl. *Picot* (2001), 14 und dort zitierte Literatur; *Fiedler et al.* (2006), 32.

¹⁰² Vgl. *Keitsch* (2004), 7.

Neben dem KonTraG haben Veränderungen der Kreditvergaberichtlinien für Banken im Rahmen von Basel II die Bedeutung des Risikomanagements für Unternehmen unabhängig von der Rechtsform erhöht. In Folge von Basel II werden die Kreditkonditionen von Unternehmen künftig durch das Rating, welches die Bank für das Unternehmen erstellt, determiniert. Damit hängen die Kreditkonditionen eines Unternehmens auch von dessen Risiken und der Fähigkeit, diese Risiken zu beherrschen, ab.¹⁰³ Unternehmen, die ihre Risiken kennen, steuern und kontrollieren, sind in der Lage, diese gezielt zu senken und somit ihr Risikoportfolio zu optimieren. Dadurch können sie auch das Kreditrisiko der Banken senken und somit ihre eigenen Finanzierungsbedingungen verbessern. Auf diese Weise erhöht sich durch Basel II der Druck auf Unternehmen, das eigene Risikomanagement auszubauen. Das führt dazu, dass, unabhängig von der Rechtsform oder Größe, Risikomanagement für ein Unternehmen sinnvoll sein kann.

2.1.2.2 Umsetzung des Risikomanagements

Ursprünglich beschäftigte sich Risikomanagement schwerpunktmäßig mit versicherbaren Risiken und der Frage, wie diese durch Versicherungen abgedeckt werden sollten.¹⁰⁴ Inzwischen hat der Begriff jedoch eine umfassendere Bedeutung erlangt. Es wird daher zwischen speziellem und generellem Risikomanagement differenziert. Im speziellen Risikomanagement steht die Absicherung von versicherbaren Störfällen im Mittelpunkt. Damit entspricht das spezielle Risikomanagement weitgehend dem ursprünglichen Begriffsverständnis und wird daher auch als „Insurance Management“ bezeichnet. Das generelle Risikomanagement hat hingegen das Ziel, im Rahmen der Unternehmensführung alle Risiken zu erkennen, zu bewerten und zu beherrschen, um auf diese Weise die Überlebensfähigkeit des Unternehmens zu erhöhen und die Handhabung von Risiken zu verbessern.¹⁰⁵ Um dies zu gewährleisten, ist ein kontinuierlicher Prozess erforderlich. Dieser besteht aus der Festlegung einer Risikostrategie beziehungsweise Risikopolitik, der systematischen Risikoidentifikation, der Risikobewertung und -aggregation sowie der Risikosteuerung und -kontrolle.¹⁰⁶

Die Risikostrategie beschreibt Visionen und Ziele des Risikomanagementsystems. Es werden risikopolitische Grundsätze, wie zum Beispiel die Risikoeinstellung festgelegt und organisatorische Regeln definiert. Die Risikoidentifikation ist eine möglichst vollständige Erfassung sämtlicher Gefahrenquellen, Schadensursachen und Störpotenziale eines Unternehmens und das Zusammentragen sämtlicher darüber verfügbarer Informationen und Daten. Hierbei sind auch Wirkzusammenhänge und Abhängigkeiten zwischen einzelnen Risiken zu analysieren. Die Risikobewertung und -aggregation hat zum Ziel, Einzelrisiken oder auch kumulierte Risiken in ihren Auswirkungen zu bewerten als

¹⁰³ Vgl. *Gleißner* (2005 b), 479 f.

¹⁰⁴ Vgl. *Merbecks* (1995), 25.

¹⁰⁵ Vgl. *Merbecks* (1995), 25 ff.

¹⁰⁶ Vgl. *Romeike, van den Brink* (2005), 75 ff.

auch transparent und vergleichbar zu machen sowie hinsichtlich ihres Gefährdungspotenzials einzuschätzen und in einem unternehmensindividuellen Risikoprofil abzubilden. Risiken können dabei sowohl qualitativ, also durch die Vergabe von Relevanzen oder durch die Zuordnung von Eigenschaften, als auch quantitativ, also durch die Beschreibung des Risikos mittels geeigneter Dichte- oder Verteilungsfunktionen und daraus abgeleiteten Maßzahlen, bewertet werden. Durch die Risikoaggregation werden Einzelrisiken zusammengefasst und gemeinsam bewertet. Der Prozessschritt Risiko- steuerung und -kontrolle zielt darauf ab, die Risikosituation eines Unternehmens positiv zu verändern. Er umfasst alle Maßnahmen und Mechanismen, welche zur Beeinflussung der Risikosituation geeignet sind und eine kontinuierliche Risikoüberwachung ermöglichen.¹⁰⁷

2.1.2.3 Forderungsmanagement – Ein Element des Risikomanagements

Laut Herbstgutachten der Creditreform zur Wirtschaftslage und Finanzierung im Mittelstand erlittenen ca. 80% der untersuchten Unternehmen innerhalb von sechs Monaten Forderungsverluste.¹⁰⁸ Dieser Wert macht deutlich, dass der Forderungsverlust für einen großen Teil der Unternehmen ein Risiko darstellt, welches im Rahmen eines Forderungsmanagements zu analysieren ist. Die Zielsetzung des Forderungsmanagements in den Unternehmen steht dabei im Spannungsfeld zwischen einer Förderung des Absatzes einerseits und einer Risiko- und Kostenminimierung andererseits.¹⁰⁹

Zu einer Absatzförderung können Zahlungsziele beitragen, indem sie das Kaufverhalten der Kunden positiv beeinflussen und zu einer Abgrenzung gegenüber Wettbewerbern beitragen¹¹⁰ beziehungsweise indem sie verhindern, dass sich der Wettbewerb gegenüber dem eigenen Unternehmen durch für den Kunden günstigere Zahlungskonditionen abgrenzt. Die Gewährung von Zahlungszielen ist allerdings mit Kosten, wie zum Beispiel Finanzierungskosten, Kreditausfallkosten, Verwaltungskosten¹¹¹ sowie Kosten der Risikotragung verbunden. Unternehmen können sich im Spannungsfeld der beiden Ziele Absatzförderung sowie Risiko- und Kostenminimierung vor dem Hintergrund ihrer Risikopolitik und ihrer Risikotragfähigkeit positionieren. Das heißt, wird unterstellt, dass Unternehmen unter Rentabilitäts Gesichtspunkten arbeiten, erfolgt eine Gewinnmaximierung unter der Nebenbedingung der festgelegten Risikopolitik und Risikotragfähigkeit des Unternehmens.

Es kann zwischen zwei Kernaufgaben des Forderungsmanagements unterschieden werden. Das ist zum einen das Kreditmanagement und zum anderen die Forderungsbear-

¹⁰⁷ Vgl. Romeike (2004), 108; Romeike, van den Brink (2005), 75 ff.; Fiedler et al. (2006), 41 ff.; Gleißner, Romeike (2005), 249 ff.; Rohrschneider (2006), 31 ff.

¹⁰⁸ Vgl. Creditreform (2009b), 23.

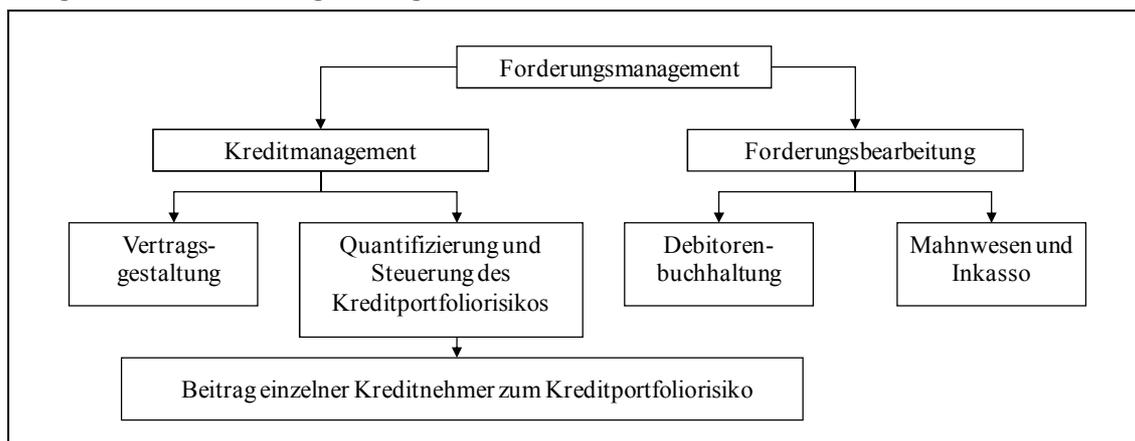
¹⁰⁹ Rödl, Winkels (1983), 26.

¹¹⁰ Vgl. Lauer (1999), 3.

¹¹¹ Vgl. Pütz (1995), 3.

beitung. Im Rahmen des Kreditmanagements erfolgt die Bewertung und permanente Überwachung der Kreditwürdigkeit (Bonität) der Kunden. Weiterhin ist die Gestaltung von Kreditverträgen eine Aufgabe des Kreditmanagements. Hierbei werden beispielsweise Zahlungsbedingungen, wie das Setzen von Kreditlimits oder Vereinbarungen über Sicherheitsleistungen¹¹², festgelegt. Darüber hinaus ist die Quantifizierung und Steuerung des unternehmensweiten Forderungsausfallrisikos vor dem Hintergrund der Risikopolitik und Risikotragfähigkeit des Unternehmens eine Aufgabe des Kreditmanagements. Aufgaben der Forderungsbearbeitung bestehen im Wesentlichen in der Debitorenbuchhaltung sowie dem Mahnwesen und dem Inkasso. Das heißt, es erfolgt eine Steuerung und Überwachung der Zahlungseingänge und im Falle von überfälligen Forderungen greifen Maßnahmen zur schnellen Durchsetzung ausstehender Zahlungen (vgl. Abbildung 3).¹¹³

Abbildung 3:
Aufgaben des Forderungsmanagements¹¹⁴



Das Forderungsmanagement übernimmt damit speziell im Bereich Kreditmanagement zentrale Aufgaben des Risikomanagements. Das heißt, das Forderungsmanagement kann als ein Element des unternehmensweiten Risikomanagements aufgefasst werden, welches sich auf das Einzelrisiko „Forderungsausfall“ fokussiert. Damit lassen sich zentrale Elemente des Risikomanagements auf das Forderungsmanagement übertragen. Das heißt, aus der Unternehmensstrategie beziehungsweise dem strategischen Risikomanagement können Ziele und Visionen für das Forderungsmanagement abgeleitet, eine Forderungspolitik definiert und die organisatorische Verankerung im Unternehmen bestimmt werden. Darüber hinaus können zu verwendende Instrumente und Methoden zur Risikoidentifikation, Quantifizierung und Steuerung definiert werden.¹¹⁵

¹¹² Wie zum Beispiel Eigentumsvorbehalte oder Herstellerklauseln.

¹¹³ Vgl. Weiß, Breitenfelner (1997), 1; Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000), 7 ff.

¹¹⁴ Abbildung in Anlehnung an Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000), 8.

¹¹⁵ Vgl. Engel, Sterrenberg (2003), 3 ff.

Durch die Implementierung des Forderungsmanagements im Unternehmen ist das Forderungsausfallrisiko als ein Unternehmensrisiko bereits identifiziert. Aufgabe der Risikoidentifikation im Rahmen des Forderungsmanagements besteht damit primär in der Bereitstellung relevanter Informationen für die Risikobewertung und Risikoquantifizierung sowie die Zerlegung des Forderungsausfallrisikos in seine einzelnen Risikokomponenten, das heißt, dem Erkennen wichtiger Einzelkunden und Kundengruppen sowie der Ermittlung von Abhängigkeiten zwischen den Kunden.

Im Rahmen der Risikobewertung und -aggregation werden die im vorangegangenen Prozessschritt identifizierten Risikokomponenten qualitativ oder quantitativ bewertet und zum Ausfallrisiko des Forderungsportfolios eines Unternehmens zusammengefasst. Die derzeit in der Unternehmenspraxis verwendeten Verfahren beschränken sich bei der Risikobewertung in der Regel jedoch auf Bonitätsbewertungen. Eine in der Bankenpraxis übliche Kreditportfoliobewertung und die Ableitung einer Verlustverteilung für das Forderungsausfallrisiko erfolgt nach Kenntnis des Autors in der Regel nicht.

Bevor hier auf die Frage eingegangen wird, wie die einzelnen Komponenten des Forderungsausfallrisikos bewertet werden können, wird zunächst die Frage gestellt, warum gewerbliche Unternehmen überhaupt Kredite an ihre Kunden vergeben und diese Aufgabe nicht externen Dienstleistern, wie Banken, übertragen. Diese Frage ist für die vorliegende Arbeit von Bedeutung, da aus der Motivation der Unternehmen, Handelskredite zu gewähren, gegebenenfalls auch Rückschlüsse darauf gezogen werden können, in welchem Umfang ein Unternehmen bereit ist, Forderungsausfallrisiken einzugehen.

2.2 Ökonomische Ursachen für Lieferantenkredite

2.2.1 Vorteilhaftigkeit von Lieferantenkrediten

Der Lieferantenkredit, also die Gewährung eines Zahlungsziels durch den Lieferanten an seinen Kunden, stellt ein verbreitetes Instrument in der Wirtschaft dar. So entfallen im Mittel der Jahre 1997 bis 2007 ca. 19% der Gesamtverbindlichkeiten deutscher Unternehmen auf die Position Verbindlichkeiten aus Lieferungen und Leistungen.¹¹⁶ Damit stellen Lieferanten neben Banken eine der wichtigsten Finanzierungsquellen für mittelständische Unternehmen in Deutschland dar.¹¹⁷ Diese Art von Kredit verknüpft eine Gütertransaktion mit einer zeitlich verschobenen Finanztransaktion. Das heißt, die Bezahlung eines Gutes erfolgt zeitlich nachgelagert zur Lieferung des Gutes.¹¹⁸

¹¹⁶ Eigene Berechnung auf Grundlage der hochgerechneten Angaben aus Jahresabschlüssen der *Deutschen Bundesbank* (2009), 20.

¹¹⁷ Vgl. *Hartmann-Wendels et al.* (2005), 3.

¹¹⁸ Vgl. *Pike, Cheng* (2001), 1013.

In der Literatur werden verschiedene Theorien diskutiert, warum Nicht-Finanzinstitute Kredite gewähren, obwohl es auf die Kreditvergabe spezialisierte Unternehmen wie Banken gibt. So wird eine Ursache für die Existenz von Handelskrediten in ihrer Funktion als Unterstützung des finanziell schwächeren Unternehmens durch das finanziell stärkere Unternehmen gesehen. Diese Hypothese wurde durch Schwartz (1974) formuliert. Er argumentiert, dass Unternehmen, die sich am Kapitalmarkt günstiger finanzieren können als ihre Kunden, ein Interesse daran haben, profitable Investments ihrer Abnehmer zu unterstützen, welche ansonsten von diesen, aufgrund restriktiverer Finanzierungsmöglichkeiten am Kapitalmarkt, nicht profitabel durchgeführt werden könnten. Auf diese Weise wird der Barwert einer Investition des Kunden erhöht und dadurch die Nachfrage nach Produkten des Verkäufers ausgeweitet. Der Lieferantenkredit kann damit, bei unterschiedlichen Kapitalmarktzinssätzen für Kreditoren und Debitoren, ein Instrument der Absatzpolitik des Verkäufers darstellen.¹¹⁹

Bei dieser Sichtweise stellt sich jedoch die Frage, warum ein Lieferant besser zur Finanzierung des Kunden geeignet sein sollte als ein Finanzinstitut. Grundsätzlich wäre zu erwarten, dass die höheren Bankzinsen des Kunden im Vergleich zum Lieferanten mit dessen aus Finanzmarktsicht höherem Ausfallrisiko zusammenhängen beziehungsweise, dass die mit der Kreditgewährung für die Bank verbundenen Kosten beim Kunden höher sind als beim Lieferanten. Sinnvoll erscheint ein Lieferantenkredit bei dieser Argumentation daher nur, wenn die Zinsdifferenz zwischen Kreditor und Debitor nicht gerechtfertigt ist, der Lieferant eine zusätzliche Leistung zur Verfügung stellt oder die Kreditvergabe für den Lieferanten mit geringeren Kosten verbunden ist. Ein Kostenvorteil des Lieferantenkredites wird insbesondere auf Transaktionskostenvorteile zurückgeführt.¹²⁰ Transaktionskosten wurden erstmals von Coase (1937)¹²¹ in die wissenschaftliche Diskussion eingeführt. Sie treten im Zusammenhang mit der Bestimmung, Übertragung und Durchsetzung von Verfügungsrechten auf. Es handelt sich dabei vornehmlich um Informations- und Kommunikationskosten, welche bei der Anbahnung, Vereinbarung, Kontrolle und Anpassung wechselseitiger Leistungsbeziehungen auftreten.¹²² Im Fall des Lieferantenkredites stellen Transaktionskosten insbesondere Informationskosten und Einzugskosten dar.¹²³ Einzugskosten beschreiben Kosten, die durch die Einbringung der Forderungen entstehen. Neben Transaktionskostenvorteilen können Lieferantenkredite aber auch zu Effizienzsteigerungen beitragen, aufgrund operativer und strategischer

¹¹⁹ Vgl. *Schwartz* (1974), 643 ff. *Nilsen* (2002), 226 ff., zeigt, dass Unternehmen, die aufgrund eines fehlenden Ratings oder ihrer geringen Größe einen erschwerten Zugang zu alternativen Geldquellen haben, im Falle einer Einschränkung der Kreditversorgung durch Banken, ihre Lieferantenverbindlichkeiten erhöhen.

¹²⁰ Vgl. *Wong, Yungsan* (2003), 3.

¹²¹ Vgl. *Coase* (1937), 386 ff.

¹²² Vgl. *Picot, Dietl* (1990), 178. Vgl. auch *Blum et al.* (2005), 47 f.; *Richter, Bindseil* (1995), 136.

¹²³ Vgl. *Emery* (1984), 277.

Motive gewährt werden und als Marketinginstrument dienen.¹²⁴ In den folgenden Abschnitten erfolgt eine detaillierte Diskussion der Frage, warum Lieferanten ihren Kunden Kredite gewähren.

2.2.2 Informationsasymmetrien bei der Transaktion

Eine ungerechtfertigte Zinsdifferenz kann darin begründet liegen, dass ein Marktteilnehmer, hier der Lieferant, über mehr Informationen hinsichtlich des Debtors verfügt beziehungsweise er die Informationen zu geringeren Kosten erhält. Daraus folgt, dass der Unternehmenswert des Lieferanten nur dann durch die Gewährung von Lieferantenkrediten erhöht werden kann, wenn kein vollkommener Markt vorliegt.¹²⁵ Die Unvollkommenheit des Marktes ist in diesem Fall auf eine unvollkommene Markttransparenz zurückzuführen.¹²⁶ Die mit den fehlenden Informationen verbundenen Unsicherheiten stellen für den alternativen Geldgeber Risiken dar, die im Zins berücksichtigt werden. Würde der Zins des alternativen Geldgebers bei Kenntnis aller Informationen, die dem Lieferanten zur Verfügung stehen, sinken, ist es für den Verkäufer sinnvoll, seinen Finanzierungsvorteil an den Kunden weiter zu reichen beziehungsweise einen zusätzlichen Ertrag zu erzielen. Zusätzliche Informationen des Lieferanten können unter anderem darin begründet liegen, dass die mit der Informationsbeschaffung verbundenen Kosten für ihn geringer sind als für einen alternativen Geldgeber beziehungsweise, dass nur der Lieferant bestimmte Informationen generieren kann. Informationsbeschaffungskosten stellen damit Transaktionskosten dar.

Informationen, die nur dem Lieferanten zur Verfügung stehen beziehungsweise von ihm zu geringeren Kosten generierbar sind, können auf Produktspezifika zurückgeführt werden. So können Produzenten den Wiederverwertungswert der zu verkaufenden Güter bei einem Ausfall des Kunden in der Regel besser einschätzen als ein alternativer Geldgeber.¹²⁷ Das kann unter anderem darauf zurückzuführen sein, da sie bereits wissen, welche Komponenten in ihren Produkten verbaut wurden.

Für Lieferanten können sich darüber hinaus Kostenvorteile bei der Bonitätsbeurteilung der Kunden ergeben. So beliefern sie im Vergleich zur Bank häufig eine relativ homogene Kundengruppe. Dadurch ist eine Spezialisierung bei der Kreditanalyse möglich, wodurch der Lieferant gegebenenfalls bessere Informationen oder Informationen zu günstigeren Kosten als eine Bank generieren kann.¹²⁸ Ein weiterer Kostenvorteil des Lieferanten bei der Bonitätsbewertung kann sich auch dann ergeben, wenn der Verkäufer regelmäßig im Rahmen von Verkaufsverhandlungen den Kunden besucht, auf diese Weise als Nebenprodukt auch Informationen zur Kreditwürdigkeit des Debtors erhält und somit die In-

¹²⁴ Vgl. *Wong, Yungsan* (2003), 3; *Cheng, Pike* (2003), 420 ff.; *Scherr, Mays* (2000), 62 ff.

¹²⁵ Vgl. *Lewellen, McConnell, Scott* (1980), 112.

¹²⁶ Zur Definition des vollkommenen Marktes siehe *Blum, Müller, Weiske* (2006), 10.

¹²⁷ Vgl. *Lewellen, McConnell, Scott* (1980), 111.

¹²⁸ Vgl. *Emery* (1984), 279.

formationsbeschaffungskosten senkt. In so einem Fall sind beispielsweise keine zusätzlichen Zusammenkünfte zur Erhebung von Bonitätsinformationen erforderlich. Auch können Unternehmen, die ihre Produkte über Zwischenhändler vertreiben, ein Interesse an der Qualität dieser Händler haben. Werden, zum Beispiel zur Sicherung der Qualität des Services, regelmäßige Evaluationen der Händler durchgeführt, können die so gewonnenen Informationen auch in die Kreditwürdigkeitsbewertung einfließen.¹²⁹ Durch Geschäftsbeziehungen lernt der Lieferant den Kunden besser kennen und erhält zusätzliche Informationen über diesen, wodurch er in die Lage versetzt wird, sicherere Urteile über dessen Bonität zu treffen. So kann die Entwicklung von Umfang und Frequenz der Bestellungen Rückschlüsse auf die Geschäftsentwicklung des Kunden zulassen.¹³⁰

Zusätzliche Informationen über die Bonität der Kunden kann der Verkäufer im Rahmen der Geschäftsbeziehung auch durch die Nutzung von Forderungsmanagementinstrumenten generieren. So kann durch den Einsatz bestimmter Instrumente eine Selbstselektion der Kunden entsprechend ihrer Ausfallrisiken erreicht werden. Räumt der Kreditgeber beispielsweise Skontofristen ein, deutet ein Begleichen der Rechnungen innerhalb dieser Fristen auf einen Kunden hin, welcher ein geringes Risiko darstellt. Das kann zum Beispiel daran liegen, dass ein solcher Debitor auf Grund seines geringen Ausfallrisikos einen günstigen Kredit von seiner Bank eingeräumt bekommt und daher das Begleichen der Rechnung innerhalb der Skontofrist für ihn finanziell attraktiv ist. Für einen Kunden, der für einen externen Geldgeber hingegen ein hohes Risiko darstellt und daher hohe Kreditzinsen zahlen muss, ist hingegen die Inanspruchnahme des Lieferantenkredites über die Skontofrist hinaus finanziell attraktiver. Durch die Nichtausnutzung des Skontos signalisiert der Kunde dem Kreditgeber, dass er ein hohes Risiko darstellt. Der Lieferant kann aufgrund dieses Signals seine Screeninganstrengungen auf die Kunden mit hohen Ausfallrisiken fokussieren und dadurch seine Screeningkosten senken.¹³¹ Werden Veränderungen bei der Nutzung solcher Instrumente durch den Kunden beobachtet, kann das auf eine sich verändernde finanzielle Situation des Debtors hindeuten.¹³² Auf diese Weise gelangt der Lieferant an zusätzliche Bonitätsinformationen. Darüber hinaus können diese Signale des Kunden auch bei der Entscheidungsfindung hinsichtlich kundenspezifischer Investitionen berücksichtigt werden. Steht ein Unternehmen beispielsweise vor der Entscheidung, Verkaufspersonal hinsichtlich spezifischer Anforderungen eines Kunden auszubilden oder kundenspezifische Investitionen vorzunehmen, können solche Investitionen gegebenenfalls zurückgestellt werden, wenn der Kunde negative Signale sendet.¹³³

¹²⁹ Vgl. *Mian, Smith* (1992), 172; *Cheng, Pike* (2003), 422; *Emery* (1987), 217 f.

¹³⁰ Vgl. *Petersen, Rajan* (1997), 663. *Jain* (2001), 89 ff., sieht in unterschiedlichen Monitoringkosten von Banken und Lieferanten den Grund für die Existenz von Handelskrediten.

¹³¹ Vgl. *Smith* (1987), 866 ff.; *Cheng, Pike* (2003), 421; *Wilson, Summers* (2002), 343 ff.

¹³² Vgl. *Wong, Yungsan* (2003), 5; *Petersen, Rajan* (1997), 663.

¹³³ Vgl. *Smith* (1987), 865 ff.

Ein weiteres Argument für Kostenvorteile des Lieferanten sehen Mian und Smith (1992) darin, dass, wenn ein gleichzeitiger Austausch der Ware und der Zahlungsmittel, beispielsweise aufgrund großer räumlicher Distanzen, sehr teuer ist, Zahlungsziele dazu beitragen können, Kosten von betrugsanfälligen Geschäftsbeziehungen zu senken.¹³⁴ Auch kann der Handelskredit ein Qualitätssignal darstellen. Ist die Güte eines Produktes für einen Kunden durch eine Inspektion nicht sofort ersichtlich, kann das Einräumen von Zahlungszielen ein Signal des Produzenten sein. So erlangt der Kunde mehr Zeit zur Überprüfung der Lieferung. Ein solches Signal ist für einen Qualitätsanbieter günstiger zu erzeugen als für einen Anbieter niedriger Qualität. Wird unterstellt, dass für Produkte geringer Qualität niedrigere Preise erzielbar sind als für Produkte hoher Qualität, bestünde für einen Produzent geringer Qualität der Anreiz durch falsche Angaben seinen Erlös zu erhöhen. Kann der Kunde das Produkt nach Feststellung der tatsächlichen Eigenschaften an den Verkäufer zurückgeben, bleibt diesem nur die Möglichkeit, dieses zum Preis eines Gutes geringer Qualität zu verkaufen. Da der Lieferant jedoch für die Bereitstellung des Handelskredites Finanzierungskosten aufzuwenden hatte, reduziert sich sein möglicher Gewinn. Daher ist es für ihn sinnvoller, die wahren Eigenschaften seiner Erzeugnisse zu offenbaren, indem er keine Zahlungsziele gewährt beziehungsweise hohe Skonti einräumt, um den Kunden zu einer schnellen Zahlung zu bewegen und so das Produktrisiko auf diesen zu übertragen.¹³⁵ Der Vorteil gegenüber einer alternativ möglichen Garantie besteht zum einen in der Risikoreduktion des Kunden. So kann sich eine Garantie im Falle der Insolvenz des Lieferanten als wertlos erweisen. Zum anderen befindet sich der Kunde im Falle des Auftretens von Qualitätsproblemen in einer stärkeren Verhandlungsposition.¹³⁶ Damit trägt die Gewährung von Handelskrediten dazu bei, dass Gütertransaktionen überhaupt zustande kommen.

2.2.3 Zusatzleistungen des Lieferanten

Aufgrund der im vorangegangenen Abschnitt diskutierten Kostenvorteile, insbesondere Transaktionskostenvorteile des Lieferanten bei der Kreditgewährung, stellt sich die Frage, warum Lieferantenkredite im Vergleich zum Bankkredit dennoch verhältnismäßig teuer sind.¹³⁷ Gewährt beispielsweise ein Lieferant ein Zahlungsziel von 30 Tagen und räumt er bei Zahlung innerhalb der ersten zehn Tage ein Skonto in Höhe von 2% ein, dann entspricht der implizite jährliche Zinssatz für die verbleibenden 20 Tage Zahlungs-

¹³⁴ Vgl. Mian, Smith (1992), 172.

¹³⁵ Vgl. zur Bedeutung von Handelskrediten als Signal für die Produktqualität: Long, Malitz, Ravid (1993), 117 ff.; Wilson, Summers (2002), 332 ff.; Bastos, Pindado (2007), 2631 ff.; Deloof, Jegers (1996), 35 ff.; Lee, Stowe (1993), 285 ff.

¹³⁶ Vgl. Cheng, Pike (2003), 421; Lee, Stowe (1993), 286.

¹³⁷ Vgl. Smith (1987), 865.

frist 45%.¹³⁸ Hierbei handelt es sich noch um eine eher konservative Berechnung, da unterstellt wird, dass innerhalb der ersten zehn Tage der Kredit quasi kostenfrei eingeräumt wird. Cunat (2007) erklärt diesen höheren Zinssatz damit, dass der Kunde durch den Lieferantenkredit auch von einer Bank nicht angebotene Zusatzleistungen erhält.¹³⁹

Eine Zusatzleistung des Lieferantenkredites kann darin gesehen werden, dass er für den Debitor eine Art Versicherung gegen Liquiditätsschocks darstellt. Das heißt, der Lieferant übernimmt die Rolle des „lenders of last resort“.¹⁴⁰ So können Kunden die Zahlung der Ware auch über den vereinbarten Zahlungstermin hinauszögern, wenn sie einen Liquiditätsengpass überbrücken müssen. Das Überschreiten der vereinbarten Zahlungsfrist verursacht dabei für den Kunden häufig keine zusätzlichen Kosten. Jedoch wird die Möglichkeit der Zahlungszielüberschreitung als eine Art Versicherungsprämie vom Kreditor berücksichtigt, worin eine mögliche Erklärung für die hohen impliziten Zinsen des Lieferantenkredites gesehen werden kann. Aber auch bei dieser Argumentation stellt sich die Frage, warum ein Debitor zur Absicherung von Liquiditätsschocks keine alternativen Instrumente nutzt. So könnte er theoretisch auch mit einer Bank eine solche Versicherung aushandeln oder er könnte Liquiditätsreserven für eine unerwartete Zahlungsmittelknappheit ansparen. Die eigene Vorsorge auf Basis von angesparten Reserven bindet jedoch in hohem Umfang Liquidität. Die Investition dieser Mittel und der Abschluss einer Versicherung können aus Debitorensicht daher sinnvoller sein.¹⁴¹

Für die Versicherung bei alternativen Geldgebern müsste der Debitor eine Versicherungsprämie zahlen, damit im Fall eines Liquiditätsengpasses Zahlungen seitens des Versicherers erfolgen. Unter Gesichtspunkten der Kosten der Risikoabsicherung sollten Lieferanten und Banken beziehungsweise Versicherungsunternehmen dieselben Prämien für eine solche Versicherung verlangen. Für eine Absicherung durch den Lieferanten sprechen allerdings Transaktionskostenvorteile. So kann beispielsweise auf eine schriftliche Fixierung der Vertragsbedingungen verzichtet werden, da der Lieferant dem Kunden helfen wird, so lange der künftige Wert der Geschäftsbeziehungen die Kosten der Unterstützung des Debtors übersteigt.¹⁴² Auch könnte es im Schadensfall für einen Debitor

138 $45\% \approx \left\{ \left(\frac{100}{100-2} \right)^{\frac{365}{30-10}} - 1 \right\}$. Vgl. Ng, Smith, Smith (1999), 1110. In der Literatur ist auch eine

Berechnung des jährlichen Zinssatzes ohne Berücksichtigung eines unterjährigen Zinseszins-effekts verbreitet. In diesem Fall ergibt sich ein jährlicher Zinssatz in Höhe von ca. $36,5\% = 0,02 * \frac{365}{20}$. Vgl. Borde, McCarty (1998), 42.

139 Vgl. Cunat (2007), 492.

140 Siehe Cunat (2007), 519.

141 Vgl. Cunat (2007), 508; Wilner (2000), 154.

142 Cunat (2007), 494, argumentiert, dass Kunden-Lieferantenbeziehungen zukunftsorientiert sind, während Banken verstärkt auf die historische Performance des Kunden achten. Evans, Koch (2007), 188, verwenden dieses Argument um zu erklären, warum in den USA Lieferanten eher an einem Insolvenzverfahren für ihre Schuldner nach Chapter 11 (Fortführung der Geschäftstätigkeit) interessiert

problematisch sein, den Nachweis für das Auftreten eines Liquiditätsschocks zu erbringen. Hierdurch könnte eine mit einem alternativen Geldgeber getroffene Vereinbarung im Bedarfsfall wenig praktikabel sein, da gegebenenfalls erst die entsprechenden Nachweise für das Vorliegen eines Versicherungsfalls zu erbringen sind. Die aufgrund dieser Erfordernisse verursachte zeitliche Verzögerung der Auszahlung der Versicherungsleistung kann für ein Unternehmen im Falle einer Liquiditätskrise zu lang sein. Andererseits führt eine Versicherung gegen Liquiditätsschocks bei einem alternativen Geldgeber nicht zwangsläufig zu einer Reduktion des Preises für die Einräumung eines Zahlungsziels durch den Lieferanten. Zwar könnte dieser seinen Preis um die implizite Versicherungsprämie senken, wenn der Kunde nachweisen kann, dass im Falle eines Liquiditätsproblems nicht auf die Ressourcen des Lieferanten sondern auf eine externe Versicherung zurückgegriffen wird. Der Lieferant kann jedoch nicht ausschließen, dass der Kunde von ihm unbemerkt diese Versicherung kündigt und daher im Schadensfall entgegen ursprünglicher Vereinbarungen die finanziellen Mittel des Kreditors in Anspruch nimmt. Wenn dieses Risiko für den Lieferanten besteht, wird dieser auch bei Vorhandensein einer alternativen Versicherung eine Prämie in seine Preise einkalkulieren. Der Kunde würde daher zwei Prämien zahlen müssen. Dieser Grund spricht daher ebenfalls für eine Überlegenheit des Lieferanten gegenüber Banken und Versicherungen zur Absicherung von Liquiditätsschocks des Kunden.¹⁴³

2.2.4 Effizienzerhöhung durch Lieferantenkredite

Das Einräumen von Zahlungszielen kann zu einer Erhöhung der Effizienz von Transaktionen beitragen. Beliefert beispielsweise ein Unternehmen seinen Kunden mehrmals innerhalb eines bestimmten Zeitraums, kann die separate Abrechnung jeder einzelnen Lieferung mit hohen Transaktionskosten verbunden sein. Durch die einmalige Bezahlung verschiedener Lieferungen ist es daher möglich, diese Kosten zu senken.¹⁴⁴

Mian und Smith (1992) nennen als eine weitere mögliche Ursache für Kostenvorteile von Lieferantenkrediten, die im Vergleich zu einer dritten Partei besseren Möglichkeiten der Produzenten, die gelieferte Ware bei einem Kundenausfall weiter zu verwerten.¹⁴⁵ Lieferanten können damit aufgrund ihrer Absatzmarktkenntnisse zu einer effizienteren Abwicklung der Vermögensgegenstände des Kunden in der Lage sein als beispielsweise Banken. Auch verfügen Lieferanten über bessere Möglichkeiten als Finanzinstitute, um an den Kunden gelieferte Waren für eine Weiterverwertung auf- beziehungsweise um-

sein können als Banken, für die eher eine Liquidierung nach Chapter 7 interessant sein kann. Besteht ein hohes Interesse an einem Fortbestand des Kunden, ist eine Unterstützung im Schadensfall deutlich wahrscheinlicher.

¹⁴³ Vgl. *Cunat* (2007), 508 f.

¹⁴⁴ Vgl. *Cheng, Pike* (2003), 421; *Petersen, Rajan* (1997), 665; *Huyghebaert* (2006), 321.

¹⁴⁵ Vgl. *Mian, Smith* (1992), 172; *Emery* (1984), 277; *Santos, Longhofer* (2003), 69 ff.; *Cunat* (2007), 491 ff.; *Emery* (1987), 218; *Petersen, Rajan* (1997), 663; *Frank, Maksimovic* (2004), 9 ff.

zuarbeiten. Hierdurch können sie Verluste im Schadensfall senken, wodurch ein geringerer Risikoaufschlag im Vergleich zum Bankkredit erforderlich wird.

Zum anderen steht Lieferanten mit der Androhung eines Lieferstopps ein Instrument zur Verfügung, mit dem ein hoher Zahlungsdruck für den Debitor erzeugt werden kann. Sind die mit einem Lieferstopp verbundenen Kosten des Debtors hoch, zum Beispiel weil die Produktion gedrosselt oder eingestellt werden muss, ist der Anreiz des Kunden, zunächst die Verbindlichkeiten gegenüber eines solchen Lieferanten zu begleichen, ebenfalls hoch.¹⁴⁶

Durch die Gewährung von Handelskrediten besteht seitens des Lieferanten auch die Möglichkeit, die Produktion im Zeitverlauf zu glätten.¹⁴⁷ Bestehen zeitliche Nachfrageschwankungen nach einem Produkt, kann die Nachfrage einerseits durch eine Ausweitung der Produktion zum Zeitpunkt des Bedarfs befriedigt werden. Andererseits besteht aber auch die Möglichkeit einer im Zeitverlauf gleichmäßigen Produktion mit Lagerhaltung, um Nachfrageschwankungen zu kompensieren. Letztere Vorgehensweise kann dann effizient sein, wenn die Lagerkosten¹⁴⁸ geringer sind als die Kosten, die durch die Bereitstellung zusätzlicher Produktionskapazitäten erforderlich sind. Grundsätzlich könnten die Produkte des Lieferanten bei diesem gelagert werden. Es lassen sich jedoch verschiedene Ursachen finden, die eine Lagerung beim Kunden zu geringeren Kosten ermöglichen. So könnte der Kunde geringere Versicherungskosten aufweisen als der Lieferant. Emery (1987) führt für einen solchen Kostenvorteil zwei Gründe an. Zum einen argumentiert er, dass eine größere lokale Diversifikation erfolgen kann, wenn die Erzeugnisse bei den Kunden gelagert werden und diese aufgrund der Diversifikation in der Summe eine geringere Versicherungsprämie zahlen müssen als der Verkäufer.¹⁴⁹ Diese Argumentation erscheint allerdings vor dem Hintergrund problematisch, dass mit den Versicherungsverträgen Transaktionskosten verbunden sind. Der Diversifikationseffekt muss also hinreichend groß sein, um diese zu kompensieren. Naheliegender erscheint hingegen das Argument, dass Kunden in Geschäftsfeldern tätig sein können, bei denen aus angrenzenden Aktivitäten weniger Gefahren für die gelagerten Erzeugnisse drohen.¹⁵⁰ So ist es beispielsweise vorstellbar, dass in einer Gießerei das Risiko eines auf den Lagerbestand übergreifenden Feuers höher ist als bei einem Eisenwarenhändler. Aus diesem Grund kann die für den Lagerbestand zu entrichtende Versicherungsprämie bei einem Kunden geringer sein als bei einem Lieferanten.

¹⁴⁶ Vgl. *Cunat* (2007), 491 ff.; *Petersen, Rajan* (1997), 663.

¹⁴⁷ Vgl. *Emery* (1984), 272; *Petersen, Rajan* (1997), 665. Gegebenenfalls kann durch die Nutzung von Handelskrediten aber auch der Output des Kunden geglättet und damit dessen Produktionskapazität besser ausgelastet werden. Dieses Argument betrifft vermutlich aber primär Unternehmen in Entwicklungsländern, deren Versorgungssicherheit durch Lieferantenkredite verbessert werden kann. Vgl. *Fisman* (2001), 311 ff.

¹⁴⁸ Inklusive Kosten der Kapitalbindung.

¹⁴⁹ Vgl. *Emery* (1987), 219.

¹⁵⁰ Vgl. *Emery* (1987), 219.

Ein weiteres Argument für eine günstigere Lagerung der Fertigerzeugnisse bei einem Kunden kann in unterschiedlichen Lagerhaltungsanforderungen und damit -kosten gesehen werden. Grundsätzlich sollte es aus Kostengesichtspunkten zwar egal sein, wo ein Produkt gelagert wird, aber für den Kunden besteht die Möglichkeit, die Erzeugnisse des Lieferanten zunächst weiter zu verarbeiten und dann die eigenen Fertigprodukte zu lagern. Hierdurch sind substantiell Änderungen der Anforderungen an die Lagerhaltung (beispielsweise Sicherheitsstandards) vorstellbar. So könnte zum Beispiel die Lagerung von Nitroglyzerin sicherheitstechnisch deutlich anspruchsvoller sein als die Lagerung des daraus hergestellten Dynamits. Auch lässt sich Dünger für die Landwirtschaft verhältnismäßig einfach in Papiersäcken lagern, während das für seine Herstellung erforderliche Ammoniak ein flüchtiges Gas ist, dessen Lagerung komplexe Lagereinrichtungen erfordert.¹⁵¹

Ein von Emery (1987) ebenfalls angeführtes Argument, welches für eine kostengünstigere Lagerhaltung durch den Kunden spricht, besteht in einem Vorteil hinsichtlich der Lagerbestandsbesteuerung.¹⁵² Diese Steuer wird noch in einigen US-amerikanischen Staaten erhoben. Es handelt sich um eine lokale Steuer, die je nach Region unterschiedliche Ausprägungen aufweisen kann.¹⁵³ Die Lagerung bei einem Kunden kann daher von Vorteil sein, wenn dieser in einer Region mit geringeren Steuersätzen niedergelassen ist. In Deutschland existiert eine solche Steuer jedoch nicht. Damit kann dieses Argument kaum einen Erklärungsbeitrag für die Vergabe von Handelskrediten in Deutschland leisten.¹⁵⁴ Brick und Fung (1984) argumentieren darüber hinaus mit der Möglichkeit unterschiedlicher Bewertungsmethoden und Zahlungszeitpunkten für die Steuerschuld zwischen Käufer und Verkäufer.¹⁵⁵ So ist es Steuerpflichtigen in Deutschland, die ihren Gewinn gemäß § 5 EStG (Einkommenssteuergesetz) ermitteln, möglich, für den Wertansatz gleichwertiger Wirtschaftsgüter des Vorratsvermögens das Lifo (Last in first out) zu verwenden.¹⁵⁶ Bewertet der Lieferant eines solchen Unternehmens die Vorräte hingegen auf Grundlage eines gewogenen Durchschnitts, kann bei sinkenden Preisen der Kunde für seinen Lagerbestand gegebenenfalls eine höhere Abschreibung vornehmen als der Lieferant und damit seine Steuerpflicht stärker mindern, wenn noch eine Lieferung vor dem Bilanzstichtag erfolgt.

Wenn der Kunde aus einem der oben genannten Gründe tatsächlich niedrigere Lagerkosten aufweist als der Lieferant, würde eine Lagerung bei ihm sinnvoll erscheinen. Es

¹⁵¹ Vgl. Emery (1987), 219.

¹⁵² Vgl. Emery (1987), 218.

¹⁵³ Vgl. *Purdue University Department of Agricultural Economics* (2008).

¹⁵⁴ Theoretisch könnte diese Steuer einen Einfluss auf die Lagerhaltung deutscher Unternehmen haben, wenn sie von einem Unternehmen beliefert werden, welches eine solche Steuer entrichten muss oder wenn Tochterunternehmen in diesen Regionen niedergelassen sind. Es ist jedoch zu vermuten, dass ein solcher Effekt vernachlässigbar ist.

¹⁵⁵ Vgl. Brick, Fung (1984), 1171.

¹⁵⁶ Vgl. § 6 Abs. 1 Nr. 2a EStG.

stellt sich dann allerdings die Frage, warum für eine solche Transaktion ein Handelskredit in Anspruch genommen wird und keine Sofortzahlung, gegebenenfalls finanziert über den Finanzmarkt, erfolgt. Hier führt Emery (1987) im Wesentlichen die in den vorangegangenen Abschnitten bereits diskutierten Vorteile des Lieferanten hinsichtlich von Transaktionskosten an.¹⁵⁷ Damit sind Kostenvorteile bei der Lagerung durch den Kunden in Märkten mit zeitlichen Nachfrageschwankungen eine Ursache für den Umfang von Handelskrediten. Eine Vorteilhaftigkeit dieser Finanzierungsform gegenüber alternativen Finanzierungsmöglichkeiten wird durch die operationellen Kostenvorteile der Kunden hingegen nicht begründet.

2.2.5 Verbesserung der Liquiditätsplanung

In Abschnitt 2.2.3 wurde argumentiert, dass ein Handelskredit für den Kunden eine Art Versicherung gegen Liquiditätsschocks darstellen kann. Aber auch für den Lieferanten kann das Einräumen von Zahlungszielen zu einer besseren Planbarkeit von Zahlungsströmen beitragen. Ist für diesen die Nachfrage nach seinen Produkten innerhalb einer definierten Periode nur unter großen Unsicherheiten prognostizierbar, dann sind auch die Zahlungsmittelzuflüsse für diese Periode nur unter großen Unsicherheiten vorhersehbar, wenn sie zeitgleich mit dem Verkauf erfolgen. Diese Unsicherheit führt dazu, dass vom Lieferanten Liquiditätsreserven vorgehalten werden müssen, um eigene Zahlungsverpflichtungen mit hinreichend hoher Wahrscheinlichkeit auch dann erfüllen zu können, wenn innerhalb eines definierten Zeitraums nur eine geringe Nachfrage erfolgt. Es sei hier zur Veranschaulichung vereinfachend unterstellt, dass der Kunde zur Barzahlung einen Bankkredit aufnehmen würde. Weiter sei angenommen, dass der Lieferant dem Kunden einen Handelskredit zu denselben Konditionen wie die Bank anbieten kann. Die durch die Kreditgewährung verursachten Kosten des Lieferanten seien durch einen impliziten Zins, der beispielsweise im Verkaufspreis berücksichtigt wird, gedeckt. Kann ein Lieferant das Zahlungsverhalten seiner Debitoren sicherer prognostizieren als die Nachfrageschwankungen nach seinen Produkten, können durch die Gewährung von Zahlungszielen Unsicherheiten bei der kurzfristigen Liquiditätsplanung reduziert werden. Damit kann der Liquiditätsbestand gesenkt und damit können Kosten reduziert werden.¹⁵⁸

2.2.6 Marketing und Kundenbindung als Motiv für Lieferantenkredite

Durch die Gewährung von Handelskrediten signalisiert der Lieferant, dass er bereit ist, kundenspezifische Investitionen vorzunehmen (Screening, Bonitätsbewertung). Auf diese Weise kann dem Kunden ein Interesse an einer langfristigen Geschäftsbeziehung gezeigt werden.¹⁵⁹ Der Kunde kann dadurch gegebenenfalls animiert werden, ebenfalls spezifische Investitionen vorzunehmen und sich somit stärker an den Lieferanten zu

¹⁵⁷ Vgl. Emery (1987), 217 f.

¹⁵⁸ Vgl. Cheng, Pike (2003), 422; Ferris (1981), 254 f.

¹⁵⁹ Vgl. Nadiri (1969), 409; Cheng, Pike (2003), 423.

binden. Auch kann eine Geschäftsbeziehung aus Sicht des Verkäufers einen hohen Reputationswert aufweisen. In diesem Fall kann es sinnvoll sein, die Geschäftsbeziehung aufrechtzuerhalten, auch wenn hierfür ein Kredit gewährt werden muss, der alternativ nicht eingeräumt werden würde.¹⁶⁰

In Märkten, in denen eine Abgrenzung über Produktpreise, Produktqualität und Service nicht oder nur bedingt möglich ist, können eingeräumte Zahlungsbedingungen, wie Zahlungsfristen, Skonto, etc. zu einer Differenzierung zwischen den Anbietern beitragen.¹⁶¹ Auch kann das Einräumen von Zahlungszielen von Unternehmen als eine Notwendigkeit betrachtet werden, um wettbewerbsfähig bleiben zu können.¹⁶² Darüber hinaus ermöglicht der Lieferantenkredit dem Verkäufer eine Preisdiskriminierung, wenn Barzahler und Kunden, die auf Ziel kaufen, unterschiedliche Preiselastizitäten aufweisen.¹⁶³ So kann eine Differenzierung der Zahlungsbedingungen eine Abschöpfung von Zahlungsbereitschaften erleichtern, wenn eine direkte Preisdiskriminierung gegebenenfalls gesetzlich verboten ist oder durch eine Differenzierung der Zahlungsbedingungen eine Preisdiskriminierung gegenüber den Kunden besser verborgen werden kann.¹⁶⁴ Dieses Argument kann auch für eine Abgrenzung gegenüber dem Wettbewerb angeführt werden. Während dieser den Preis der Produkte möglicherweise verhältnismäßig leicht beobachten kann, lassen sich eingeräumte Zahlungsmodalitäten gegebenenfalls kaum ermitteln. Auf diese Weise könnte ein Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil erlangen, ohne befürchten zu müssen, dass der Wettbewerber sofort Gegenmaßnahmen ergreift. Auch können durch das Einräumen von Zahlungszielen in regulierten Märkten Preisvorgaben umgangen werden. Auf diese Weise können einzelne Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil erlangen.¹⁶⁵

2.2.7 Moral Hazard als Ursache für Lieferantenkredite

Burkart und Ellingsen (2004) werfen hinsichtlich des Arguments, dass Lieferanten aufgrund geringerer Informationsbeschaffungskosten (vgl. Kap. 2.2.2) besser über die Bonität eines Kunden informiert sein könnten als Banken, die Frage auf, warum dann Lieferanten selten Barkredite gewähren beziehungsweise Handelskredite in der Regel mit der Lieferung eines bestimmten Guts verknüpft sind. Sie argumentieren daher, dass der Lieferant durch die eigentliche Transaktion des Gutes Informationen gewinnt, die bei

¹⁶⁰ Vgl. *Summers, Wilson* (2003), 442.

¹⁶¹ Vgl. *Cheng, Pike* (2003), 423. *Giannetti, Burkart, Ellingsen* (2008), 24, zeigen, dass die Wettbewerbsintensität positiv mit der Nutzung von Skonti korreliert ist.

¹⁶² Vgl. *Hill, Wood, Sorenson* (1981), 41 f.

¹⁶³ Vgl. *Brennan, Maksimovic, Zechner* (1988), 1128.

¹⁶⁴ Vgl. *Petersen, Rajan* (1997), 664 f.

¹⁶⁵ Vgl. *Cheng, Pike* (2003), 423 f., und *Ng, Smith, Smith* (1999), 1120, zeigen, dass Unternehmen ihre Zahlungsbedingungen gestalten, um Preisdiskriminierung zu ermöglichen.

einem Barkredit nicht gewonnen werden könnten.¹⁶⁶ Sie weisen darauf hin, dass, wenn die Mittelverwendung seitens des Kreditgebers nicht kontrollierbar ist, ein Unternehmer beziehungsweise Manager, dem ein Kredit gewährt wird, einen Anreiz hat, diese Mittel anders zu verwenden als vereinbart.¹⁶⁷ Dieses Verhalten wird als Moral Hazard bezeichnet. Das heißt, der Kunde nutzt einen Informationsvorsprung, um eigennutzenmaximierende Entscheidungen zu treffen.¹⁶⁸

Burkart und Ellingsen (2004) treffen zwei Annahmen. Einerseits gehen sie davon aus, dass Produktlieferungen schlechter vom Kunden zweckentfremdet werden können als Barkredite. So kann es beispielsweise erforderlich sein, Lieferungen zu liquidieren, was aufgrund der Produktspezifität möglicherweise jedoch nur unter Inkaufnahme von Abschlägen möglich ist.¹⁶⁹ Dabei kann die Zweckentfremdung unterschiedlicher Natur sein. So können Mittel für private Zwecke vom Management abgezweigt werden. Aber auch Empire Building oder andere Formen opportunistischen Verhaltens können dazu führen, dass Kredite anders als vereinbart vom Kunden verwendet werden. Andererseits unterstellen diese Autoren, dass Produktlieferungen einfacher vom Lieferanten überwacht werden können als von einer Bank, welche die Kredite für eine Produktlieferung bereit stellt. Das heißt, der Lieferant weiß, dass für den gewährten Kredit tatsächlich bestimmte Produkte vom Kunden erworben wurden. Eine Bank weiß hingegen nicht automatisch, dass ein gewährter Kredit tatsächlich zur Bezahlung vereinbarter Ausgaben vom Unternehmen verwendet wurde. Um dies zu kontrollieren, muss sie Monitoring betreiben, wodurch Kosten verursacht werden.¹⁷⁰

Burkart und Ellingsen (2004) gehen davon aus, dass einem Manager sowohl durch die Zweckentfremdung als auch durch die vereinbarte Nutzung der durch die Gläubiger bereitgestellten Mittel ein Nutzen entsteht. Eine Zweckentfremdung erfolgt dann, wenn der Manager davon stärker profitiert als bei einer mit dem Gläubiger vereinbarten Verwendung des Darlehens. Aufgrund der im Vergleich zu Barkrediten schlechteren Möglichkeiten einer anderswertigen als der vereinbarten Verwendung von Lieferantenkrediten, die mit konkreten Lieferungen verknüpft sind, wird es für einen Manager unwahrscheinlicher durch eine Zweckentfremdung einen höheren Nutzen zu erzielen als durch die Realisierung einer vereinbarten Investition. Damit werden durch Lieferantenkredite Kreditbeschränkungen für den Kunden gemildert. Das heißt, je schwieriger es ist, Lieferungen zu liquidieren und ihrem Zweck zu entfremden, umso mehr Kredit kann durch die Gläubiger maximal bereit gestellt werden.¹⁷¹ Dabei steigt nicht nur das vom Liefere-

¹⁶⁶ Vgl. *Burkart, Ellingsen* (2004), 570.

¹⁶⁷ Vgl. auch *Fabbri, Menichini* (2010), 416.

¹⁶⁸ Vgl. *Breid* (1995), 824.

¹⁶⁹ Vgl. *Burkart, Ellingsen* (2004), 572.

¹⁷⁰ Vgl. *Burkart, Ellingsen* (2004), 570 ff.; *Berlin* (2003), 24.

¹⁷¹ *Burkart, Ellingsen* (2004) unterstellen, dass gelieferte Waren nicht als Pfand genutzt werden können. Eine Aufhebung dieser Annahme führt dazu, dass mit Erhöhung der Liquidierbarkeit der Wert einer

ranten eingeräumte Kreditlimit. Auch Obergrenzen von Bankkrediten können erhöht werden, da aufgrund der schlechteren Möglichkeiten des Missbrauchs von Lieferantenkrediten eine Zweckentfremdung der Bankkredite ebenfalls weniger lohnt. Damit dient der Lieferantenkredit aus Sicht des Kunden auch als ein Instrument, mit welchem er seine Qualität als Kreditnehmer gegenüber einer Bank signalisieren kann.¹⁷² Das ist darauf zurückzuführen, da in dem Modell von Burkart und Ellingsen (2004) sich der Wert einer vereinbarten Investition bei gegebenem Bankkredit mit einer Erhöhung des Lieferantenkredites ebenfalls erhöht und damit eine Zweckentfremdung aus Sicht des Managers an Attraktivität verliert.¹⁷³

Auf einige der hier aufgeführten Ursachen für die Gewährung von Lieferantenkrediten wird in Abschnitt 4 zurückgegriffen werden, um Hypothesen für Zusammenhänge zwischen Forderungsausfallrisiken und Kreditoreneigenschaften zu formulieren. Es wird jedoch bereits deutlich, dass die Gewährung von Lieferantenkrediten auch mit der Frage verknüpft ist, welche Chancen und Gefahren sich für ein Unternehmen aus einem solchen Arrangement ergeben. Im Folgenden wird daher thematisiert, wie Chancen und Risiken einer Kreditgewährung im Rahmen einer quantitativen Kreditrisikoanalyse bewertet werden können.

2.3 Parameter des Forderungsausfallrisikos

2.3.1 Bewertung des Exposure at Default (EAD)

In Abbildung 2 wurden auf Einzelkreditnehmerebene die drei Parameter Exposure at Default, Loss Given Default und Ausfallwahrscheinlichkeit als die relevanten Risikotreiber beschrieben. Hier soll zunächst die Modellierung des Exposure at Default, also des erwarteten Betrages, den ein Kreditnehmer zum Zeitpunkt seines Ausfalls hätte zurückzahlen müssen, beschrieben werden.¹⁷⁴ In der Literatur wird dieser Größe im Vergleich zur *PD* und *LGD* relativ wenig Aufmerksamkeit geschenkt. In vielen Fällen wird

Ware als Pfand und damit die Kreditwürdigkeit des Kunden steigt. Andererseits erhöht sich aber auch das Moral Hazard Problem, was eine Reduktion der Kreditwürdigkeit zur Folge hat. Das Zusammenspiel dieser beiden Effekte ist dabei unklar (vgl. dort 577).

¹⁷² So zeigen *Bodt, Lobe, Statnik* (2008), 1 ff., dass die Nutzung von Lieferantenkrediten mit der Bonität des Schuldners steigt. *Biais, Gollier* (1997), 905, argumentieren, dass der Lieferant über Informationen verfügt, die einer Bank nicht zur Verfügung stehen. Durch die Gewährung des Handelskredites sendet der Lieferant der Bank ein positives Signal über die Bonität des Kunden. *Biais, Gollier* (1997), 907, können damit auch begründen, warum ein Kunde sowohl Bankkredite als auch vergleichsweise teure Lieferantenkredite nachfragt. Demnach ermöglicht erst der Lieferantenkredit den Zugang zu verhältnismäßig preiswerten Bankkrediten.

¹⁷³ Vgl. *Burkart, Ellingsen* (2004), 577.

¹⁷⁴ Vgl. *Gruber, Parchert* (2006), 177.

davon ausgegangen, dass sie durch das Management zur Verfügung gestellt wird¹⁷⁵ oder für einen betrachteten Zeitraum als fix angenommen werden kann.¹⁷⁶

Der Forderungsbetrag zum Ausfallzeitpunkt kann verhältnismäßig einfach determiniert werden, wenn zum Zeitpunkt der Risikoanalyse bekannt ist, dass ein Kunde nur einmalig beliefert wird und keine Teilzahlungen erfolgen. In diesem Fall entspricht die Forderungshöhe dem gewährten Rechnungsbetrag. Ist hingegen bekannt, dass der Kunde mehrmals innerhalb einer Periode beliefert wird oder werden Teilzahlungen vereinbart, dann besteht bezüglich der Forderungshöhe Unsicherheit. Das heißt, ein Kunde könnte beispielsweise bereits vor Zahlung der ersten Rate oder erst vor Zahlung der letzten Rate ausfallen, wodurch sich unterschiedliche Forderungshöhen ergeben können. Andererseits kann die Forderungshöhe gegenüber einem Kunden, der mehrmals in einer Periode beliefert wird, entsprechend des jeweiligen Bestellvolumens schwanken. Auch sind Saisonmuster vorstellbar. So ist es möglich, dass ein Eiscremelieferant seinen Kunden im Sommer aufgrund höherer Umsätze auch höhere Kredite gewährt. Ein solcher Zusammenhang ergibt sich bereits allein durch eine Fixierung von Zahlungsfristen. Die Unsicherheit bezüglich der möglichen Forderungshöhe zum Ausfallzeitpunkt kann in einem Risikomodell durch die Verwendung von Verteilungen zur Beschreibung dieser Größe berücksichtigt werden.¹⁷⁷ Die Art der zugrunde zu legenden Verteilung ist vom Kunden abhängig und vom Unternehmen zu spezifizieren. Der Vorteil dieser Vorgehensweise ist unter anderem darin zu sehen, dass vom Unternehmen genutzte Forderungsmanagementinstrumente, wie beispielsweise das Setzen von Limits, berücksichtigt werden können.¹⁷⁸

In der Bankenliteratur wird für den Fall, dass einem Kunden Kreditlinien beziehungsweise Kreditlimits eingeräumt werden, der *EAD* auf Grundlage der Auslastung dieser Kreditlinien untersucht. Da auch Unternehmen ihren Handelspartnern grundsätzlich Kreditlimits einräumen können, könnte sich eine ähnliche Vorgehensweise daher auch im Forderungsmanagement anbieten. Der Exposure at Default berechnet sich zum Analysezeitpunkt t_0 mit:

$$EAD = L \cdot (A_{t_0}^{\emptyset} + (1 - A_{t_0}^{\emptyset}) \cdot LEQ) \quad (1)$$

wobei L das vertraglich zugesicherte Kreditlimit (in Euro) bezeichnet. $A_{t_0}^{\emptyset}$ drückt aus, welchen Anteil seines Kreditlimits ein Kunde in der Vergangenheit durchschnittlich genutzt hat. Die Variable *LEQ* (Loan Equivalent Amount) bezeichnet den Anteil des gewöhn-

¹⁷⁵ Zum Beispiel: „CreditMetrics assumes that a calculation of the average exposure has been performed elsewhere by the user of the model“. Siehe *de Servigny, Renault (2004)*, 222.

¹⁷⁶ Vgl. *Marrison (2002)*, 282.

¹⁷⁷ Beispielsweise modellieren *Jiménez, Mencía (2007)*, 10 und 49, den Exposure at Default mit Inversen Gaußverteilungen und Gammaverteilungen für verschiedene Branchen.

¹⁷⁸ Wobei zu berücksichtigen ist, dass Limits im Zeitverlauf veränderbar sein können. Vgl. *Moral (2006)*, 211.

lich nicht genutzten Anteils der Kreditlinie, der bei einem Ausfall zusätzlich genutzt wird.¹⁷⁹ Lastete ein Kreditnehmer sein Limit in der Vergangenheit also beispielsweise durchschnittlich mit $A_{t_0}^{\emptyset} = 30\%$ aus und trägt die zusätzliche Ausnutzung der gewöhnlich nicht genutzten Kreditlinie für einen solchen Kreditnehmer typischerweise $LEQ = 50\%$, dann ist ein Exposure at Default in Höhe von $EAD = L(30\% + (1 - 30\%) \cdot 50\%) = 0,65L$ zu erwarten. Zur Kalibrierung des erwarteten Exposure at Default ist es damit notwendig, sowohl die kundenspezifische durchschnittliche Ausnutzung der gewährten Kreditlinie $A_{t_0}^{\emptyset}$ in der Vergangenheit als auch die Variable LEQ zu bestimmen.

Während $A_{t_0}^{\emptyset}$ für einen spezifischen Kunden zu bewerten ist, wurde die Variable LEQ bereits von verschiedenen Autoren für den Finanzsektor untersucht. Ein typisches Ergebnis dieser Untersuchungen ist, dass der LEQ mit abnehmender Bonitätsbewertung ebenfalls abnimmt beziehungsweise, dass Unternehmen, die Sicherheiten für ihre Kredite hinterlegen müssen, den LEQ im Vorfeld eines Ausfalls weniger stark erhöhen. Eine Erklärung für die höhere Ausnutzung der vorher nicht genutzten Kreditlinie durch Unternehmen mit einer guten Bonitätseinschätzung liegt vermutlich darin, dass diese vorher ihre Kreditlinien kaum genutzt haben.¹⁸⁰ Das bedeutet allerdings nicht, dass Unternehmen mit einer hohen Bonität zum Analysezeitpunkt zum Ausfallzeitpunkt auch einen höheren Anteil ihrer Kreditlinie beansprucht haben. Die Untersuchung von Asarnow, Marker (1995) deutet sogar eher darauf hin, dass gut geratete Unternehmen ihre Kreditlinien bei einem Ausfall etwas weniger in Anspruch nehmen (vgl. Tabelle 1).

Tabelle 1:

Beanspruchung der Kreditlinie in Abhängigkeit von der Bonitätsbeurteilung¹⁸¹

Rating	mittlere Beanspruchung der Kreditlinie ($A_{t_0}^{\emptyset}$)	Loan Equivalent Amount (LEQ)	Exposure at Default im Verhältnis zur Kreditlinie
		in %	
AAA	0,1	69	69
AA	1,6	73	73
A	4,6	71	72
BBB	20	65	72
BB	46,8	52	74
B	63,7	48	81
CCC	75,0	44	86

¹⁷⁹ Vgl. beispielsweise *Marrison* (2002), 282; *Jiménez, Lopez, Saurina* (2009), 11. Alternativ zum LEQ werden auch der Credit Conversion Factor (CCF) als ein Vielfaches des zum Analysezeitpunkt genutzten Kreditbetrages oder der Exposure at Default Factor ($EADF$) genutzt. Letzterer Faktor wird auf das gesamte eingeräumte Kreditlimit angewandt (vgl. *Jacobs* 2008, 4). Die Definition dieser Faktoren ist in der Literatur allerdings nicht eindeutig. So bezieht beispielsweise *Moral* (2006), 198, den CCF auf das Kreditlimit, was hier der Definition des $EADF$ entspricht.

¹⁸⁰ Vgl. zum Beispiel *Asarnow, Marker* (1995), 29 f.; *Jiménez, Lopez, Saurina* (2009), 14; *Araten, Jacobs* (2001), 35; *Jacobs* (2008), 19.

¹⁸¹ Vgl. *Asarnow, Marker* (1995), 30; *Marrison* (2002), 283.

Verschiedene Studien kommen zu dem Ergebnis, dass der *LEQ* mit einer Verlängerung des Zeitraums zwischen der Kreditanalyse t_0 und dem tatsächlichen Ausfall ansteigt. Eine Ursache hierfür kann in einer Verschlechterung der Bonität eines Unternehmens im Zeitverlauf liegen. Wie oben bereits beschrieben, weisen Unternehmen mit geringer Bonität im Mittel auch geringere *LEQs* aus, was darauf zurückgeführt wird, dass sie bereits einen großen Teil ihrer Kreditlimits ausnutzen. Verschlechtert sich die wirtschaftliche Situation im Zeitverlauf, wird ein Unternehmen seinen Kreditrahmen daher auch verstärkt nutzen. Damit kann auch der Zusammenhang zwischen dem Zeitraum bis zum Ausfall und dem *LEQ* erklärt werden.¹⁸²

Araten, Jacobs (2001) weisen darauf hin, dass die Volatilität der von ihnen untersuchten *LEQs* sehr hoch ist. Sie schlagen daher vor, dass diese Schwankung bei der Kreditrisikobewertung berücksichtigt werden sollte. Sie ermitteln für die von ihnen untersuchten Fälle im Durchschnitt einen *LEQ* in Höhe von 43,4% bei einer Standardabweichung von 41,4%.¹⁸³ Allerdings weisen sie auch darauf hin, dass die Verteilung des *LEQ* bimodal ist. Das heißt, ein großer Anteil der von ihnen beobachteten *LEQs* liegt im Intervall zwischen 0% und 10% beziehungsweise im Intervall zwischen 90% und 100%. Die Ursache hierfür wird unter anderem darin gesehen, dass die empirische Verteilung bei 0% und 100% trunziert wurde.¹⁸⁴ Jacobs (2008) weist einen durchschnittlichen *LEQ* von 37,8% aus. Allerdings untersucht er auch Fälle, in denen die Verteilung nicht gekappt wird. Hier beträgt der *LEQ* nur 3,6%.¹⁸⁵ Dieses Ergebnis ist darauf zurückzuführen, dass ein Kreditnehmer zum Zeitpunkt des Ausfalls auch einen geringeren Kreditbetrag beanspruchen kann als zum Analysezeitpunkt. Damit entspricht der *EAD* in dieser Untersuchung annähernd dem Forderungsbetrag zum Analysezeitpunkt.

Es stellt sich daher die Frage, ob es vor diesem Hintergrund nicht akzeptabel sein kann, den *EAD* bei der Risikobewertung gleich dem gewährten Forderungsbetrag zum Analysezeitpunkt zu setzen. Gegen diese Annahmen sprechen aber die von Jacobs (2008) ausgewiesenen Standardabweichungen. Im Falle der abgeschnittenen Verteilung beträgt die Standardabweichung in dieser Untersuchung 41%. Im Falle einer Betrachtung der Rohdaten wird eine Standardabweichung von 296% ausgewiesen. Jacobs (2008) weist auch darauf hin, dass der Median der untersuchten *LEQ* mit 20% positiv ist.¹⁸⁶ Vor diesem Hintergrund erscheint es bei einer Übertragung dieser Methode zur Prognose des *EAD* auf das Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen sinnvoll, diese Größe durch geeignete Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu beschreiben.

¹⁸² Vgl. Jiménez, Lopez, Saurina (2009), 14; Araten, Jacobs (2001), 36 f.

¹⁸³ Jiménez, Lopez, Saurina (2009), 14, weisen in ihrer Untersuchung einen mittleren *LEQ* in Höhe von 59,6% aus.

¹⁸⁴ Vgl. Araten, Jacobs (2001), 35 f.

¹⁸⁵ Vgl. Jacobs (2008), 13.

¹⁸⁶ Vgl. Jacobs (2008), 13.

Insofern in einem Unternehmen Kreditlimits als ein Instrument des Forderungsmanagements genutzt werden, könnte als konservativer Ansatz auch auf eine Modellierung mittels einer Verteilung verzichtet werden. Alternativ ist in diesem Fall das gewährte Limit als *EAD* ansetzbar. Eine solche Vorgehensweise kann mit der oben beschriebenen Versicherungsfunktion des Lieferantenkredites begründet werden. Stellt der Lieferantenkredit für ein Unternehmen eine Option dar, auch in wirtschaftlich angespannten Zeiten liquide zu bleiben, wird insbesondere im Vorfeld einer Insolvenz diese Möglichkeit genutzt werden. Ein solcher konservativer Ansatz wird beispielsweise auch für den Bankensektor diskutiert, wenn Kreditlinien vertraglich zugesichert werden. Vor allem bei einer Verschlechterung der wirtschaftlichen Situation und damit der Bonität des Kunden, nimmt dieser verstärkt die ihm gewährten Kreditlinien in Anspruch. Dadurch ist es im Falle einer Insolvenz nicht ungewöhnlich, dass die Kreditlinien im Vorfeld sehr stark oder vollständig ausgenutzt wurden.¹⁸⁷

Jiménez und Mencía (2007) zeigen für den spanischen Kreditmarkt, dass der Exposure at Default von makroökonomischen Variablen, wie dem Bruttoinlandsprodukt und dem Zinssatz, abhängt. Insbesondere in wirtschaftlich schwierigen Zeiten, steigt der *EAD* demnach an.¹⁸⁸ Aufgrund der Abhängigkeit des *EAD* von makroökonomischen Variablen können Abhängigkeiten zwischen diesem Kreditrisikoparameter und dem Loss Given Default oder der Ausfallwahrscheinlichkeit bestehen.

2.3.2 Bewertung der Verlustquote (LGD)

2.3.2.1 Messung der LGD

Neben dem *EAD* ist die Verlustquote (*LGD*) eine weitere Größe, die für die Kreditrisikobewertung von zentraler Bedeutung ist.¹⁸⁹ Sie stellt den Forderungsverlust im Verhältnis zum Exposure at Default bei einem Kreditausfall dar. Auch dieser Komponente wurde in der Vergangenheit im Vergleich zur Ausfallwahrscheinlichkeit relativ wenig Beachtung geschenkt. Im Vergleich zum *EAD* wird der *LGD* jedoch bereits deutlich stärker untersucht. Insbesondere in jüngerer Vergangenheit kann ein gesteigertes Interesse an dieser Kennzahl beobachtet werden. Das wird unter anderem darauf zurückgeführt, dass im Rahmen des fortgeschrittenen IRB-Ansatzes (Internal Rating Based Approach) von Basel II diese Größe durch die Banken explizit modelliert werden kann.¹⁹⁰ So war ein Ergebnis der fünften Quantitative Impact Study des Basel Committee on Banking Supervision, dass je nach Ausrichtung einer Bank, sehr unterschiedliche durchschnittliche *LGDs* beobachtet werden können. Insbesondere weisen Kreditkarten- oder Überziehungs-

¹⁸⁷ Vgl. Bröker (2000), 26.

¹⁸⁸ Vgl. Jiménez, Mencía (2007), 11 und 44.

¹⁸⁹ Einige Autoren bezeichnen die Verlustquote auch als Loss Severity. Die *LGD* wird von einigen Autoren auch als Produkt aus Exposure und Verlustquote definiert (vgl. Oehler, Unser 2002, 313).

¹⁹⁰ Vgl. beispielsweise Henkenjohann (2009), 8; Basel Committee on Banking Supervision (2005), RN 297, RN 468.

kredite höhere Verlustquoten als beispielsweise Hypothekenkredite auf. Hieraus ergibt sich eine Möglichkeit zur Verringerung des regulatorischen Eigenkapitalbedarfs, wenn die *LGD* im fortgeschrittenen IRB-Ansatz selbstständig bewertet werden kann. Ein weiteres interessantes Ergebnis dieser Studie liegt darin, dass sich die durchschnittlichen Verlustquoten zwischen den Banken sehr stark unterscheiden können.¹⁹¹ Es ist daher zu vermuten, dass im Unternehmensbereich ebenfalls deutliche Unterschiede hinsichtlich der durchschnittlichen Verlustquote zwischen verschiedenen Unternehmen bestehen.

Bei der empirischen Messung von Verlustquoten finden in der Finanzbranche verschiedene Ansätze Verwendung. Für gewerbliche Unternehmen besteht die Möglichkeit, die Verlustquote aus Daten der ausgefallenen Kreditengagements abzuleiten. Eine solche Bewertung kann beispielsweise auf Basis von Marktwerten erfolgen. Hierfür ist es erforderlich, dass für einen Kredit sowohl für einen Zeitpunkt kurz vor als auch für einen Zeitpunkt kurz nach dem Ausfall ein Marktpreis bestimmt werden kann.¹⁹² Für die Bewertung von Verlustquoten gewerblicher Unternehmen erscheint dieser Ansatz damit wenig geeignet, da eine Bewertung von Lieferantenkrediten durch einen Markt in der Regel nicht gewährleistet ist. Alternativ bietet sich die Ermittlung der *LGD* auf Grundlage eines Workout-Prozesses an.¹⁹³ Hierbei werden die Zahlungen, die sich aus der Verwertung von Sicherheiten ergeben, auf den Zeitpunkt des Kreditausfalls abgezinst ($NPV(\text{Rückflüsse})$)¹⁹⁴ und ins Verhältnis zum Exposure at Default gesetzt. Bei Verwendung dieser Methode ist unter anderem zu diskutieren, wie hoch der Diskontierungszins angesetzt wird. Auch stellt sich die Frage nach der Bewertung von Kosten,¹⁹⁵ die mit der Abwicklung des Falls verbunden sind oder zu welchem Zeitpunkt ein solcher Prozess als beendet erklärt wird.¹⁹⁶ Für eine Bewertung der *LGD* gewerblicher Unternehmen erscheint dieser Ansatz jedoch besser geeignet als eine an Marktpreisen orientierte Vorgehensweise, da die erforderlichen Daten grundsätzlich von einem Unternehmen erhoben werden können. Die Verlustquote eines Kreditarrangements i kann daher wie folgt definiert werden:¹⁹⁷

$$LGD_i(t_{\text{Ausfall}}) = \frac{EAD_i(t_{\text{Ausfall}}) - NPV(\text{Rückflüsse}_i(t), t \geq t_{\text{Ausfall}}) + NPV(\text{Kosten}_i(t), t \geq t_{\text{Ausfall}})}{EAD_i(t_{\text{Ausfall}})} \quad (2)$$

¹⁹¹ Vgl. *Basel Committee on Banking Supervision* (2006), 29 ff.

¹⁹² Vgl. *Wildenauer* (2007), 20; *Hamilton, Cantor, Ou* (2002), 16, bestimmen den Marktpreis einer Anleihe beispielsweise einen Monat nach dem Ausfallereignis.

¹⁹³ Es ist zu beachten, dass bereits die Wahl der Methode zur Bewertung des *LGDs* einen wichtigen Einfluss auf die Risikobewertung haben kann (vgl. *Düllmann, Trapp* 2004, 34).

¹⁹⁴ *NPV*: Net Present Value.

¹⁹⁵ Beispielsweise Arbeits-, Prozess-, Lagerhaltungs-, Reparatur-, Wartungskosten, Versicherungsprämien, Kosten einer Zwangsverwaltung, etc. (vgl. *Peter* 2006, 148).

¹⁹⁶ Vgl. *Wildenauer* (2007), 21.

¹⁹⁷ Vgl. *Peter* (2006), 148.

Eine leichte Abwandlung des dargestellten Workout-Prozesses ergibt sich, wenn das insolvente Unternehmen fortgeführt wird und die Gläubiger auf einen Teil ihrer Forderungen verzichten beziehungsweise nur für die Unternehmensfortführung nicht relevante Sicherheiten verwertet werden. In diesem Fall berechnet sich die *LGD* als Quotient aus der Summe von Forderungsverzicht und Verfahrenskosten abzüglich von Verwertungserlösen und dem *EAD*.¹⁹⁸ Die in Abschnitt 4 präsentierte Untersuchung zur *LGD* beruht auf einem Workout-Ansatz. Allerdings wird im Rahmen der dort vorgestellten empirischen Erhebung auf eine Diskussion von Diskontierungssätzen oder Bearbeitungskosten verzichtet. Eine solche Einschränkung erfolgt, um die Fragen zur *LGD* im verwendeten Erfassungsbogen beantwortbar zu gestalten.

In der Literatur wird die Verlust- beziehungsweise Erlösquote¹⁹⁹ primär in Zusammenhang mit Bankschulden oder Anleihen diskutiert.²⁰⁰ Für Deutschland wurde sie beispielsweise von Franks, de Servigny, Davydenko (2004); Davydenko, Franks (2008); Grunert, Weber (2005) und Blazy, Petey, Weill (2009) untersucht. Diese Autoren kommen dabei zu sehr unterschiedlichen durchschnittlichen Verlustquoten. Franks, de Servigny, Davydenko (2004) und Davydenko, Franks (2008) bestimmen eine mittlere Verlustquote in Höhe von 39%. In der Studie von Grunert, Weber (2005) beträgt dieser Wert 28% und Blazy, Petey, Weill (2009) weisen einen Wert in Höhe von 79% aus.²⁰¹ Empirische Studien zur Ausprägung dieser Kennzahl bei Lieferantenkrediten in Deutschland sind dem Autor jedoch nicht bekannt. Als die für eine Prognose der Verlustquote im Bankensektor wichtigsten Faktoren werden im Wesentlichen die vorhandenen Sicherheiten, der Rang der Verbindlichkeit (vorrangig vs. nachrangig), die Branche des Kunden, makroökonomische Rahmenbedingungen und hier insbesondere Korrelationen zwischen der Verlustquote und der Ausfallwahrscheinlichkeit, der Rechtsrahmen (speziell das Insolvenzrecht), die Verhandlungsmacht der beteiligten Parteien und die Art der Schuld (zum Beispiel Bankverbindlichkeiten oder Anleihen) angeführt.²⁰² Im Folgenden wird auf diese Faktoren näher eingegangen. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der Darstellung von Kreditsicherheiten, da diese vermutlich die entscheidenden Faktoren für die Höhe von Verlustquoten bei Handelskrediten sind.

¹⁹⁸ Vgl. Wildenauer (2007), 50 f.

¹⁹⁹ Erlösquote = 1-Verlustquote.

²⁰⁰ Vgl. beispielsweise de Servigny, Renault (2004), 117 ff.; Gupton (2005), 186 ff.; Gupton, Gates, Carty (2000), 1 ff.; Altman, Kishore (1996), 57 ff.; Araten, Jacobs, Varshney (2004), 28 ff.; Asarnow, Edwards (1995), 11 ff.; Bosworth, Eales (1998), 58 ff., und Davydenko, Franks (2008), 565 ff. Für einen weiteren Überblick über empirische Studien zur Erlös- beziehungsweise Ausfallquote siehe auch Grunert, Weber (2005), 5.

²⁰¹ Vgl. Davydenko, Franks (2008), 582; Franks, de Servigny, Davydenko (2004), 44; Grunert, Weber (2005), 17; Blazy, Petey, Weill (2009), 31.

²⁰² Vgl. beispielsweise Gupton (2005), 193 f.; de Servigny, Renault (2004), 126 ff.; Grunert, Weber (2005), 5, Davydenko, Franks (2008), 565 ff.; Altman, Kishore (1996), 57 ff.; Albrecht (2005), 29 ff.; Emery et al. (2009), 8 ff.

2.3.2.2 Kreditsicherheiten und Rang einer Forderung

Kreditsicherheiten sind alle Maßnahmen eines Debtors, die im Schadensfall zu einer Reduktion der Verluste des Gläubigers beitragen. Dabei wird unterschieden, ob eine Sicherheit auf Zahlungsmittel ausgerichtet ist oder nicht. Nicht auf Zahlungsmittel ausgerichtete Sicherheiten beziehen sich auf besondere Pflichten des Kreditnehmers, wie beispielsweise Auskunftspflichten, Auflagen, Negativ- und Positivverklärungen, Sorgfalts- und Versicherungspflichten oder auf besondere Rechte des Kreditgebers. Besondere Rechte des Kreditors können zum Beispiel Informationsrechte, Kündigungsrechte oder rechtliche Instrumente zur Erleichterung von Kündigungsklagen oder zur Verwertung von Sicherheiten sein.²⁰³

Im Gegensatz dazu, beziehen sich auf Zahlungsmittel ausgerichtete Sicherheiten auf Personen oder Sachen, die im Schadensfall mit ihrer Solvenz oder ihrem Wert haften, wenn keine ordnungsgemäße Rückzahlung erfolgt. Das heißt, dass dem Gläubiger das Recht eingeräumt wird, im Schadensfall die gestellten Sicherheiten zu verwerten und dadurch seine Kreditverluste zu reduzieren oder zu vermeiden.²⁰⁴ Im Folgenden werden einige wesentliche Instrumente zur Sicherung von Verbindlichkeiten beschrieben.

Der einfache Eigentumsvorbehalt

Der Eigentumsvorbehalt wird in § 449 BGB²⁰⁵ als Sicherungsmittel vom Gesetzgeber benannt. Demnach ist im Zweifel anzunehmen, dass das Eigentum erst bei vollständiger Zahlung des Kaufpreises an den Käufer übertragen wird. Das heißt, dass der Käufer bis zur Zahlung des Kaufpreises nur unmittelbarer Fremdbesitzer und Inhaber einer Anwartschaft auf Eigentumserwerb ist, der Verkäufer jedoch Eigentümer der Sache bleibt. Der Verkäufer hat also bis zur völligen Kaufpreiszahlung einen Anspruch auf Herausgabe der Ware. Die Vereinbarung des Eigentumsvorbehalts kann formungebunden erfolgen, also auch mündlich oder stillschweigend erfolgen. Da es allerdings immer wieder eine Streitfrage sein kann, ob aufgrund Handelsbrauchs ein stillschweigender Eigentumsvorbehalt zustande gekommen ist beziehungsweise eine mündliche Erklärung des Verkäufers gegebenenfalls nicht bewiesen werden kann, hat es sich in der Praxis eingebürgert, den Eigentumsvorbehalt in den Verkaufs- beziehungsweise Lieferantenbedingungen schriftlich festzuhalten. Ein Eigentumsvorbehalt schützt die Waren des Verkäufers davor, dass andere Gläubiger auf diese zugreifen können, um ihre eigenen Forderungen zu befriedigen.²⁰⁶

Mit einem Eigentumsvorbehalt können rechtlich selbstständige bewegliche Sachen abgesichert werden. Eigentumsvorbehalte können nur an individualisierten also für jeden

²⁰³ Vgl. *Bröker* (2000), 31.

²⁰⁴ Vgl. *Bröker* (2000), 31 f.

²⁰⁵ Bürgerliches Gesetzbuch in der Fassung vom 2. Januar 2002.

²⁰⁶ Vgl. *Heuser* (1995a), 2 ff.

Dritten aus der vertraglichen Abrede erkennbaren Sachen bestehen. Allerdings können wesentliche Bestandteile eines Produktes keinen anderen Eigentümer haben als den Eigentümer der Hauptsache. So gehört die Heizungsanlage eines Hauses dem Eigentümer des Hauses.²⁰⁷

Veräußert der Käufer die unter Eigentumsvorbehalt gelieferte Ware an Dritte weiter, geht das Eigentum gemäß der §§ 932 ff. BGB in der Regel auf den Dritten über, es sei denn, dass der Dritte nicht in gutem Glauben darüber ist, dass die Sache dem Veräußerer gehört. Dabei ist dieser nicht in gutem Glauben, wenn ihm bekannt oder aufgrund grober Fahrlässigkeit unbekannt ist, dass die Sache nicht dem Veräußerer gehört.²⁰⁸ Damit jemanden grobe Fahrlässigkeit im Sinne von § 932 BGB vorgeworfen werden kann, ist es erforderlich, dass diesem bei Erwerb der Sache Umstände bekannt gewesen sind, die mit auffällender Deutlichkeit dafür gesprochen haben, dass der Verkäufer nicht Eigentümer gewesen ist. Das bedeutet, dass für den Erwerber auch bei nur durchschnittlichem Merk- und Erkenntnisvermögen ohne besonders hohe Aufmerksamkeit sowie ohne besonders gründliche Überlegung zu erkennen gewesen sein muss, dass die Verkaufssache nicht dem Veräußerer gehörte.²⁰⁹

Darüber hinaus geht das Eigentum an einer Sache gemäß § 950 BGB auf den Käufer über, wenn dieser durch Bearbeitung oder Umbildung eines oder mehrerer Stoffe eine neue bewegliche Sache herstellt, es sei denn, dass der Wert der neuen Sache erheblich geringer ist als der Wert des Stoffes, der verarbeitet wurde. Damit erlöschen gemäß § 950 Abs. 2 BGB die an den gelieferten Waren bestehenden Rechte. Auch geht der Eigentumsvorbehalt nach § 947 Abs. 2 BGB bei einer Verbindung mehrerer Sachen zu einer einheitlichen Sache unter, wenn eine der Sachen als Hauptsache anzusehen ist. In diesem Fall geht das Eigentum der einheitlichen Sache auf den Besitzer der Hauptsache über. Ebenso kann gemäß § 948 BGB bei einer Vermischung von verschiedenen Sachen in Anlehnung an § 947 Abs. 2 BGB ein Eigentumsvorbehalt erlöschen, wenn die Sachen durch Mischung untrennbar miteinander verbunden werden oder nur zu unverhältnismäßig hohen Kosten wieder getrennt werden können.

Die Erweiterung des Eigentumsvorbehaltes

Da der einfache Eigentumsvorbehalt relativ schnell erlöschen kann, haben sich verschiedene Erweiterungen herausgebildet. Eine Möglichkeit besteht darin, den Käufer zu verpflichten, den Eigentumsvorbehalt bei einem Weiterverkauf auf den Endabnehmer in einer Weise weiterzuleiten, dass dieser erst Eigentümer wird, wenn der Kaufpreis des ersten Lieferanten bezahlt ist. Da dies jedoch zur Folge haben kann, dass der Endabnehmer nicht Eigentümer der Ware ist, obwohl er seine Rechnung bereits beglichen hat, jedoch der erste Lieferant noch nicht bezahlt wurde, können derartige Klauseln in der

²⁰⁷ Vgl. Heuser (1995a), 5 ff.

²⁰⁸ Vgl. Heuser (1995a), 8.

²⁰⁹ Vgl. BGH (1978), 1208.

Praxis regelmäßig nicht durchgesetzt werden. Jedoch besteht die Möglichkeit, den Käufer der Ware dazu zu verpflichten, dass dieser wiederum nur unter Eigentumsvorbehalt weiter veräußern darf (nachgeschalteter Eigentumsvorbehalt). Das hat den Vorteil, dass im Falle eines Ausfalls des Endkunden ein potenzieller Verlust des ersten Käufers reduziert werden kann, was die Chancen des Erstlieferanten auf Bezahlung seiner Rechnung erhöht. Da allerdings der Eigentumsvorbehalt mit Zahlung des Endkunden erlischt, hat der nachgeschaltete Eigentumsvorbehalt in der Praxis nur einen begrenzten Wert.²¹⁰

Ein einfacher Eigentumsvorbehalt erlischt, wenn die entsprechende Ware bezahlt wurde. Es kann jedoch vereinbart werden, dass der Eigentumsvorbehalt erst dann erlischt, wenn alle in einem Kontokorrent eingestellten Waren durch den Käufer bezahlt wurden. Dies setzt allerdings eine Kontokorrentabrede zwischen den beteiligten Parteien voraus. Auch ist es möglich, dass bei einem Verkauf vereinbart wird, dass der Eigentumsvorbehalt erst dann erlischt, wenn nicht nur der Preis der aktuell verkauften Ware, sondern auch weitere Forderungen des Verkäufers beglichen werden.²¹¹

Ein weiteres Instrument zur Sicherung von Forderungen kann in einer Verlängerung des Eigentumsvorbehaltes liegen. Eine solche Maßnahme ist die Vorausabtretung. Hierbei kann sich der Verkäufer die Kaufpreisforderung, die bei einem Weiterverkauf der Ware an den Endkunden entsteht, im Voraus von seinem Käufer abtreten lassen. Eine solche Vereinbarung kann jedoch nicht einseitig erklärt werden, sondern der Käufer muss damit einverstanden sein. Für die Nutzung dieses Instrumentes ist es erforderlich, dass die künftig entstehende Forderung bestimmt werden kann. Das heißt, Art und Umfang der Forderung aber auch der zu ihrer Erfüllung Verpflichtete müssen festgestellt werden können. Die Vorausabtretung ist darüber hinaus von der Zustimmung des Endkunden abhängig. Verweigert dieser seine Zustimmung, ist die Vorausabtretung unwirksam. Entsteht die Forderung an den Endabnehmer nicht vor Eröffnung eines Konkursverfahrens gegen den Käufer der Ware, verliert die Vorausabtretung ihre Wirkung.²¹²

Eine Möglichkeit der Verlängerung eines Eigentumsvorbehaltes besteht auch darin, dass mit dem Abnehmer vereinbart wird, dass dieser für den Verkäufer eine Verarbeitung vornimmt (Verarbeitungsklausel). Auf diese Weise kann verhindert werden, dass das Eigentum an einer Sache auf den Käufer durch eine Weiterverarbeitung der gelieferten Ware übergeht, da in diesem Fall der Verkäufer als Hersteller anzusehen ist. Auch besteht für den Lieferanten die Möglichkeit, sich die produzierte Sache als Sicherheit übereignen zu lassen.²¹³

Sowohl bei der Vorausabtretung als auch bei der Verarbeitungsklausel oder der Übertragung des Eigentums an einer produzierten Ware auf den Lieferanten, kann sich das

²¹⁰ Vgl. *Heuser* (1995a), 11.

²¹¹ Vgl. *Heuser* (1995a), 11 f.

²¹² Vgl. *Heuser* (1995a), 13 ff.

²¹³ Vgl. *Heuser* (1995a), 15 f.

Problem ergeben, dass verschiedene Lieferanten ein solches Sicherungsinstrument genutzt haben. In diesem Fall können im Schadensfall Anstrengungen erforderlich werden, um die jeweiligen Gläubigeransprüche an einer Sicherheit zu definieren.²¹⁴ Die mit der Erweiterung von Eigentumsvorbehalten verbundenen Verwaltungskosten könnten daher gegebenenfalls den Nutzen eines solchen Instrumentes übersteigen. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000) untersuchen empirisch die Nutzung von Eigentumsvorbehalten und stellen beispielsweise fest, dass 58,6% der von ihnen befragten mittelständischen Unternehmen den einfachen Eigentumsvorbehalt, aber nur 30,9% den verlängerten Eigentumsvorbehalt nutzen. Sie führen die geringere Nutzung des verlängerten Eigentumsvorbehaltes auf dessen höhere Anforderungen zurück.²¹⁵

Bei einer Anwendung des Eigentumsvorbehaltes im internationalen Geschäftsverkehr ist zu berücksichtigen, dass hier immer das Recht des Landes gilt, in dem sich die Sache gerade befindet. Damit sind bei einem Export von Gütern die in Deutschland geltenden Regeln des Eigentumsvorbehaltes nicht mehr gültig, wenn das Produkt ins Ausland gelangt. Für den Exporteur stellt sich daher die Aufgabe, zu beurteilen, ob vergleichbare Regeln im Exportland existieren und wie diese anzuwenden sind. Insbesondere die Verlängerung und Erweiterung von Eigentumsvorbehalten ist in vielen Ländern nicht möglich. Auch wird in vielen Ländern die Vorproduktware im Insolvenzfall nicht aus der Insolvenzmasse ausgesondert. Damit besitzt der Gläubiger kein Recht auf Herausgabe der Ware. Auch ist zu beachten, dass in den Regionen einzelner Länder unterschiedliche Vorschriften hinsichtlich des Eigentumsvorbehaltes gelten können. Beispielsweise wären Kanada, wo die einzelnen Provinzen und Territorien unterschiedliche Rechte haben können oder auch China mit seinen Sonderverwaltungszone wie Hongkong zu nennen.²¹⁶

Pfandrechte, Hypotheken und Grundschulden

Beim Pfandrecht wird zwischen dem Pfandrecht an beweglichen Sachen gemäß der §§ 1204 bis 1258 BGB, dem Pfandrecht an Rechten gemäß §§ 1273 bis 1296 BGB und Grundpfandrechten nach § 1113 ff. BGB unterschieden. Dabei finden die Vorschriften des Pfandrechtes an beweglichen Sachen bei den Pfandrechten an Rechten gemäß § 1273 BGB entsprechend Anwendung, insofern sich aus den §§ 1274 bis 1296 BGB keine anderen Vorschriften ergeben. Pfandrechte haben zur Folge, dass im Insolvenzfall des Schuldners die Pfandrechtinhaber gemäß § 50 InsO „zur abgesonderten Befriedigung aus dem Pfandgegenstand berechtigt“ sind.

Hinsichtlich der Entstehung eines Pfandrechtes wird zwischen dem vertraglichen Pfandrecht, dem gesetzlichen Pfandrecht und dem Pfändungspfandrecht unterschieden. Das vertragliche Pfandrecht an beweglichen Sachen setzt voraus, dass diese in den Besitz

²¹⁴ Vgl. Heuser (1995a), 23 f.

²¹⁵ Vgl. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000), 131 f.

²¹⁶ Vgl. von Bernstorff (2007a), 1 ff.; von Bernstorff (2007b), 1 ff.

des Pfändungsgläubigers übergehen. Ein solches Pfandrecht entsteht durch ein Rechtsgeschäft und dient zur Sicherung einer bestimmten Forderung. Ist der Kreditnehmer nicht in der Lage, diese Forderung vertragsgerecht zu erfüllen, hat der Gläubiger das Recht, das Pfand durch einen Verkauf zu verwerten. Gesetzliche Pfandrechte müssen hingegen nicht explizit zwischen den Parteien vereinbart werden, sondern können auch bei Unkenntnis der Beteiligten entstehen. Beispiele für diese Form des Pfandrechtes sind Vermieterpfandrechte oder Spediteurpfandrechte.²¹⁷ Beim Pfändungspfandrecht nach § 804 ZPO²¹⁸ erwirbt der Gläubiger ein Pfandrecht an dem gepfändeten Gegenstand. Es entsteht im Rahmen der Zwangsvollstreckung. Das heißt, dass der Gläubiger ein Recht auf den Verkaufserlös des vom Gerichtsvollzieher gepfändeten beweglichen Vermögensgegenstandes hat.²¹⁹ Für Unternehmen ist insbesondere das Pfandrecht an Forderungen gemäß §§ 1279 ff. BGB von Interesse. Allerdings setzt die Anwendung eines solchen Pfandrechtes nach § 1280 BGB voraus, dass die Verpfändung der Forderung dem Schuldner angezeigt wird. Da eine solche Anzeige jedoch ein vom Sicherungsgeber unerwünschtes Signal hinsichtlich der eigenen Liquidität an seine Kunden sein kann, erfolgt anstelle einer Pfändung in der Praxis eher eine Sicherungsabtretung der entsprechenden Forderung.²²⁰

Besondere Formen des Pfandrechtes stellen die Grundschuld und die Hypothek dar. Hierbei handelt es sich um besitzlose Pfandrechte an einer nicht beweglichen Sache. Bei der Hypothek und der Grundschuld kann gemäß § 1113 BGB und § 1191 BGB ein Grundstück in der Weise belastet werden, das dem Gläubiger, zu dessen Gunsten die Grundschuld eingetragen wurde, ein Recht zur Zahlung einer Geldsumme aus diesem Grundstück zusteht. Der Unterschied zwischen einer Hypothek und einer Grundschuld besteht darin, dass die Hypothek an eine bestimmte Forderung geknüpft ist. Die Grundschuld ist hingegen abstrakt, also nicht an eine bestimmte Forderung geknüpft. Zur Absicherung von Lieferantenkrediten ist die Grundschuld daher auch interessanter als die Hypothek.²²¹ Die Absicherung einer Lieferung durch eine Grundschuld oder Hypothek kann sinnvoll sein, wenn größere und längerfristige Geldforderungen entstehen. Allerdings erfordern sie eine notarielle Beurkundung und einen Grundbucheintrag, was diese Formen der Absicherung relativ kostenintensiv macht.²²² Aus diesem Grund werden Grundschulden in Deutschland auch verhältnismäßig wenig von Unternehmen als Sicherungsinstrumente genutzt. Entsprechend der Untersuchung von Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000) nutzen nur 10,5% der mittelständischen Unternehmen dieses Instrument, wobei auch diese Unternehmen es überwiegend selten anwenden. Auch das Pfandrecht wird in Deutschland nur von 7% der Unternehmen genutzt. Dieser geringe Wert wird

²¹⁷ Vgl. *Langen, Hoß* (2003a), 1 ff.

²¹⁸ Zivilprozessordnung.

²¹⁹ Vgl. *Langen, Hoß* (2003a), 9.

²²⁰ Vgl. *Langen, Hoß* (2003c), 1.

²²¹ Vgl. *Heuser* (1995b), 1.

²²² Vgl. *Bröker* (2000), 33.

auf die Notwendigkeit der Herausgabe des Pfandgutes zurückgeführt.²²³ Insgesamt scheinen Grundschulden, Hypotheken oder Pfandrechte daher eher für den Bankensektor als für den Unternehmensbereich geeignete Instrumente zur Besicherung von Forderungen zu sein.

Bei einer Nutzung von Pfänder im Ausland, sind entsprechende rechtliche Rahmenbedingungen im Zielland zu berücksichtigen. So reicht es in vielen Ländern nicht aus, dass sich Gläubiger und Schuldner vertraglich (oder von Gesetzes wegen) auf Bedingungen für eine Verpfändung verständigen. Vielmehr sind auch zusätzliche Einträge in spezielle Pfandregister erforderlich.²²⁴ Für Unternehmen mit Exportgeschäft bietet sich der Aufbau entsprechender Kompetenz daher an, wenn dieses Sicherungsinstrument auch im Auslandsgeschäft genutzt werden soll.

Sicherungsübereignung

Ähnlich wie die Pfandgläubiger des vorangegangenen Abschnittes haben gemäß § 51 InsO auch Gläubiger, „denen der Schuldner zur Sicherung eines Anspruchs eine bewegliche Sache übereignet oder ein Recht übertragen hat“, einen Anspruch auf eine abgesonderte Befriedigung ihrer Ansprüche. Bei der Nutzung dieses Instrumentes werden dem Sicherungsnehmer individuell bestimmte Sachen zur Besicherung von Forderungen übereignet. In der Regel wird der Sicherungsnehmer mittelbarer Besitzer. Das heißt, dass der Gläubiger die Sachherrschaft über das Sicherungsobjekt nicht selbst wahrnimmt sondern dem Sicherungsgeber überlässt.²²⁵ Dadurch ist es möglich, Produktionsfaktoren als Sicherheiten an einen Gläubiger zu übertragen, ohne dass deswegen die Geschäftsführung des Schuldners beeinträchtigt wird, wie es bei einer Verpfändung der Fall wäre. Da bei einer Sicherungsübereignung das Sicherungsobjekt nicht automatisch an den Schuldner zurückfällt, wenn dieser seine Verbindlichkeiten begleicht, ist eine solche Vereinbarung in der Regel mit einer Rückübertragungsverpflichtung des Gläubigers beziehungsweise mit einer auflösenden Bedingung verbunden. Letztere beendet die Wirkung des Rechtsgeschäfts bei Bezahlung der Schuld, was zur Folge hat, dass die Sicherheit wieder in das Eigentum des Schuldners übergeht.²²⁶

Grundsätzlich kann ein Sicherungsvertrag formlos also auch mündlich abgeschlossen werden. Aus Gründen der Beweisführung im Schadensfall wird in der Praxis ein solcher Vertrag jedoch schriftlich fixiert.²²⁷ Ein Vorteil der Sicherungsübereignung besteht in verhältnismäßig geringen Kosten der Vereinbarung. Allerdings erfordert die Verwertung häufig gerichtliche Auseinandersetzungen.²²⁸ In der Praxis ist dieses Instrument

²²³ Vgl. *Kokalj, Paffenholz, Schröer* (2000), 131 f.

²²⁴ Vgl. *von Bernstorff* (2004), 1 ff.

²²⁵ Vgl. *Langen, Hoß* (2003b), 1 ff.

²²⁶ Vgl. *Langen, Hoß* (2003b), 2 f.

²²⁷ Vgl. *Langen, Hoß* (2003b), 4.

²²⁸ Vgl. *Bröker* (2000), 33.

zwar beliebter als Pfandrechte und Grundschulden, jedoch nutzen auch nur 19,3% der von Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000) befragten mittelständischen Unternehmen dieses Instrument.

Sicherungsabtretung

Oben wurde bereits darauf verwiesen, dass aufgrund firmenpolitischer Überlegungen die Verpfändung von Forderungen unerwünscht sein kann, da die damit verbundenen Signale bei den Kunden unerwünschte Assoziationen hinsichtlich der eigenen Liquidität hervorrufen können. Als Alternative bietet sich die Sicherungsabtretung nach § 398 BGB an. Bei der Abtretung kann von einem Gläubiger durch Vertrag mit einem anderen eine Forderung auf diesen neuen Gläubiger übertragen werden. Der neue Gläubiger tritt nach Abschluss des Vertrages an die Stelle des bisherigen Gläubigers. Eine solche Abtretung muss gegenüber dem Kunden nicht offen gelegt werden. In diesem Fall wird von einer stillen Zession gesprochen. Bei einer solchen, in der Praxis üblichen stillen Zession, bleibt der Sicherungsgeber weiterhin ermächtigt, die Forderungen bei seinem Kunden einzuziehen. Erst wenn der im Vertrag definierte Sicherungsfall eintritt, tritt der Sicherungsnehmer als neuer Gläubiger auf und kann die Forderung ab diesem Zeitpunkt selbstständig einziehen.²²⁹

Neben der Abtretung einzelner Forderungen können auch alle gegenwärtigen oder zukünftigen Forderungen abgetreten werden (Globalzession). Alternativ kann auch vereinbart werden, dass Forderungen in fester oder variabler Höhe abgetreten werden (Mantelzession). Der Sicherungsgeber muss in diesem Fall als Sicherung gegebene Forderungen, die beglichen werden, durch andere Forderungen ersetzen, damit ein vertraglich definiertes Sicherungsniveau gewährleistet ist.²³⁰ Ein Vorteil der Abtretung ist darin zu sehen, dass sie keiner Formvorschrift unterliegt. Allerdings wird auch hier aus Beweisgründen die Schriftform empfohlen.²³¹

Bei diesem Sicherungsinstrument besteht jedoch die Gefahr, dass Forderungen mehrmals abgetreten werden.²³² In diesem Fall ist lediglich die zuerst erfolgte Abtretung wirksam.²³³ Im Insolvenzfall des Sicherheitengebers steht dem Gläubiger ein Aussonderrightsrecht gemäß § 51 InsO zu. Gemäß der Studie von Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000) ist die Forderungsabtretung ein vom Mittelstand im Vergleich zu anderen Sicherungsinstrumenten verhältnismäßig häufig genutztes Instrument. Demnach wird dieses Instrument von 28,7% der befragten Unternehmen angewandt.²³⁴

²²⁹ Vgl. *Langen, Hoß* (2003c), 2.

²³⁰ Vgl. *Langen, Hoß* (2003c), 3 f.

²³¹ Vgl. *Langen, Hoß* (2003c), 4.

²³² Vgl. *Bröker* (2000), 33.

²³³ Vgl. *Langen, Hoß* (2003c), 7.

²³⁴ Vgl. *Kokalj, Paffenholz, Schröder* (2000), 131 f.

Bei einer Anwendung der Sicherungsabtretung im internationalen Geschäftsverkehr sind jeweils Entstehungs- und Wirksamkeitsvoraussetzungen zu überprüfen. Das heißt, dass spezielle Kenntnisse der Rechtslage im Zielland erforderlich sind.²³⁵

Bürgschaften und Garantien

Durch die Übernahme einer Bürgschaft verpflichtet sich gemäß § 765 BGB der Bürge gegenüber dem Gläubiger eines Dritten, für die Erfüllung der Verbindlichkeiten des Dritten einzustehen. Damit ist die Bürgschaft ein potenzielles Instrument eines Lieferanten, sich gegen Zahlungsausfälle abzusichern. Eine Bürgschaft erfordert die Schriftform (§ 766 BGB). Eine Ausnahme hiervon besteht gemäß § 350 HGB. Demnach muss ein Kaufmann als Bürge die Formvorschriften des § 766 BGB nicht erfüllen. Aus Gründen einer späteren Beweisführung sollte jedoch auch in diesen Fällen die Bürgschaft schriftlich fixiert werden.²³⁶

Während eine Bürgschaft von einer Hauptschuld abhängt, ist die Garantie als ein alternatives Sicherungsinstrument unabhängig von einer solchen. Das heißt, dass der Garant hier eine eigene Leistung, aber nicht die Leistung des Schuldners schuldet. Diese eigene Leistung soll allerdings die Leistung des eigentlichen Schuldners kompensieren. Die Gewährung einer Garantie muss nicht schriftlich erfolgen. Aus Gründen einer späteren Beweisbarkeit sollte in der Praxis jedoch eine schriftliche Fixierung erfolgen. Eine für das Forderungsmanagement geeignete Garantie ist die Zahlungsgarantie.²³⁷ Werden Bürgschaften oder Garantien durch eine Bank gewährt, werden diese Sicherungsinstrumente auch als Bankavale bezeichnet.

Die Bürgschaft stellt für mittelständische Unternehmen ein vergleichsweise beliebtes Sicherungsinstrument dar. Demnach nutzen ca. 37% der Unternehmen dieses Mittel, um sich vor Verlusten zu schützen. Allerdings nutzen diese Unternehmen die Bürgschaft auch eher selten.²³⁸ Aufwändig ist die Nutzung dieses Instrumentes vor allem dadurch, dass auch die Bonität des Bürgen zu bewerten ist, um eine Risikoeinschätzung vornehmen zu können.²³⁹ Insbesondere für Unternehmen, deren Bonitätseinschätzung sehr stark auf Informationen beruht, die aus der Kunden- Lieferantenbeziehung gewonnen werden, kann die Bonitätseinschätzung von Bürgen damit problematisch sein.

Kreditversicherungen

Kreditversicherungen stellen eine Möglichkeit dar, Forderungsausfallrisiken auf Dritte zu übertragen. Dieses Instrument bietet sich daher immer dann an, wenn ein Unternehmen nicht über die erforderlichen Reserven verfügt, um Ausfallrisiken selber zu tragen oder

²³⁵ Vgl. zur Abtretung in EU-Staaten beispielsweise von *Bernstorff* (1996), 1 ff.

²³⁶ Vgl. *Langen, Hoß* (2004), 4.

²³⁷ Vgl. *Langen, Hoß* (2004), 15 f.

²³⁸ Vgl. *Kokalj, Paffenholz, Schröder* (2000), 131 f.

²³⁹ Vgl. *Bröker* (2000), 33.

wenn eine Überwälzung günstiger ist als das Tragen der Risiken. Insbesondere in Unternehmen, die einen wesentlichen Teil ihres Umsatzes mit einzelnen Kunden erzielen und ihr Ausfallrisiko durch geeignete Sicherungsinstrumente nicht auf ein tragfähiges Niveau reduzieren können, kann eine Kreditversicherung daher ein wichtiges Instrument des Forderungsmanagements sein. Da Kreditversicherungen in der Regel verschiedene Lieferanten eines Kunden vertreten, können sich Kostenvorteile bei der Bonitätsanalyse ergeben. Damit kann die Kreditversicherung die Bonität des Kreditnehmers besser überwachen, was zu einer Senkung beziehungsweise Vermeidung von Ausfallrisiken beitragen kann.²⁴⁰

Versicherbar sind alle Forderungen eines Unternehmens, die durch eine Warenlieferung oder Dienstleistung begründet wurden. Diese Lieferungen und Leistungen müssen dem regelmäßigen Geschäftsbetrieb des Versicherungsnehmers zuordenbar sein. Grundsätzlich sind Forderungen erst nach Rechnungserstellung versicherbar. Allerdings kann ein Versicherungsschutz durch entsprechende Vertragsvereinbarungen auch bereits ab dem Liefertermin bestehen. Weiterhin müssen Forderungen rechtlich begründet sein. Das heißt, dass die Waren vom Kunden des Versicherungsnehmers endgültig abgenommen worden sein müssen.²⁴¹

In der Regel fokussieren sich Kreditversicherer auf Forderungen gegen gewerbliche Unternehmen. Durch Spezialpolicen können aber auch Forderungen gegen Privatpersonen von einer Versicherung abgedeckt werden. Kreditversicherungen decken im Normalfall bei einem Ausfall 70% bis 75% einer Forderung ab. In vielen Fällen wird jedoch eine Höchstsumme der möglichen Entschädigung innerhalb eines Versicherungsjahres festgelegt.²⁴²

Die wichtigsten Bereiche, in denen Kreditversicherer tätig werden, sind die Warenkreditversicherung im Inland sowie die Ausfuhrkreditversicherung. Beide Versicherungsarten sind auf die Übernahme kurzfristiger Ausfallrisiken fokussiert. Von untergeordneter Bedeutung sind Versicherungen für mittelfristige Lieferantenkredite, die in einem Zusammenhang mit der Lieferung von Investitionsgütern stehen (Investitionsgüterkreditversicherungen). Für multinationale Unternehmen mit Tochterunternehmen in verschiedenen Ländern haben sich darüber hinaus spezielle Versicherungsangebote entwickelt, die einen Versicherungsschutz für solche Unternehmen ermöglichen.²⁴³

Da private Kreditversicherungen primär Warenlieferungen in westliche Industrieländer oder einige Schwellenländer absichern, sich jedoch bei der Versicherung von Warenlieferungen in Länder mit einem hohen politischen Risiko weitgehend zurückhalten, besteht die Möglichkeit, Forderungen aus Lieferungen in solche Länder, mit staatlichen

²⁴⁰ Vgl. *Wiedenhorn* (2006), 191 f.

²⁴¹ Vgl. *Wiedenhorn* (2006), 198 f.

²⁴² Vgl. *Pütz* (2004), 3 ff.

²⁴³ Vgl. *Pütz* (2004), 3 ff.

Exportförderungsinstrumenten abzusichern.²⁴⁴ Die Entscheidung darüber, ob für ein bestimmtes Land und wenn ja, in welcher Form Risiken übernommen werden, wird in Deutschland in einem „Interministeriellen Ausschuss für Ausfuhrgarantien und Ausfuhrbürgschaften“ diskutiert. Es besteht die Möglichkeit, Forderungen gegenüber natürlichen oder juristischen Personen des Privatrechts durch „Ausfuhrgarantien“ und Geschäfte mit ausländischen Regierungen oder Körperschaften des öffentlichen Rechts durch „Ausfuhrbürgschaften“ abzusichern. Die Antragsbearbeitung erfolgt durch ein Konsortium, in welchem die Euler Hermes Kreditversicherung federführend ist. Aus diesem Grund ist dieses staatliche Sicherungsinstrument auch als „Hermes-Bürgschaft“ beziehungsweise „Hermes-Deckung“ bekannt.²⁴⁵

Die Nutzung von staatlichen Exportgewährleistungen setzt voraus, dass ein Projekt als förderwürdig eingestuft wird. Das heißt, dass Geschäfte beispielsweise nicht politischen Grundentscheidungen der Bundesrepublik zuwiderlaufen dürfen. Eine besondere Bedeutung bei der Förderung kommt der Umweltwirkung eines Projektes zu. Darüber hinaus muss eine beantragte Sicherung unter Risikogesichtspunkten vertretbar sein. Das heißt, dass für bestimmte Länder gegebenenfalls keine Deckungen übernommen werden oder eine Deckung hinsichtlich Laufzeit oder Höhe limitiert wird.²⁴⁶

In jüngerer Vergangenheit wurde der privaten Kreditversicherungswirtschaft vorgeworfen, dass sie insbesondere in Krisenzeiten ihr Versicherungsarrangement deutlich reduziert und dadurch ganze Lieferketten gefährdet werden. Es wird daher die Frage gestellt, ob staatliche Eingriffe in die Kreditversicherungswirtschaft zu rechtfertigen sind, wenn dadurch der Zusammenbruch von Lieferbeziehungen verhindert werden kann. Im September 2009 hat der „Lenkungsausschuss Unternehmensfinanzierung“ im Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie beschlossen, dass sich der Staat künftig auch im bisher von der Privatwirtschaft dominierten Kreditversicherungsbereich arrangiert. Insbesondere soll ein Teil des Forderungsausfallrisikos, den private Versicherungen krisenbedingt nicht mehr absichern, übernommen werden. Dafür sollen die bereits vorhandenen Prozesse und Strukturen der Versicherungsunternehmen genutzt werden.²⁴⁷ Möglicherweise führt diese Entwicklung dazu, dass künftig die Überwälzung von Risiken auf Versicherungen attraktiver wird.

Factoring

Beim Factoring wird zwischen echtem und unechtem Factoring unterschieden. Beim echten Factoring wird eine Forderung an den Factor verkauft. Damit geht auch das Bonitätsrisiko auf diesen über. Echtes Factoring stellt also ein Instrument zur Überwälzung

²⁴⁴ Für verschiedene Risiken, die durch staatliche Bürgschaften und Garantien gedeckt werden, könnten allerdings auch private Anbieter gefunden werden (vgl. *Maule* 1999, 1 ff.).

²⁴⁵ Vgl. *Dörr* (2005), 2 ff.

²⁴⁶ Vgl. *Dörr* (2005), 3 f.

²⁴⁷ Vgl. *BMWi* (2009).

von Risiken auf Dritte dar. Beim unechten Factoring handelt es sich hingegen um ein Kreditgeschäft. Hier dient die Abtretung der Forderung dem Factor als Sicherheit für ein dem Lieferanten gewährtes Darlehen. Das Ausfallrisiko verbleibt jedoch beim Warenlieferanten. Ein wesentlicher Vorteil des Factorings liegt darin, dass Lieferanten Liquiditätsengpässe vermeiden können, die aufgrund einer zeitlichen Lücke zwischen Lieferung und Bezahlung einer Ware entstehen können.²⁴⁸

Rang einer Verbindlichkeit

Die deutsche Insolvenzordnung sieht in § 39 InsO vor, dass einige Forderungen an einen insolventen Schuldner im Insolvenzverfahren nachrangig behandelt werden. Nachrangige Forderungen sind Forderungen von Insolvenzgläubigern, die erst nach allen anderen Insolvenzforderungen befriedigt werden.²⁴⁹

Den Zusammenhang zwischen dem Rang einer Verbindlichkeit und der Erlösquote untersuchen beispielsweise Altman und Kishore (1996). Sie bewerten auf Grundlage von über 700 in den Jahren 1978 bis 1995 ausgefallenen Anleihen die Erlösquote und kommen zu dem Ergebnis, dass bei vorrangig gesicherten Anleihen im Schadensfall mit durchschnittlich 58% ein deutlich höherer Anteil der Kredite zurückgeflossen ist als bei nachrangigen Anleihen mit durchschnittlich 31%.²⁵⁰ Altman und Kishore (1996) untersuchen auch, ob abweichende Erlösquoten zwischen Branchen gegebenenfalls auf unterschiedliche Nutzungsanteile von gesicherten und ungesicherten Verbindlichkeiten zurückzuführen sein könnten. Sie kommen jedoch zu dem Ergebnis, dass unterschiedliche Erlösquoten zwischen den Branchen eher auf Wettbewerbsstrukturen oder andere branchenspezifische Variablen als auf eine differenzierte Nutzung von gesicherten und ungesicherten Anleihen zurückzuführen sind.²⁵¹

Für die Praxis des Forderungsmanagements erscheint die Frage nach dem Rang der Verbindlichkeit allerdings vernachlässigbar. Es ist zu vermuten, dass nachrangige Forderungen aus Lieferungen und Leistungen die Ausnahme sind.

2.3.2.3 Weitere Determinanten der Verlustquote

Ein wichtiges Element der gegenwärtigen Diskussionen stellt die Untersuchung der Korrelation zwischen Ausfallwahrscheinlichkeit und Erlösquote dar.²⁵² Eine solche Ab-

²⁴⁸ Vgl. *Wiedenhorn* (2006), 99 ff.

²⁴⁹ Vgl. *Fiedler et al.* (2006), 164.

²⁵⁰ Vgl. *Altman, Kishore* (1996), 58, zu einem vergleichbaren Ergebnis kommen beispielsweise auch *Hamilton et al.* (2002), 16.

²⁵¹ Vgl. *Altman, Kishore* (1996), 60; *Hamilton, Cantor, Ou* (2002), 16 führen als ein Argument für einige von ihnen beobachtete Erlösquoten von über 90% an, dass diese Unternehmen betreffen, welche über ein hohes Maß an Anlagevermögen verfügen.

²⁵² Vgl. *Frye* (2000a), 91 ff.; *Frye* (2000b), 108 ff.; *Altman, Resti, Sironi* (2001), 16 ff.; *de Servigny, Renault* (2004), 130 ff.; *Altman, Resti, Sironi* (2003), 1 ff. und dort zitierte Literatur; *Rösch, Scheule* (2008), 1 ff.

hängigkeit wird darauf zurückgeführt, dass beide Größen von denselben ökonomischen Rahmenbedingungen beeinflusst werden.²⁵³ Sinkt also beispielsweise die Wirtschaftsleistung eines Landes, führt das dazu, dass Ausfallwahrscheinlichkeiten ansteigen. Allerdings können in solchen Phasen auch Sicherheiten schlechter verwertet werden, was einen Anstieg der Verlustquote zur Folge haben kann.²⁵⁴ Das heißt, dass Verlustquoten und Ausfallwahrscheinlichkeiten als positiv korreliert angenommen werden.

Einen Zusammenhang zwischen der Erlösquote und den wirtschaftlichen Rahmenbedingungen legen beispielsweise Hamilton, Cantor, Ou (2002) nahe. So weisen die in dieser Studie untersuchten von Moody's gerateten und ausgefallenen Unternehmen im Jahr 1987 mit durchschnittlich 62% eine deutlich höhere Erlösquote als 2001 mit 21% auf. Als Standardabweichung der durchschnittlichen Erlösquoten im Zeitverlauf geben sie einen Wert in Höhe von 9% an. Als Ursache für diese Schwankungen wird auf das Wirtschaftswachstum verwiesen. Während in Phasen hohen Wachstums die Erlösquoten auch überdurchschnittlich waren, wurden in Rezessionen unterdurchschnittliche Erlösquoten gemessen.²⁵⁵

Rösch, Scheule (2008) untersuchen die Bedeutung der Korrelation zwischen der Verlustquote und der Ausfallwahrscheinlichkeit für das nach Basel II erforderliche regulatorische Eigenkapital. Laut dieser Studie wird bei einer Vernachlässigung dieser Abhängigkeit der Eigenkapitalbedarf je nach Ratingkategorie um 10% bis 23% unterschätzt, was auf eine hohe Relevanz dieser Abhängigkeit hinweist.²⁵⁶ Allerdings deuten einige andere Studien darauf hin, dass Schwankungen der Verlustquoten im Zeitablauf eher bei Anleihen auftreten. Araten, Jacobs, Varshney (2004) stellen beispielsweise für gesicherte Bankschulden keine Schwankungen der Verlustquoten im Zeitverlauf fest.²⁵⁷ Asarnow, Edwards (1995) untersuchen ebenfalls die Verlustquoten von Darlehen und kommen zu dem Ergebnis, dass diese im Zeitverlauf relativ stabil sind. Als Ursache für die relativ geringe Schwankung der Verlustquoten von Bankdarlehen vermuten sie, dass diese im Vergleich zu Anleihen aktiver gemanagt werden. Das heißt, wenn sich abzeichnet, dass ein Kreditnehmer in Schwierigkeiten gerät, hat eine Bank noch Möglichkeiten, ihre Sicherheiten zu erhöhen.²⁵⁸ Eine ähnliche Argumentation wird auch angeführt, um Unterschiede bei den Verlustquoten von Bankkrediten und Anleihen zu erklären. Diese werden unter anderem darauf zurückgeführt, dass Anleihen häufig einen niedrigeren

²⁵³ Vgl. Frye (2000a), 91.

²⁵⁴ Trück, Deidersen, Rachev (2003), 9 führen beispielsweise als Grund für diesen Zusammenhang an, dass in Krisenzeiten eine geringere Nachfrage nach Anlagegütern herrscht, die als Sicherheit hinterlegt wurden. Auch können in Zeiten hoher Insolvenzraten die Insolvenzgerichte stärker ausgelastet sein, was zu einer Verlängerung der Insolvenzprozesse führen kann. Durch die längere Dauer der Verwertung sinkt der Barwert der Sicherheiten und damit auch die Erlösquote.

²⁵⁵ Vgl. Hamilton, Cantor, Ou (2002), 17.

²⁵⁶ Vgl. Rösch, Scheule (2008), 22 und Tabelle 7.

²⁵⁷ Vgl. Araten, Jacobs, Varshney (2004), 34.

²⁵⁸ Vgl. Asarnow, Edwards (1995), 18.

Rang haben als Bankkredite. Ein weiterer Grund für diesen Unterschied wird darin gesehen, dass Bankkredite stärker durch verwertbare Sicherheiten abgesichert werden als Anleihen.²⁵⁹ Wird vermutet, dass Lieferantenkredite eher Bankdarlehen als Unternehmensanleihen ähneln, könnten diese daher im Zeitverlauf auch relativ stabil sein. Das heißt, dass eine Korrelation zwischen der Ausfallwahrscheinlichkeit und der Verlustquote möglicherweise nicht von so hoher Bedeutung ist, wie bei Anleihen. Im Folgenden wird diese Abhängigkeit bei der Risikobewertung daher nicht weiter berücksichtigt.

Abhängigkeiten der *LGD* von der Branche des Kunden können auf den Spezifitätsgrad oder auch dem Tempo von technologischen Weiterentwicklungen potenziell verwertbarer Anlagegüter zurückzuführen sein.²⁶⁰ Gupton und Stein (2005) argumentieren beispielsweise, dass sich die Erlösquoten einer Branche im Zeitverlauf substantiell ändern können, wenn sich dieser Wirtschaftszweig von einer Branche mit geringer Innovationsgeschwindigkeit zu einer mit hoher Innovationsgeschwindigkeit wandelt. Als Beispiel führen sie den Telekommunikationssektor auf.²⁶¹ Das heißt, dass die Verwertbarkeit der Anlagegüter einer Branche relevant für die Höhe der Verlustquoten ist.

Der Einfluss der Insolvenzgesetzgebung eines Landes auf die Verlustquote eines Unternehmens wird daraus abgeleitet, dass je nach Ausgestaltung des Insolvenzrechtes eine unterschiedliche Aufteilung der Insolvenzmasse unter den Gläubigern erfolgen kann.²⁶² Das heißt, dass Länder unterschiedliche Prioritäten hinsichtlich der Zielsetzung eines Insolvenzverfahrens haben können. So kann es beispielsweise eine Rolle spielen, ob in einem Rechtsrahmen die Gläubigerbefriedigung oder der Fortbestand des Unternehmens als wichtiger erachtet wird.²⁶³

2.3.2.4 Verteilungsannahme für die Verlustquote

Als ein wesentliches Ergebnis der vorliegenden empirischen Studien lässt sich feststellen, dass die *LGD* sehr stark um den Mittelwert streut.²⁶⁴ Hamilton, Cantor, Ou (2002) untersuchen beispielsweise Ausfälle von Anleihen für den Zeitraum von 1970 bis 2001. Im Mittel weisen diese eine Erlösquote von 41% bei einem Median von 35% auf, was auf eine rechtsschiefe Kurve hindeutet. Die Streuung der untersuchten Erlösquoten beträgt

²⁵⁹ Vgl. Hamerle, Knapp, Wildenauer (2006), 127 f.

²⁶⁰ Altman, Kishore (1996), 60, vermuten die Ursache unterschiedlicher Erlösquoten beispielsweise in branchenspezifischen Eigenschaften der Anlagegüter. Gupton, Gates, Carty (2000), 12, nehmen an, dass unterschiedliche Erlösquoten auf die Spezifität des Anlagevermögens einer Branche zurückzuführen sind. Allerdings können sie in ihrer Untersuchung keine Unterschiede der Erlösquote zwischen Branchen zeigen.

²⁶¹ Vgl. Gupton, Stein (2005), 13 f.

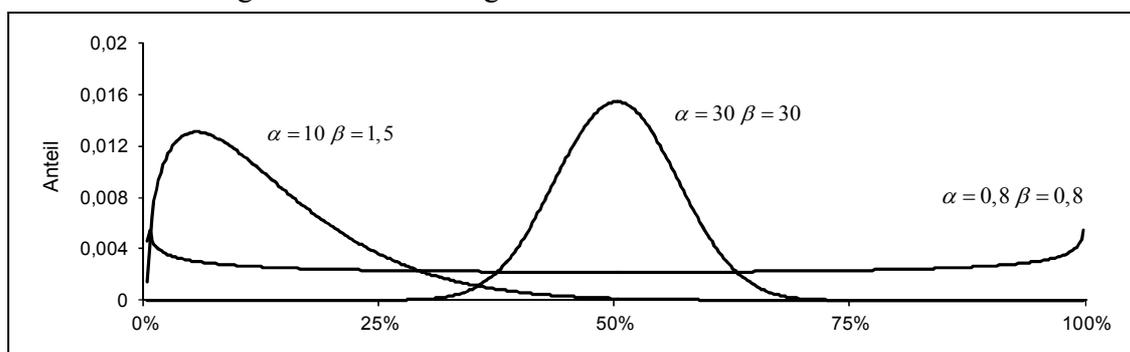
²⁶² Vgl. Gupton, Stein (2005), 16.

²⁶³ Vgl. Davydenko, Franks (2008), 565.

²⁶⁴ Vgl. Araten, Jacobs, Varshney (2004), 28 ff.; Gupton, Gates, Carty (2000), 1 ff.; Altman, Kishore (1996), 57 ff.; Henkenjohann (2009), 8; Altman, Resti, Sironi (2001), 86, geben eine weitere Übersicht über verschiedene empirische Studien und die dort beobachteten Standardabweichungen.

in dieser Untersuchung 28%.²⁶⁵ Zur Berücksichtigung dieser Streuung und der Schiefe wird daher diskutiert, diesen Parameter nicht durch einen Punktschätzer sondern durch eine Verteilungsfunktion zu beschreiben.²⁶⁶ Als eine geeignete Verteilung wird häufig die Betaverteilung genannt, da die empirischen Verteilungen der Verlustquoten in vielen Fällen schief sind.²⁶⁷ Die Betaverteilung weist außerdem den Vorteil auf, dass sie für das Intervall zwischen 0% und 100% definiert werden kann. Abbildung 4 zeigt verschiedene Formen der Betaverteilung in Abhängigkeit von ihren Parametern Alpha und Beta. Es wird deutlich, dass diese Verteilung an verschiedene empirische Situationen angepasst werden kann. So ist es möglich, schiefe als auch symmetrische Verteilungen zu konstruieren. Aber auch Verteilungen, die an ihren Rändern eine größere Wahrscheinlichkeit aufweisen, können gebildet werden. Auch ist es möglich, Gleichverteilungen damit darzustellen.

Abbildung 4:
Veranschaulichung der Betaverteilung



Allerdings ist zu berücksichtigen, dass auch einige Studien bimodale Verteilungen beschreiben. Das heißt, dass ein wesentlicher Teil der Ausfälle eher mit geringen Verlustquoten assoziiert wird. Auch werden viele Ausfälle beobachtet, bei denen keine Rückflüsse mehr erfolgen oder diese sogar negativ sind. Letzteres wird darauf zurückgeführt, dass die Kosten der Sicherheitenverwertung die tatsächlich erzielbaren Erlöse übersteigen können.²⁶⁸

²⁶⁵ Die im vorangegangenen Abschnitt angegebene Streuung ist die Streuung zwischen den Perioden.

²⁶⁶ Vgl. beispielsweise *de Servigny, Renault* (2004), 117 ff. Zum Beispiel in Industriemodellen wie CreditMetrics®, CreditPortfolioView® und CreditManager® wird die LGD durch Verteilungsfunktionen modelliert (vgl. *Altman, Resti, Sironi* 2001, 15; *de Servigny, Renault* 2004, 139 ff.; *Trück, Deidersen, Rachev* 2002, 17).

²⁶⁷ Zum Beispiel bei CreditMetrics®, (vgl. *Altman, Resti, Sironi* 2001, 15, oder *de Servigny, Renault* 2004, 139 ff.) oder LossCalc V2 (vgl. *Gupton, Stein* 2005, 19 f.). *Baixauli, Alvarez* (2009), 131 ff., weisen darauf hin, dass die ungeprüfte Annahme einer Betaverteilung bei der Konstruktion von Prognoseintervallen für den LGD problematisch sein kann. Sie legen daher nahe, die im Allgemeinen zugrunde gelegte Annahme der Betaverteilung jeweils zu überprüfen.

²⁶⁸ Vgl. *Bosworth, Eales* (1998), 60 f.; *Asarnow, Edwards* (1995), 19; *Henkenjohann* (2009), 8 f.; *Bastos* (2009), 5 f.

Insgesamt ist festzustellen, dass Lieferanten und Banken beziehungsweise Finanzmarktakteure in der Regel unterschiedliche Möglichkeiten für den Einsatz von Sicherungsinstrumenten haben. So lohnt es sich für einen Lieferanten bei gegebenen Liefervolumen möglicherweise nicht, die Notarkosten zu investieren, um eine Grundschuld eintragen zu lassen. Für eine Bank mit höheren Forderungen kann sich ein solches Instrument jedoch lohnen. Auch sind Sicherungsübereignungen, zum Beispiel für ganze Warenlager, für Banken aufgrund einer stärkeren Verhandlungsposition gegebenenfalls realistischer als für Lieferanten. Andererseits verfügen Unternehmen über andere Möglichkeiten, Sicherheiten weiter zu verwerten. Da die Verwertung von Sicherheiten von entscheidender Bedeutung bei der Bewertung der *LG*D ist, ist davon auszugehen, dass die empirischen Studien zur *LG*D aus dem Bankensektor verhältnismäßig wenige Rückschlüsse auf die Verteilung dieser Kennzahl bei gewerblichen Unternehmen zulassen. So sind die Verlustquoten für Bankverbindlichkeiten in Deutschland mit durchschnittlich 28% bis 39% im Vergleich zu den Insolvenzquoten, wie sie vom Statistischen Bundesamt (90% bis 95%) ausgewiesen werden, verhältnismäßig gering.²⁶⁹ Auch wenn zu beachten ist, dass die Insolvenzstatistik die Fälle, bei denen es zu einer außergerichtlichen Einigung kommt, nicht berücksichtigt, deutet auch dieser Vergleich darauf hin, dass sich die Verlustquoten von Handels- und Bankkrediten erheblich unterscheiden können.

Die Nutzung der Erkenntnisse aus dem Bankensektor für das gewerbliche Forderungsmanagement beschränkt sich daher darauf, dass zu vermuten ist, dass grundlegende Zusammenhänge, wie die Abhängigkeit einer Verlustquote vom Rang einer Schuld oder den vereinbarten Sicherheiten, bestehen. Auch können Methoden, die zur Bewertung der *LG*Ds im Bankensektor genutzt werden, auf den Unternehmensbereich übertragen werden. Die aus dem Bankensektor verfügbaren empirischen Daten erscheinen jedoch nicht repräsentativ. Aus diesem Grund ist es erforderlich, auf Grundlage von Unternehmensdaten Untersuchungen zur Verlustquote im Unternehmenssektor vorzunehmen. Eine Auswertung solcher Daten erfolgt in Abschnitt 4.

2.3.3 Bewertung der Ausfallwahrscheinlichkeit (*PD*)

2.3.3.1 Klassifikation von Verfahren zur Bonitätsbewertung

In der Literatur werden verschiedene, insbesondere für Finanzinstitute entwickelte, Verfahren diskutiert, auf deren Grundlage Bonitätsbewertungen beziehungsweise Ratingeinstufungen von Kreditnehmern vorgenommen werden. Die Vielzahl der verfügbaren Verfahren wird unter anderem darauf zurückgeführt, dass je nach Art und Menge der verfügbaren Daten unterschiedliche Methoden besser für eine Bonitätseinschätzung geeignet sein können.²⁷⁰ Auf Grundlage von Bonitätsbewertungen ist es möglich, die Aus-

²⁶⁹ Vgl. Grunert, Weber (2005), 17; Franks, de Servigny, Davydenko (2004), 44; Statistisches Bundesamt (2004), 31.

²⁷⁰ Vgl. Bemann (2007), 5.

fallwahrscheinlichkeit beziehungsweise Insolvenzwahrscheinlichkeit eines Kreditnehmers zu bestimmen.²⁷¹ Das heißt, durch die Kalibrierung der Bonitätsurteile von Kreditnehmern auf Grundlage von historischen Beobachtungen, können Ausfallwahrscheinlichkeiten abgeleitet werden.²⁷² Im Folgenden werden verschiedene im Bankenbereich etablierte Ansätze zur Bonitätsbeurteilung kurz vorgestellt. Bemann (2007) differenziert nach informellen und formellen Modelltypen, auf deren Grundlage eine Bonitätseinschätzung erfolgen kann.²⁷³

2.3.3.2 Informelle Modelle

Informelle Modelle beschreiben Ansätze, bei denen Analysten die Bonität von Kunden auf Grundlage ihres Fachwissens beurteilen. In der Praxis des Forderungsmanagements spielen individuelle Erfahrungen und Einschätzungen eine große Rolle bei der Bonitätsbewertung. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000) identifizieren bei den von ihnen befragten mittelständischen Unternehmen als wichtigste Informationsquellen neben der Auskunft von Inkassounternehmen, die eigene Intuition und Erfahrung des Unternehmers sowie die Auskunft von befreundeten und verbundenen Unternehmen. Sowohl bei der Intuition des Unternehmers als auch bei den Auskünften befreundeter Unternehmen handelt es sich in der Regel jedoch nicht um systematisch gesammelte und nach einheitlichen Kriterien ausgewertete Informationen, sondern um subjektive Einschätzungen. Das heißt, dass in mittelständischen Unternehmen das „Bauchgefühl“ eine wichtige Rolle bei der Bonitätseinschätzung spielt.²⁷⁴

Bemann (2007) weist darauf hin, dass Bonitätsurteile, die allein auf Grundlage von Analystenbewertungen zustande kommen, in der Regel von geringerer Qualität sind als Einschätzungen, die auf Basis einfacher statistischer Modelle erfolgen. Er benennt zwei wesentliche Ursachen für die geringere Qualität menschlicher Einschätzungen. Zum einen neigt der Mensch zur irrationalen Informationsverarbeitung. So werden zufällige und seltene Ereignisse überinterpretiert beziehungsweise eigene Erfahrungen können von größerer Bedeutung für den Entscheider sein, auch wenn allgemeine Statistiken gegen die eigenen Erfahrungen sprechen. So erhöhen sich die wahrgenommenen Eintrittswahrscheinlichkeiten von Ereignissen, wenn ein solches Ereignis tatsächlich eintritt. Darüber hinaus neigt der Mensch dazu, an vorgefassten Meinungen festzuhalten und verstärkt nur solche Informationen wahr zu nehmen, welche die eigene Meinung unterstützen, widersprechende Informationen jedoch zu ignorieren oder falsch zu interpretieren. Zum anderen nennt Bemann (2007) institutionelle Fehlanreize, wodurch Boni-

²⁷¹ Für einen Überblick über verschiedene Insolvenzprognoseverfahren siehe beispielsweise Günther, Grüning (2000), 40 f.; Österreichische Nationalbank (2004), 32 ff.; de Servigny, Renault (2004), 63 ff.; Dimitras, Zanakis, Zopounidis (1996), 487 ff.; Bemann (2007), 7 ff.

²⁷² Vgl. van Gestel et al. (2005), 32, oder Österreichische Nationalbank (2004), 56.

²⁷³ Vgl. Bemann (2007), 6.

²⁷⁴ Vgl. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000), 116 f.

tätseinschätzungen von Kreditexperten beeinträchtigt werden können. Das heißt, durch opportunistisches und eigennütziges Verhalten kann die Qualität menschlicher Bonitätseinschätzungen verringert werden.²⁷⁵

2.3.3.3 Formelle Modelle

2.3.3.3.1 Arten formeller Modelle

Bei den formellen Modellen wird zwischen heuristischen, empirisch-statistischen und kausalanalytischen Modellen unterschieden. Mit heuristischen Modellen wird versucht, auf Grundlage von Erfahrungen aus dem Kreditgeschäft, Aussagen über die künftige Bonität eines Kreditnehmers zu treffen. Diese Modelle sind also von subjektiven Erfahrungswerten der verantwortlichen Kreditexperten abhängig. Das heißt, es werden bonitätsrelevante Faktoren und deren Bedeutung heuristisch eingeschätzt. Die Modellbildung hängt hier also, ähnlich wie bei informellen Modellen, von subjektiven Einschätzungen ab. Allerdings erfolgt die eigentliche Bonitätsbeurteilung der Kunden anhand identischer Kriterien. Auch die Zusammenfassung der Beurteilungen der einzelnen Bonitätsfaktoren zu einer Gesamtnote basiert auf gegebenen Regeln.²⁷⁶ Im Gegensatz zu heuristischen Modellen versuchen empirisch-statistische Modelle vermutete Zusammenhänge zwischen messbaren beziehungsweise bewertbaren Faktoren und der Bonität eines Kunden mit Hilfe statistischer Verfahren zu belegen. Das heißt, es werden in der Vergangenheit gewährte Kredite untersucht und Zusammenhänge zwischen dem Ausfallstatus eines Unternehmens und dessen Charakteristika ausgewertet. Dabei beschränkt sich die Beurteilung der Charakteristika auf historisch verfügbare Variablen. Auf Grundlage der in historischen Daten festgestellten Zusammenhänge, können Ausfallprognosen für neu zu gewährende Kredite getroffen werden.²⁷⁷ Damit kann mit empirisch-statistischen Verfahren eine objektive Auswahl und Gewichtung von Bonitätsfaktoren erfolgen, wobei allerdings einzuschränken ist, dass die Auswahl der erklärenden Variablen intransparent und subjektiv sein kann.²⁷⁸ Kausalanalytische Modelle basieren hingegen auf ökonomischen Theorien und leiten Ausfallwahrscheinlichkeiten aus finanztheoretischen Überlegungen ab.²⁷⁹ Im Folgenden werden die wichtigsten Verfahren zur Bonitätsbewertung kurz erläutert.

2.3.3.3.2 Heuristische Verfahren

Bemmann (2007) unterscheidet heuristische beziehungsweise induktive Verfahren in Scoringmodelle und Expertensysteme.²⁸⁰ Beim Scoring werden bonitätsrelevante Merk-

²⁷⁵ Vgl. Bemmann (2007), 7 ff. und dort zitierte Literatur.

²⁷⁶ Vgl. Österreichische Nationalbank (2004), 32 ff.

²⁷⁷ Vgl. Hayden, Porath (2006), 2.

²⁷⁸ Vgl. Bemmann (2007), 16.

²⁷⁹ Vgl. Österreichische Nationalbank (2004), 49 ff.

²⁸⁰ Vgl. Bemmann (2007), 6.

male aus Vergangenheitsdaten statistisch oder erfahrungsbasiert abgeleitet und einem Anwender vorgegeben. Dieser bewertet debitorspezifisch die einzelnen Faktoren mit Punkten. Durch im Modell verankerte Regeln erfolgt eine gewichtete Aggregation der einzelnen Bewertungen zu einem Gesamtscorewert.²⁸¹ Auf Grundlage dieses Gesamtscorewertes kann eine Einordnung in Bonitätsklassen erfolgen. In der Bankenpraxis werden Scoringverfahren insbesondere im Privatkundengeschäft eingesetzt, bei dem die Bewertung qualitativer Merkmale eine hohe Bedeutung aufweist.²⁸² Die Integration solcher weichen Merkmale stellt einen wesentlichen Vorteil von Scoringmodellen im Vergleich zu statistisch-empirischen Modellen dar.²⁸³ Die Zuordnung der Scoringmodelle zu den heuristischen Verfahren ist in der Literatur allerdings nicht eindeutig, da Scoring häufig auch als ein Synonym für „Ratingverfahren“ verwendet wird. Insbesondere werden häufig empirisch-statistische Modelle als Scoringmodelle bezeichnet.²⁸⁴

Ein Scoringmodell kann sowohl auf einem klassischen Ratingbogen als auch auf einem qualitativen System beruhen. Beim Ratingbogen werden bonitätsrelevante Faktoren bestimmt, die eindeutig beantwortbar sein müssen. Das kann zum Beispiel die Region oder die Branche eines potenziellen Kreditnehmers sein. Die den Fragebogen entwickelnden Kreditexperten weisen jedem der von ihnen identifizierten Faktoren auf Basis ihrer Erfahrungen einen festen Punktwert zu. Das heißt, es kann zum Beispiel der Branche Maschinenbau ein anderer Punktwert zugeordnet werden als dem Ernährungsgewerbe. Zur Einschätzung der Bonität eines potenziellen Kreditnehmers wird der Ratingbogen individuell ausgefüllt und die Summe der unterlegten Punktwerte gebildet. Die Gesamtpunktzahl ermöglicht dann eine Einordnung in eine Bonitätsklasse. Qualitative Systeme funktionieren ähnlich wie ein klassischer Ratingbogen. Es werden ebenfalls, basierend auf Erfahrungen von Kreditexperten, bonitätsrelevante Faktoren definiert und mit Gewichten versehen. Die Beurteilung der Faktoren erfolgt hier jedoch durch die subjektive Einschätzung des Kundenbetreuers. Dieser weist jedem definierten Faktor kundenabhängig einen Wert auf einer vorgegebenen Skala zu. Eine solche Skala kann sich beispielsweise an Schulnoten orientieren. Durch die Gewichtung der einzelnen Beurteilungen, entsprechend der festgelegten Gewichtungsfaktoren und anschließender Aggregation, kann auch mit dieser Methode eine Ratingeinstufung erfolgen.²⁸⁵

Expertensysteme haben ihren Ursprung in der Forschung zur künstlichen Intelligenz. Zur Bonitätsbeurteilung eingesetzte Expertensysteme basieren auf dem Wissen von Kreditexperten und werden daher ebenfalls den heuristischen Modellen zugeordnet.

281 Vgl. *Bemmann* (2007), 13; *Günther, Grüning* (2000), 44; *Wappler* (2003), 211.

282 Vgl. *Porath* (2006), 25 ff.

283 Vgl. *Führer* (2001), 19.

284 Vgl. *Bemmann* (2007), 13; *de Servigny, Renault* (2004), 75 ff. In der Praxis erfolgt häufig auch eine Vermischung von empirisch-statistischen und heuristischen Verfahren (vgl. zum Beispiel *Blochwitz, Eigermann* 2001, 103 f.).

285 Vgl. *Österreichische Nationalbank* (2004), 33 ff.

Diese Verfahren haben zum Ziel, softwarebasiert die Problemlösungsfähigkeit des Menschen in bestimmten Anwendungsgebieten nachzubilden. Bei der Erstellung eines Expertensystems legen Fachleute Bonitätsmerkmale und eine zugehörige Bewertungsskala fest. Auf Grundlage festgelegter Regeln werden für die einzelnen Merkmale Risikowerte beziehungsweise Noten abgeleitet, die in vorgeschriebener Weise aggregiert werden und so wieder Auskunft über die Gesamtbonität eines Kunden geben können. Weist ein potenzieller Kreditnehmer beispielsweise eine bestimmte Eigenkapitalquote auf, kann im Rahmen eines Expertensystems ein Vergleich mit branchentypischen Ausprägungen dieser Kennzahl erfolgen. Je nachdem, wie stark die Abweichung eines Unternehmens vom Branchenmittel ist, können entsprechende Risikowerte oder Noten vergeben werden. Liegt also zum Beispiel die Eigenkapitalquote 50% über dem Branchendurchschnitt, dann könnte ein solches System diesem Bonitätsmerkmal einen sehr guten Risikowert beziehungsweise eine sehr gute Note zuordnen.²⁸⁶

Ein Vorteil von Expertensystemen wird auch darin gesehen, dass sie in der Lage sind, selbstständig auch relativ vage und ungenaue Zusammenhänge zu bewerten.²⁸⁷ So können beispielsweise vage Erwartungen von Kreditsachbearbeitern in Risikowerte übersetzt werden. Wird beispielsweise vermutet, dass die Eigenkapitalquote eines Interessenten in Zukunft stark steigen wird, kann dies eine andere Bewertung im System implizieren als wenn nur eine geringfügige Verbesserung vom Sachbearbeiter erwartet wird. Auch können in Expertensystemen linguistische Unschärfen im Rahmen der Fuzzy-Theorie integriert werden. So können durch Zugehörigkeitsfunktionen beispielsweise auch Einschätzungen, wie „relativ starkes Wachstum der Eigenkapitalquote“, operationalisiert werden. Einer solchen Aussage würde vom System ein Risikowert zugeordnet werden, der zwischen „stark steigen“ und „geringfügige Verbesserung“ liegt.²⁸⁸

2.3.3.3 Empirisch-statistische Verfahren

Bemmann (2007) unterscheidet bei empirisch-statistischen Verfahren zwischen parametrischen und nichtparametrischen Verfahren. Als die wesentlichsten parametrischen Verfahren nennt er die Diskriminanzanalyse und die Regressionsanalyse. Nichtparametrische Verfahren sind zum Beispiel das Entscheidungsbaumverfahren oder künstliche neuronale Netze.²⁸⁹ Im Folgenden werden diese Methoden kurz erläutert.

²⁸⁶ Vgl. *Krakl, Nolte-Hellwig* (1990), 625 ff.; *Bemmann* (2007), 14; *Österreichische Nationalbank* (2004), 36 ff.

²⁸⁷ Vgl. *Krakl, Nolte-Hellwig* (1990), 625.

²⁸⁸ Vgl. *Führer* (2001), 19 ff.; *Österreichische Nationalbank* (2004), 38 ff.

²⁸⁹ Vgl. *Bemmann* (2007), 6. Darüber hinaus werden aber auch weitere Verfahren, wie zum Beispiel Support Vector Machines (eingeführt durch *Cortes, Vapnik* 1995, 273 ff.) oder Nearest-Neighbour-Modelle (vgl. *de Servigny, Renault* 2004, 83 ff., oder *Österreichische Nationalbank* 2004, 46) diskutiert.

Diskriminanzanalyse

Die Diskriminanzanalyse beruht auf dem von Fisher (1936) entwickelten Diskriminanzkonzept und ist eine der bekanntesten Methoden zur Berteilung der Bonität von Kreditnehmern. So bildet sie beispielsweise die Grundlage des Z-Score's von Altman (1968). Die Diskriminanzanalyse ist ein multivariates Verfahren zur Analyse von Gruppenunterschieden. Im Kreditmanagement wird sie genutzt, um auf Grundlage mehrerer unabhängiger Bonitätskriterien auf Basis historischer Daten eine Diskriminanzfunktion zu schätzen, anhand derer zwischen Kreditnehmern mit guter und schlechter Bonität differenziert wird. Die Diskriminanzfunktion hat die folgende Form:

$$Y_i = \mathbf{b} \mathbf{x}_i \quad (3)$$

wobei Y_i die Diskriminanzvariable eines Schuldners i , \mathbf{x}_i den Vektor der Merkmalsvariablen dieses Schuldners und \mathbf{b} den Vektor der Diskriminanzkoeffizienten bezeichnet.²⁹⁰ Die Diskriminanzvariable wird im Kreditmanagement häufig als Scorewert charakterisiert. Die Merkmalsvariablen sind in der Regel Bilanzkennzahlen.²⁹¹

Auf Grundlage der Diskriminanzfunktion kann jedem Unternehmen im Datensatz ein Funktionswert Y_i zugeordnet werden. Die Schätzung der Diskriminanzkoeffizienten erfolgt so, dass die Funktion optimal zwischen den beiden Gruppen der solventen und insolventen Kreditnehmer trennt. Das heißt, sie werden so bestimmt, dass sich einerseits die Mittelwerte der Diskriminanzvariablen zwischen den Gruppen möglichst stark unterscheiden, andererseits aber auch die Streuung innerhalb der Gruppen minimiert wird. Auf Grundlage der mittleren Diskriminanzfunktionsvariablen der beiden Gruppen kann ein kritischer Diskriminanzwert abgeleitet werden. Dieser entspricht dem mit den Gruppengrößen gewichteten Mittel der beiden mittleren Diskriminanzvariablen.²⁹² Anhand dieses Wertes können Unternehmen, entsprechend ihren Merkmalsausprägungen, einer der beiden Gruppen zugeordnet werden.

Da in der Praxis die Gruppen der solventen und insolventen Unternehmen in der Regel nicht überschneidungsfrei identifiziert werden können, fallen auch als solvent klassifizierte Kreditnehmer aus beziehungsweise überleben als insolvent klassifizierte Unternehmen. Allerdings wird die Anzahl der insolventen Unternehmen in der als insolvent klassifizierten Gruppe größer sein als in der als solvent klassifizierten Gruppe. Das heißt, es können zwei Risikoklassen identifiziert werden. Durch eine Definition weiterer Diskriminanzwerte ist es möglich, weitere Risikoklassen zu bilden, welchen die Unternehmen entsprechend ihrer Funktionswerte zugeordnet werden können. Damit kann eine Diskriminanzanalyse die Grundlage für ein Ratingsystem darstellen.²⁹³

²⁹⁰ Vgl. *Backhaus et al.* (2006), 161.

²⁹¹ Vgl. *Reichling, Wappler* (2005), 863.

²⁹² Vgl. *Braunschweiger, Schmidt, Spaltenberger* (2001), 4.

²⁹³ Beispielsweise nehmen *Reichling, Wappler* (2005), 863, eine Zuordnung von Unternehmen in Ratingklassen anhand von Scorewerten vor.

Die Ausfallwahrscheinlichkeit der Unternehmen in einer solchen Ratingklasse kann auf Grundlage historischer Ausfallquoten kalibriert werden.²⁹⁴ In Tabelle 2 sind in Abhängigkeit von Scorewerten gebildete Ratingklassen mit den zugeordneten Ausfallwahrscheinlichkeiten für eine von Altman, Hotchkiss (2006) präsentierte Diskriminanzfunktion exemplarisch dargestellt. Die der Tabelle 2 zugrunde liegende Diskriminanzfunktion wird von Altman, Hotchkiss (2006) wie folgt definiert:²⁹⁵

$$\begin{aligned} Z\text{-Score} = & 3,25 + 6,56 \cdot \frac{\text{Working Capital}}{\text{Bilanzsumme}} + 3,26 \cdot \frac{\text{Gewinnrücklagen}}{\text{Bilanzsumme}} \\ & + 6,72 \cdot \frac{\text{EBIT}}{\text{Bilanzsumme}} + 1,05 \cdot \frac{\text{Eigenkapital}}{\text{Fremdkapital}} \end{aligned} \quad (4)$$

Durch die Anwendung dieser Formel auf von Standard & Poor's geratete Unternehmen können Rückschlüsse auf die mit einem Scorewert verbundenen Ausfallwahrscheinlichkeiten gezogen werden.²⁹⁶ Reichling, Wappler (2005) nutzen diese Funktion für eine Untersuchung europäischer Unternehmen. Inwiefern diese Diskriminanzfunktion und die in Tabelle 2 ausgewiesenen Werte auf Fragestellungen des gewerblichen Forderungsmanagements übertragen werden können, bleibt hier allerdings offen. Insbesondere ist zu hinterfragen, ob eine solche, nicht auf Daten deutscher Unternehmen basierende Funktion, für die Insolvenzprognose in Deutschland sinnvoll ist. Die der Tabelle zugrunde liegende Idee der Definition von Ratingklassen in Abhängigkeit eines Scorewertes kann so jedoch auch in gewerblichen Unternehmen zur Anwendung kommen.

Tabelle 2:

Zusammenhang Diskriminanzvariable und Ausfallwahrscheinlichkeit²⁹⁷

Z-Score	Ausfallwahrscheinlichkeitsintervall	Z-Score	Ausfallwahrscheinlichkeitsintervall
über 6,925	bis 0,02%	4,625 bis 5,449	0,41% bis 1,33%
6,525 bis 6,924	0,03% bis 0,05%	4,325 bis 4,624	1,34% bis 7,70%
6,325 bis 6,524	0,06% bis 0,11%	3,475 bis 4,324	7,71% bis 16,99%
5,450 bis 6,324	0,12% bis 0,40%	bis 3,474	ab 17,00%

Regressionsanalyse

Die klassische lineare Regressionsanalyse dient der Untersuchung von Beziehungen zwischen einer abhängigen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen:

$$D_i = \beta' \mathbf{x}_i + u_i \quad (5)$$

²⁹⁴ Vgl. *Bemmann* (2007), 24. Die Ausfallquote errechnet sich aus dem Verhältnis aus der Anzahl der Ausfälle und der Anzahl gewährter Kredite einer Gruppe.

²⁹⁵ Vgl. *Altman, Hotchkiss* (2006), 247 f.

²⁹⁶ Vgl. *Altman, Hotchkiss* (2006), 245 ff.; *Reichling, Wappler* (2005), 863.

²⁹⁷ Vgl. *Beinert, Bietke, Henne* (2003), 239.

wobei D_i die zu erklärende Ausfallvariable des Schuldners i bezeichnet. Diese nimmt den Wert $D_i = 1$ an, wenn das betreffende Unternehmen i ausfällt beziehungsweise ist $D_i = 0$, wenn das Unternehmen i solvent ist. Der Vektor \mathbf{x}_i bezeichnet die erklärenden Variablen und $\boldsymbol{\beta}$ bezeichnet den Vektor der Regressionskoeffizienten, welche den Einfluss der Veränderung einer erklärenden Variable auf die zu erklärende Variable erfassen. Im Term u_i wird die nicht durch die unabhängigen Variablen erklärte Streuung erfasst.²⁹⁸

Der Vektor der Regressionskoeffizienten kann unter Verwendung der Kleinsten-Quadrate-Schätzung ermittelt werden. Auf Grundlage dieser Schätzung sind die Ausprägungen der abhängigen Variable D_i schulderspezifisch bestimmbar. Wird die abhängige Variable als Scorewert interpretiert, können wiederum Ratingklassen gebildet werden, wobei höhere Scorewerte auf höhere Ausfallrisiken hindeuten.²⁹⁹ Die Ausfallwahrscheinlichkeiten der einzelnen Klassen können, ähnlich wie bei der Diskriminanzanalyse, auf Basis historischer Ausfallquoten geschätzt werden.

Die Nutzung der linearen Regressionsanalyse im Rahmen der Bonitätsbewertung wird allerdings kritisiert, weil durch die dichotome Ausprägung der zu erklärenden Variable die Störterme u_i nicht normalverteilt sind. Aus diesem Grund kann nicht beurteilt werden, ob eine erklärende Variable tatsächlich einen signifikanten Einfluss auf D_i aufweist. Durch die Aufnahme insignifikanter Variablen kann jedoch die Stabilität des Modells reduziert werden. Auf klassischen Regressionsanalysen beruhende Modelle sollten daher auf Grundlage von nicht bei der Schätzung verwendeten Daten validiert werden.³⁰⁰

Alternativ zur klassischen Regressionsanalyse bietet sich die logistische Regression für die Bonitätsbewertung an.³⁰¹ Die logistische Regression versucht zu bestimmen, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Ausfall eines Kunden in Abhängigkeit verschiedener Einflussgrößen zu erwarten ist.³⁰² Um die Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmen zu können, wird bei der logistischen Regression unterstellt, dass eine nicht beobachtbare Variable Z_i existiert, mit der die binäre Ausprägung der abhängigen Variable D_i in Abhängigkeit von \mathbf{x}_i erzeugt werden kann:³⁰³

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{falls } Z_i > 0 \\ 0 & \text{falls } Z_i \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{mit: } Z_i = \beta_0 + \sum_{a=1}^v \beta_a x_{i,a} + u_i$$

²⁹⁸ Vgl. *Hayden, Porath* (2006), 2.

²⁹⁹ Vgl. *Hayden, Porath* (2006), 3.

³⁰⁰ Vgl. *Hayden, Porath* (2006), 3.

³⁰¹ Das Logit-Verfahren wurde erstmals durch *Martin* (1977), 249 ff.; *Ohlson* (1980), 109 ff., und *Wiginton* (1980), 757 ff., als Insolvenzprognosemodell eingesetzt.

³⁰² Vgl. *Backhaus et al.* (2006), 426.

³⁰³ Vgl. *Backhaus et al.* (2006), 430 f.

In Gleichung (6) bezeichnet der Index $a = 1, \dots, v$ die erklärenden Variablen. Die Variable Z_i wird als logarithmiertes Verhältnis aus Ausfallwahrscheinlichkeit und der Wahrscheinlichkeit, dass ein Unternehmen nicht ausfällt (LogOdds), definiert:

$$Z_i = \ln \left(\frac{PD_i}{1 - PD_i} \right) \quad (7)$$

Durch Umstellen dieser Gleichung und Einsetzen von (6) kann die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Unternehmens in Abhängigkeit der erklärenden Variablen bestimmt werden:

$$PD_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\left(\beta_0 + \sum_{a=1}^v \beta_a x_{i,a} + u_i\right)}} \quad (8)$$

wobei e die Eulersche Zahl bezeichnet.³⁰⁴

Bei der Schätzung der Koeffizienten eines solchen Logitmodells kann zwischen einer Datenverfügbarkeit auf individueller Ebene und auf Gruppenebene unterschieden werden. Liegen nur Daten auf individueller Ebene, also kreditnehmerspezifisch, vor, kann die Variable Z_i nicht sinnvoll interpretiert werden, da ein Unternehmen i nur ausgefallen oder nicht ausgefallen sein kann. Damit ist PD_i auf individueller Ebene bei gegebener Historie entweder Null oder Eins. Eine Kleinste-Quadrate-Schätzung macht in diesem Fall wenig Sinn. Zur Schätzung der Regressionskoeffizienten wird daher die Maximum-Likelihood-Methode genutzt.³⁰⁵

Im Gegensatz zur Datenverfügbarkeit auf individueller Ebene können Ausfalldaten auch gruppenspezifisch vorliegen. Ist es möglich, Gruppen mit ähnlichen Merkmalsausprägungen x_i zu bilden, können für diese Ausfallquoten bestimmt werden. Diese Ausfallquoten sind als Schätzer für die Ausfallwahrscheinlichkeiten nutzbar. In diesem Fall können die LogOdds auf Basis der Ausfallquoten gebildet werden. Die Schätzung der Koeffizienten erfolgt durch eine gewichtete Kleinste-Quadrate-Schätzung. Die Transformation beziehungsweise Gewichtung der LogOdds, der erklärenden Variablen und des Fehlerterms erfolgt, um Homoskedastie des Letzteren zu gewährleisten. Die Anwendung dieser Methode setzt allerdings das Vorhandensein sehr vieler Beobachtungen und einer verhältnismäßig kleinen Menge erklärender Variablen voraus.³⁰⁶

Alternativ zur logistischen Regression kommt im Kreditmanagement auch die Probitregression zur Anwendung. Die Ergebnisse zwischen beiden Verfahren unterscheiden sich kaum. In der Praxis hat sich, aufgrund geringerer rechentechnischer Anforderungen und der einfacheren Interpretierbarkeit der Regressionskoeffizienten, jedoch die logistische Regression zur Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten stärker durchgesetzt.

³⁰⁴ Vgl. *Backhaus et al.* (2006), 431.

³⁰⁵ Vgl. *Gujarati, Porter* (2009), 556 und 589 f.

³⁰⁶ Vgl. *Gujarati, Porter* (2009), 556 ff.; *Hayden, Porath* (2006), 4 ff.; *Bemmann* (2007), 26.

Bei der Probitregression wird die Ausfallwahrscheinlichkeit aus der Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung abgeleitet, wobei der Funktionswert der Standardnormalverteilung durch eine Regressionsgleichung modelliert wird.³⁰⁷

Bei einer Anwendung dieser Methode könnten Unternehmen gegebenenfalls auf eine eigene Schätzung verzichten und bereits publizierte Gleichungen als Grundlage ihrer Bonitätsbewertung nutzen. Allerdings ist bei der Verwendung solcher Modelle zu beachten, dass diese häufig auf vorselektierten Bankdaten basieren. Es stellt sich also die Frage, inwiefern beispielsweise von Banken aussortierte Unternehmen die Schätzergebnisse beeinflussen hätten, wenn sie nicht aussortiert worden wären. Wie in Abschnitt 2.2 dargestellt, könnten sich aber gerade die von Banken nicht versorgten Unternehmen verstärkt über ihre Lieferanten finanzieren, was eine Fehleinschätzung des Forderungsausfallrisikos zur Folge haben kann, wenn Lieferanten eine Risikobewertung auf Basis solcher Gleichungen vornehmen. Exemplarisch sei hier eine logistische Regressionsgleichung von Hayden (2002) dargestellt. Diese basiert auf Daten der Deutschen Bundesbank:^{308,309}

$$\begin{aligned}
 Z = & -7,28 + 1,05 \cdot \frac{\text{Verbindlichkeiten}}{\text{Bilanzsumme}} + 1,70 \cdot \frac{\text{Verbindlichkeiten gegenüber Kreditinstituten}}{\text{Bilanzsumme}} \\
 & - 2,51 \cdot \frac{\text{Liquide Mittel}}{\text{kurzfristige Verbindlichkeiten}} - 2,11 \cdot \frac{\text{Cash Flow}}{\text{Verbindlichkeiten} - \text{erhaltene Anzahlungen}} \\
 & + 0,54 \cdot \frac{\text{Umlaufvermögen}}{\text{Netto Umsatzerlös}} + 1,42 \cdot \frac{\text{kurzfristige Verbindlichkeiten}}{\text{Bilanzsumme}} \\
 & + 5,86 \cdot \frac{\text{Verbindlichkeiten aus Lieferung und Leistung}}{\text{Netto Umsatzerlös}} \\
 & - 0,25 \cdot \frac{\text{Netto Umsatzerlös}}{\text{Bilanzsumme (adjustiert)}} - 0,24 \cdot \frac{\text{Netto Umsatzerlös} - \text{Materialaufwand}}{\text{Personalaufwand}} \\
 & - 7,22 \cdot \frac{\text{Ergebnis der gewöhnlichen Geschäftstätigkeit}}{\text{Bilanzsumme (adjustiert)}} \\
 & + 0,19 \cdot \frac{\text{Netto Umsatzerlös}}{\text{Netto Umsatzerlös des Vorjahres (transformiert)}} \\
 & + 0,93 \cdot \text{Dummy Unternehmen mit beschränkter Haftung (Ja / Nein)}
 \end{aligned} \tag{9}$$

Entscheidungsbaumverfahren

Beim Entscheidungsbaumverfahren werden auf Basis historischer Beobachtungen Kreditnehmergruppen gebildet, die sich hinsichtlich ihrer Ausfallquoten unterscheiden. Das

³⁰⁷ Vgl. *Bemmann* (2007) und dort zitierte Literatur oder *Hayden, Porath* (2006), 6. Zur Probitregression siehe zum Beispiel *Gujarati, Porter* (2009), 567 ff.

³⁰⁸ Die Bilanzdatenbank der Deutschen Bundesbank beruht auf Jahresabschlüssen und Erfolgsrechnungen, die in Zusammenhang mit dem Wechselrediskontierungsgeschäft der Bank zur Verfügung gestellt werden. Die *Deutsche Bundesbank* (1998), 54 ff., führt verschiedene Gründe auf, inwieweit in dieser Datenbank ein Selektionsproblem auftreten kann. Beispielhaft wäre zu nennen, dass in der Regel nur solche Wechsel bei der Bundesbank eingereicht werden, bei denen nicht mit einer Ablehnung zu rechnen ist.

³⁰⁹ Vgl. *Hayden* (2002), 75 oder 85.

heißt, eine Menge von Kreditnehmern wird schrittweise in homogenere Teilmengen zerlegt. Der Prozess wird abgebrochen, wenn in einer Teilmenge nur noch Unternehmen eines Typs (solvent oder insolvent) enthalten sind oder wenn andere Kriterien, wie zum Beispiel die verbleibende Gruppengröße, einen Abbruch erforderlich machen. Die Aufspaltung der Mengen erfolgt jeweils anhand einer vorgegebenen Gütefunktion. Hierbei kann es sich beispielsweise um Schätzgütemaße zur Beurteilung von Insolvenzprognosen wie beispielsweise dem Brier-Score oder der Accuracy Ratio handeln. Ziel ist es, eine möglichst hohe Homogenität in den Gruppen zu erreichen, wobei jedoch Restriktionen, wie die verfügbare Datenmenge, zu berücksichtigen sind.³¹⁰

In dieser Arbeit kommt die Entscheidungsbaumanalyse in Abschnitt 4 zur Anwendung. Aufgrund der dort verfügbaren geringen Datenmenge liegt der Fokus bei der Gruppenbildung jedoch sehr stark auf der Bildung hinreichend großer und damit auswertbarer Gruppen. Das heißt, es werden Merkmale gesucht, anhand derer sich Unternehmen mit unterschiedlichen Ausfall- oder Verlustquoten unterscheiden. Anhand dieser Merkmale erfolgt dann eine Gruppenbildung.

Künstliche neuronale Netze

Durch künstliche neuronale Netze wird versucht, die Funktionsweise des menschlichen Gehirns mit Hilfe von Computern nachzubilden.³¹¹ Neuronale Netze bestehen aus einer Inputschicht, einer oder mehreren inneren Schichten und einer Outputschicht (vgl. Abbildung 5). Jeder dieser Schicht sind Neuronen zugeordnet. Diese Neuronen verarbeiten „ähnlich“ wie das menschliche Gehirn Informationen, die sie erhalten und geben ihre Ergebnisse an andere Neuronen weiter. Die Neuronen der Inputschicht dienen der Informationsaufnahme. Die hier einfließenden Informationen (beispielsweise Finanzkennzahlen) werden an die innere Schicht weitergeleitet, in der sie verarbeitet werden. Das Endergebnis wird von dem/den Neuron(en) in der Outputschicht ausgegeben. Welche Bedeutung einfließende Informationen für das Endergebnis haben, hängt davon ab, mit welchen Gewichten sie durch die Neuronen verarbeitet und in die nächste Schicht weitergeleitet werden. Die Verarbeitung der Informationen in den Neuronen erfolgt durch Funktionen, wie zum Beispiel der logistischen Funktion. Das heißt, die einfließenden Informationen werden gewichtet aggregiert und beispielsweise als LogOdds an die nächste Schicht weitergegeben, wo wiederum eine Verarbeitung dieser Outputs erfolgt.³¹²

Ein neuronales Netz stellt zunächst anhand einer Trainingsstichprobe selbstständig Zusammenhänge zwischen solventen beziehungsweise insolventen Unternehmen und den

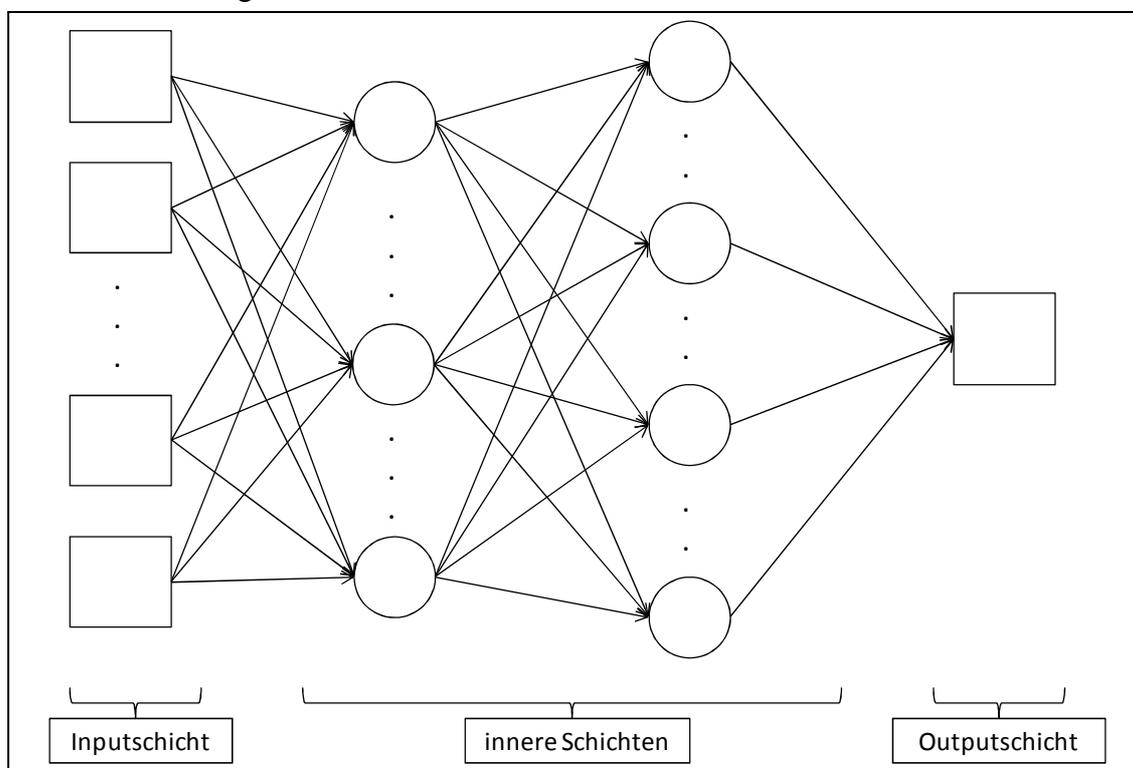
³¹⁰ Vgl. zur Entscheidungsbaumanalyse beispielsweise *Aziz, Dar* (2004), 13; *Hayden, Porath* (2006), 10 f., oder *Bemmann* (2007), 28 f. Zur Beurteilung von Schätzgütemaßen zur Insolvenzprognose vgl. beispielsweise *Krämer* (2003), 395 ff.; *Bemmann* (2005).

³¹¹ Für eine umfassende Beschreibung siehe beispielsweise *Schnurr* (1997), 57 ff.

³¹² Vgl. *Bemmann* (2007), 30 ff.; *Österreichische Nationalbank* (2004), 46 f.

Ausprägungen von Inputgrößen her.³¹³ Das heißt, es werden die Parameter der den einzelnen Neuronen zugrunde liegenden Funktionen bestimmt. Diese Parameterausprägungen werden gespeichert. Auf Basis eines so trainierten Netzes können auch die Daten neuer Unternehmen eingegeben und ausgewertet werden. Dabei müssen Unternehmen nicht nur den beiden Gruppen solvent und insolvent zugeordnet werden, vielmehr können auch mit dieser Methode verschiedene Ratingklassen definiert werden. Für diese Klassen können dann wiederum aus historischen Ausfallerfahrungen Risikoparameter, wie die Ausfallwahrscheinlichkeit, geschätzt werden.³¹⁴

Abbildung 5:
Veranschaulichung eines künstlichen neuronalen Netzes³¹⁵



2.3.3.3.4 Kausalanalytische Modelle

Kausalanalytische Modelle beruhen auf ökonomischen Theorien und leiten die Ausfallwahrscheinlichkeit aus einem ursachenbezogenen Blickwinkel ab. Das heißt, dass sie im Gegensatz zu den empirisch-statistischen Modellen Prognosen nicht auf Grundlage historischer Beobachtungen treffen, sondern sie können auch für Zukunftsszenarien den Kreditausfallprozess modellieren.³¹⁶

³¹³ Vgl. Schellberg (1994), 30.

³¹⁴ Vgl. Bröker (2000), 62 ff.

³¹⁵ Darstellung in Anlehnung an die Österreichische Nationalbank (2004), 46.

³¹⁶ Vgl. Österreichische Nationalbank (2004), 49; Bröker (2000), 127.

Unternehmenswertmodelle

Einen der bekanntesten kausalanalytischen Modellansätze stellen Unternehmenswertmodelle dar. Diese werden auch als strukturelle Modelle bezeichnet. Die Konzeption dieser Modelle geht auf das Merton-Modell zurück.³¹⁷ Dieses basiert auf der von Black und Scholes (1973) entwickelten Optionspreistheorie. Bei einer Option handelt es sich um eine Vereinbarung, die zwischen Käufer (Inhaber) und Verkäufer (Stillhalter) getroffen wird. Mit einer Option wird dem Käufer das Recht übertragen, zu einem bestimmten Zeitpunkt beziehungsweise während eines definierten Zeitraums eine bestimmte Menge Finanztitel zu einem vereinbarten Preis zu kaufen oder zu verkaufen. Während der Käufer nicht verpflichtet ist, dieses Recht wahrzunehmen, muss der Verkäufer bei Inanspruchnahme das vereinbarte Geschäft erfüllen. Für die Einräumung dieses Rechts zahlt der Käufer dem Verkäufer eine Optionsprämie.³¹⁸ Das Merton-Modell basiert auf der Idee, dass der Gläubiger mit dem Vertragsabschluss dem Schuldner das Recht einräumt, im Falle, dass dieser den erhaltenen Kredit nicht zurückzahlen kann, das finanzierte Projekt (Unternehmen) dem Gläubiger zu überlassen. Dieses Recht kann als eine Option interpretiert werden. Das heißt, der Gläubiger befindet sich in der Position des Verkäufers einer Option, die dem Schuldner als Käufer der Option das Recht einräumt, das beliehene Projekt (Unternehmen) vom Gläubiger zum Fälligkeitstermin der Schuld gegen Zahlung der Forderung zu kaufen. Andererseits kann die Kreditvergabe aber auch als Verkaufsoption des Schuldners aufgefasst werden. In diesem Fall erwirbt der Schuldner das Recht, das Unternehmen, bei Fälligkeit der Schuld, dem Gläubiger zum Basispreis zu verkaufen. Der Basispreis entspricht in diesem Fall der Höhe der Forderung.³¹⁹

Wird hier das Recht des Kreditnehmers auf Kauf des Unternehmens im Zeitpunkt T betrachtet, wird dieser das Unternehmen durch Bezahlung der Verbindlichkeit erwerben, wenn der Unternehmenswert UW_T größer als der Nominalwert der Verbindlichkeit FV_T (Face Value) ist. Damit entspricht die Ausfallwahrscheinlichkeit PD eines Kredites der Wahrscheinlichkeit, dass der Unternehmenswert zum Fälligkeitstermin kleiner ist als die Forderung des Gläubigers beziehungsweise dieser entspricht:³²⁰

$$PD = \Pr(UW_T \leq FV_T) \quad (10)$$

Diese Beschreibung entspricht der Standardsituation einer Insolvenz durch Überschuldung. Alternativ könnten auch andere Schwellenwerte als der Nominalwert der Verbindlichkeiten definiert werden, da es möglich ist, dass beispielsweise aufgrund der er-

³¹⁷ Vgl. Merton (1974), 449 ff.

³¹⁸ Vgl. Füser, Gleißner (2005), 348.

³¹⁹ Vgl. Oehler, Unser (2002), 270 f.

³²⁰ Vgl. Oehler, Unser (2002), 274.

warteten Transaktionskosten eines Insolvenzverfahrens bereits kurz vor der Insolvenz der erwartete Unternehmenswert zum Zeitpunkt T sprunghaft sinkt.³²¹

Zur Beurteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kredites ist demnach die Kenntnis der Verteilung des zukünftigen Unternehmenswertes sowie die Ausfallsschwelle, also der Nominalwert der Verbindlichkeiten des Unternehmens, erforderlich. Die Höhe der Verbindlichkeiten am Fälligkeitstermin T ist zum Entscheidungszeitpunkt t_0 bekannt. Die Verteilung des Unternehmenswertes zum Zeitpunkt T muss hingegen durch einen stochastischen Prozess modelliert werden. Im Rahmen des Black/Scholes-Modells wird hierfür eine stochastische Differentialgleichung verwendet:

$$dUW_t = \mu \cdot UW_t dt + \sigma \cdot UW_t dW_t \quad (11)$$

Hierbei bezeichnet μ die erwartete Wachstumsrate des Unternehmenswertes je Zeiteinheit und σ die Volatilität des Unternehmenswertes je Zeiteinheit. Der Ausdruck dW_t bezeichnet einen Wiener Prozess. Der Unternehmenswert wird also auf Grundlage einer geometrischen Brownschen Bewegung modelliert. Durch Lösung dieser Gleichung kann der Unternehmenswert zum Zeitpunkt T wie folgt bestimmt werden:

$$UW_T = UW_{t_0} \cdot e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t_0) + \sigma\sqrt{T-t_0}\varepsilon} \quad (12)$$

wobei ε eine standardnormalverteilte Zufallsvariable beschreibt.³²² Durch Einsetzen von (12) in (10) und Umstellen ist die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Unternehmens ermittelbar:³²³

$$PD = \Pr\left(UW_{t_0} \cdot e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t_0) + \sigma\sqrt{T-t_0}\varepsilon} \leq FV_T\right) \quad (13)$$

$$PD = \Pr\left(\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t_0) + \sigma\sqrt{T-t_0}\varepsilon \leq \ln\left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}}\right)\right) \quad (14)$$

$$PD = \Pr\left(\varepsilon \leq \frac{\ln\left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}}\right) - \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t_0)}{\sigma\sqrt{T-t_0}}\right) = \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}}\right) - \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t_0)}{\sigma\sqrt{T-t_0}}\right) \quad (15)$$

³²¹ Vgl. Oehler, Unser (2002), 274.

³²² Vgl. Martin, Reitz, Wehn (2006), 58 f.; Albrecht (2005), 57.

³²³ Vgl. Bemann (2007), 44; Oehler, Unser (2002), 279; Martin, Reitz, Wehn (2006), 91.

Dabei bezeichnet Φ die Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung. In der Regel sind allerdings keine Unternehmenswerte und deren Volatilitäten unmittelbar am Markt beobachtbar. Eine Möglichkeit zur Lösung dieses Problems besteht in einer Ableitung dieser Variablen aus dem Marktwert des Eigenkapitals S_0 und dessen Volatilität σ_S . Dabei wird angenommen, dass $\mu = \eta + \kappa$ ist. Hier bezeichnet η den Zinssatz einer risikolosen Geldanlage und κ die Dividendenrate. Wird die Dividendenrate gleich null gesetzt, kann der Unternehmenswert und seine Volatilität durch die Lösung der folgenden Gleichungen berechnet werden:³²⁴

$$S_0 = UW_{t_0} \cdot \Phi \left(- \frac{\ln \left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}} \right) - \left(\eta + \frac{1}{2} \sigma^2 \right) \cdot (T - t_0)}{\sigma \sqrt{T - t_0}} \right) - FV_{t_0} \cdot e^{-\eta T} \cdot \Phi \left(- \frac{\ln \left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}} \right) - \left(\eta - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) \cdot (T - t_0)}{\sigma \sqrt{T - t_0}} \right) \quad (16)$$

und

$$\sigma_S = \frac{\Phi \left(- \left(\ln \left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}} \right) - \left(\eta + \frac{1}{2} \sigma^2 \right) \cdot (T - t_0) \right) / \sigma \sqrt{T - t_0} \right) \cdot UW_{t_0} \cdot \sigma}{S_0} \quad (17)$$

Der Marktwert des Eigenkapitals kann auf Grundlage von Aktienkursen bestimmt werden. Verfügt ein Unternehmen beispielsweise über Eigenkapital mit einem Marktwert in Höhe von $S_0 = 20$ Mio. Euro und hat es Fremdkapital über 25 Mio. Euro in Form eines einjährigen Zerobonds aufgenommen, beträgt bei einer Volatilität des Eigenkapitalwertes von $\sigma_S = 50\%$ und einem risikolosen Zinssatz in Höhe von $\eta = 2\%$ der Unternehmenswert UW_{t_0} ca. 44,496 Mio. Euro. Die Volatilität des Unternehmenswertes wird mit rund $\sigma = 22,54\%$ berechnet. Die Ausfallwahrscheinlichkeit ist $PD = 0,57\%$. In Abbildung 6 wird die grundlegende Idee des Unternehmenswertmodells noch einmal veranschaulicht.

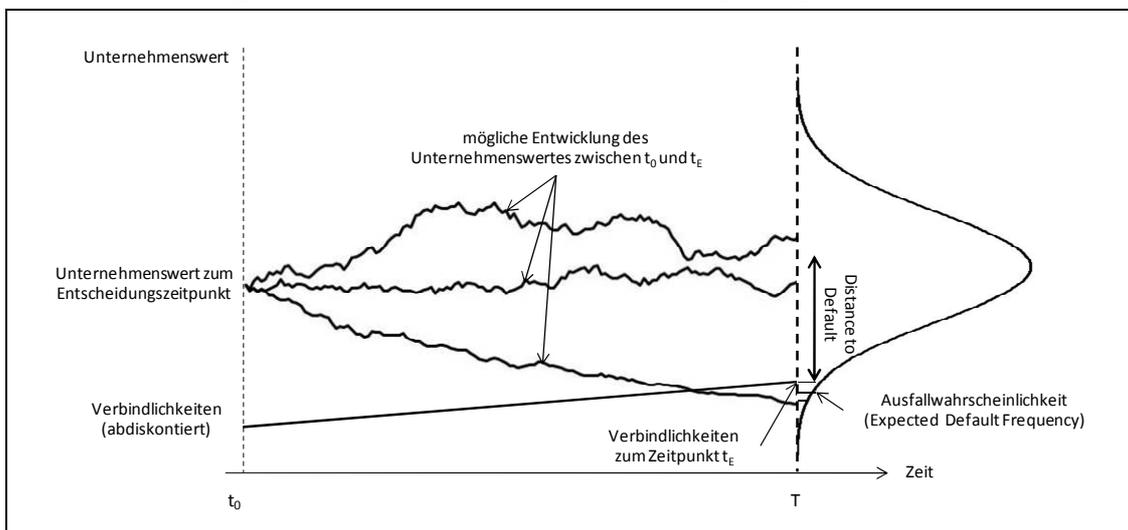
Im Merton-Modell werden verschiedene vereinfachende Annahmen getroffen. Zum einen werden die Verbindlichkeiten nur durch einen einzelnen Zerobond abgebildet. Auch tritt das Ausfallereignis nur zum Zeitpunkt T ein. Fällt der Unternehmenswert vor dem Fälligkeitstermin unter den Wert der Verbindlichkeiten, erholt sich danach jedoch wieder und liegt zum Zeitpunkt T über dem Wert des Fremdkapitals, dann wird im Merton-Modell kein Ausfall modelliert. Auch entstehen im Insolvenzfall keine Abwicklungskosten und

³²⁴ Vgl. *Martin, Reitz, Wehn* (2006), 59 und 90. Die Lösung der Gleichung erfolgt numerisch.

die Zinsen werden im Zeitverlauf als konstant angenommen.³²⁵ Das Merton-Modell wurde daher in der Vergangenheit weiter entwickelt.³²⁶

Abbildung 6:

Veranschaulichung der Ausfallwahrscheinlichkeit im Optionspreismodell³²⁷



Eines der bekanntesten praktischen Umsetzungen eines Unternehmenswertmodells, basierend auf den Überlegungen von Merton, stellt Moody's KMV-EDF-Modell³²⁸ dar. In diesem Modell wird sowohl der Wert der Verbindlichkeiten als auch die Volatilität durch „Daumenregeln“ modelliert. Die Bewertung der Volatilität erfolgt durch eine iterative Prozedur.³²⁹ Da in der Praxis Unternehmen nicht nur einen Zerobond sondern verschiedene Verbindlichkeiten mit unterschiedlichen Laufzeiten aufweisen, werden die Verbindlichkeiten geschätzt. Im KMV-EDF-Modell wird der Wert der Verbindlichkeiten FV_T daher nach folgender Regel gebildet:³³⁰

$$FV_T = \begin{cases} Verb_{kurz} + 0,5 \cdot Verb_{lang} & \text{wenn } Verb_{lang} / Verb_{kurz} < 1,5 \\ Verb_{kurz} + (0,7 - 0,3 \cdot Verb_{kurz} / Verb_{lang}) Verb_{lang} & \text{sonst} \end{cases} \quad (18)$$

Diese Regel ist nicht theoretisch hergeleitet sondern basiert auf empirischen Erfahrungen. Auch wird im KMV-EDF-Modell die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kreditnehmers nicht aus der Normalverteilung, wie oben beschrieben, abgeleitet. Die Ursache hierfür liegt darin, dass die Ränder der Normalverteilung nicht als geeignet erscheinen, um aus

³²⁵ Vgl. Martin, Reitz, Wehn (2006), 88 f.

³²⁶ Vgl. Martin, Reitz, Wehn (2006), 89 und dort zitierte Literatur.

³²⁷ Vgl. Bemmann (2007), 44; Oehler, Unser (2002), 273.

³²⁸ Der Name KMV leitet sich aus den Namen der Entwickler Kealhofer, McQuown, Vasicek ab. EDF steht für Expected Default Frequency.

³²⁹ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 337.

³³⁰ Vgl. de Servigny, Renault (2004), 68.

diesen die Ausfallwahrscheinlichkeiten zu schlussfolgern. Vielmehr wird eine Distance to Default (*DD*) berechnet. Diese gibt an, wie viele Standardabweichungen zwischen dem Erwartungswert der Unternehmenswertverteilung und der Ausfallsschwelle liegen. Auf Grundlage historischer Daten wird dann für verschiedene Ausprägungen dieser Kennzahl die Ausfallwahrscheinlichkeit beziehungsweise die Expected Default Frequency bestimmt:³³¹

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{FV_T}{UW_{t_0}}\right) - \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T - t_0)}{\sigma\sqrt{T - t_0}} \quad (19)$$

Simulationsmodelle

Bei der Simulation kann zwischen deterministischen und stochastischen Simulationen unterschieden werden. Bei der deterministischen Simulation werden Szenarioannahmen getroffen, während stochastische Simulationen auf Verteilungsannahmen beruhen.³³² Im Risikomanagement stellt die stochastische und hier insbesondere die Monte-Carlo-Simulation bereits eine verbreitete Technik dar, um Risiken zu bewerten und zu aggregieren.³³³ Der Vorteil der stochastischen Unternehmenssimulation liegt darin, dass Unsicherheiten zunächst auf einer disaggregierten Ebene, also für einzelne Variablen, beschrieben und dann mit Hilfe einer Simulation kumuliert werden können. Das heißt, es muss beispielsweise für die Entwicklung des Unternehmenswertes kein stochastischer Prozess, wie beispielsweise im Merton-Modell, unterstellt werden, sondern die Unternehmenswertverteilung kann als Ergebnis der stochastischen Simulation abgeleitet werden.³³⁴ Durch die Modellierung des Eigenkapitalbestandes beziehungsweise der Liquiditätsreserven kann so für einen Planhorizont die Insolvenzwahrscheinlichkeit, also die Wahrscheinlichkeit einer Überschuldung oder Illiquidität, bestimmt werden.

Ein umfangreiches Modell zur Bewertung von Ausfallwahrscheinlichkeiten auf Grundlage eines auf Verteilungsannahmen beruhenden Unternehmensmodells beschreibt Bemann (2007). Dannenberg (2009) nutzt beispielsweise ein stochastisches Simulationsmodell, um bei einer Investitionsentscheidung auch Insolvenzrisiken zu berücksichtigen. Eine wesentliche Herausforderung an solche simulationsbasierten Ansätze besteht darin, dass Einzelrisiken zunächst modelliert werden müssen und auch Abhängigkeiten bei der Aggregation einzubeziehen sind. Insbesondere die Frage, was ein Einzelrisiko ist, für welches eine Wahrscheinlichkeitsverteilung bestimmt werden soll,

³³¹ Vgl. *de Servigny, Renault* (2004), 68 ff.; *Altman, Hotchkiss* (2006), 252 ff.; *McNeil, Frey, Embrechts* (2005), 338.

³³² Vgl. *Bemann* (2007), 50 ff.

³³³ Vgl. *Nevries, Strauß* (2008), 110.

³³⁴ Zur Beschreibung der Monte-Carlo-Simulation siehe beispielsweise *Gleißner* (2004), 31 ff.; *Gleißner, Füser* (2003), 278 ff.

ist von Interesse. So kann beispielsweise sowohl das Forderungsausfallrisiko als Ganzes als ein Einzelrisiko im Gesamtunternehmenskontext interpretiert und durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung beschrieben werden. Allerdings kann dieses Risiko auch, wie in dieser Arbeit, in einzelne Komponenten zerlegt werden, die wiederum zu modellieren sind. Simulationsverfahren zur Bewertung von Ausfallwahrscheinlichkeiten haben daher noch große Verbesserungspotenziale.

2.3.3.4 Beurteilung von Bonitätsbewertungsverfahren im Forderungsmanagement

Abschließend stellt sich die Frage, welche der dargestellten Methoden zur Beurteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit im Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen geeignet sind. Kausalanalytische Ansätze, wie das KMV-EDF-Modell erscheinen für die Risikobewertung im Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen wenig geeignet. Zwar hat das KMV-EDF-Modell den Vorteil, dass es relativ schnell auf Veränderungen der Bonität von Kreditnehmern reagieren kann, da sich neue Informationen oder auch die Veränderung makroökonomischer Rahmenbedingungen sehr schnell im Wert des Eigenkapitals niederschlagen. Allerdings ist diese Methode sehr empfindlich in Bezug auf Spekulationen am Kapitalmarkt. Daher sind sehr abrupte Änderungen der Bonität möglich, wenn beispielsweise Spekulationsblasen platzen. Ein wesentlicher Aspekt, der gegen eine Verwendung dieser Methode spricht, ist jedoch darin zu sehen, dass auf Marktdaten beruhende Ansätze wie Optionspreismodelle für gewerbliche Unternehmen weitestgehend ungeeignet sind, da der Anteil börsennotierter Unternehmen im Kundenportfolio in der Regel gering ist.³³⁵

Empirisch-statistische Verfahren weisen in der Bankenpraxis eine verhältnismäßig hohe Trennschärfe auf. Das heißt, mit ihnen können relativ zuverlässig solvente und insolvente Unternehmen differenziert werden.³³⁶ Der praktischen Umsetzung dieser Methoden im Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen steht aus technischer Sicht nichts entgegen. So können beispielsweise logistische und lineare Regressionsgleichungen oder Diskriminanzfunktionen auch mit Microsoft Excel geschätzt werden.³³⁷ Problematisch ist jedoch die Datenverfügbarkeit. Im Finanzsektor basieren diese Verfahren häufig auf Jahresabschlussdaten.³³⁸ Unternehmen haben, im Gegensatz zu Banken, häufig allerdings nicht die Möglichkeit, auf interne Erfolgs- oder Finanzdaten ihrer Debitoren zu-

³³⁵ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 340 f.

³³⁶ Vgl. Bemann (2005), 75 ff. und dort zitierte Literatur.

³³⁷ Mit dem Excel-Solver können beispielsweise die Parameter der logistischen Regressionsgleichung geschätzt werden. Allerdings werden in diesem Fall keine Statistiken für die Standardfehler der Regressionskoeffizienten von Excel zur Verfügung gestellt. Im Gegensatz dazu können lineare Regressionsgleichungen auch mit in Excel bereits implementierten Funktionen geschätzt werden. Für diese werden auch Standardfehler der Koeffizienten zur Verfügung gestellt. Auch die Umsetzung einer Diskriminanzanalyse kann mit Excel realisiert werden. Allerdings kann hier die Berechnung der erforderlichen Eigenwerte nicht funktionsbasiert erfolgen. Hierfür kann beispielsweise der Excel-Solver genutzt werden.

³³⁸ Vgl. Bröker (2000), 56.

rückzugreifen sondern müssen ihre Einschätzungen, basierend auf extern zugänglichen Informationen, vornehmen.³³⁹ Aufgrund der Datenverfügbarkeit ist daher davon auszugehen, dass insbesondere in kleinen und mittelständischen Unternehmen informelle Methoden und heuristische Verfahren am ehesten umzusetzen sind.

Es stellt sich damit die Frage, inwieweit gewerbliche Unternehmen mit den ihnen zur Verfügung stehenden Daten überhaupt in der Lage sind, selbstständig Ausfallwahrscheinlichkeiten ihrer Kunden zu schätzen. Hier wird angenommen, dass, wenn eine solche interne Bewertung von Ausfallwahrscheinlichkeiten überhaupt möglich ist, dann die Bildung von Ratingklassen und darauf aufbauend, die Ableitung von Ausfallwahrscheinlichkeiten geeigneter ist als die Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten auf Basis logistischer Regressionsgeraden. Allerdings formuliert die Literatur verschiedene Anforderungen an ein System zur Bestimmung von Ratingklassen in Kreditinstituten. So wird für Ratingsysteme in Banken ein besonderer Fokus darauf gelegt, dass sie von Dritten nachvollzogen und reproduziert werden können. Das heißt, es wird gefordert, dass Ratings objektiv, also unabhängig von subjektiven Einflüssen sind.³⁴⁰ Darüber hinaus müssen die Ratingkriterien und Ratingklassen ausreichend detailliert beschrieben sein, damit verschiedene Anwender bei der Beurteilung eines Kreditnehmers zur selben Risikoeinschätzung gelangen beziehungsweise Unternehmen mit vergleichbaren Risiken der selben Klasse zugeordnet werden. Das Ratingsystem muss also transparent, nachvollziehbar und einheitlich sein.³⁴¹ Weiter sollten Ratingsysteme vom Anwender akzeptiert werden. Dieser soll also der Ansicht sein, dass die Bonität des Kunden mit dem System tatsächlich beurteilt werden kann.³⁴² Auch sollten in ein Rating alle wesentlichen und relevanten Informationen einfließen, wobei ein besonderes Augenmerk auf der Aktualität dieser Informationen liegt.³⁴³

Im Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen kommt der Kommunikation des Ratingprozesses in vielen Fällen möglicherweise nur eine untergeordnete Bedeutung zu. Insbesondere in vom Eigentümer geführten Unternehmen kann dies der Fall sein. Allerdings kann auch nicht grundsätzlich davon ausgegangen werden, dass die Nachvollziehbarkeit des Ratingprozesses im gewerblichen Sektor von geringer Bedeutung ist. Insbesondere in größeren Unternehmen, in denen nicht der Eigentümer selbst ein Bonitätsurteil erstellt oder Entwickler und Anwender eines Ratingsystems nicht identisch sind, sind diese Aspekte von Relevanz. Auch kann es für die eigene Bonitätsbeurteilung durch Dritte (zum Beispiel der Hausbank) sinnvoll sein, das Ratingsystem und damit einen Aspekt des Risikomanagements transparent und nachvollziehbar zu gestalten.

³³⁹ Vgl. *Kokalj, Paffenholz, Schröer* (2000), 119.

³⁴⁰ Vgl. *Blochwitz, Eigermann* (2001), 86.

³⁴¹ Vgl. *Blochwitz, Eigermann* (2001), 86 f.; *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 410.

³⁴² Vgl. *Österreichische Nationalbank* (2004), 57 f.

³⁴³ Vgl. *Österreichische Nationalbank* (2004), 56 f.; *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 411.

Ziel eines Ratings ist es, die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kunden einzuschätzen. Wird die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit aus den historischen Ausfallquoten einer Ratingklasse geschätzt, ist von den oben genannten Kriterien vor allem die Einheitlichkeit, also die Zuordnung verschiedener Unternehmen mit vergleichbaren Risiken zur selben Ratingklasse, relevant. Das heißt nicht, dass in einer Ratingklasse in jedem Jahr dieselbe Ausfallquote beobachtet werden muss, allerdings soll der langfristige Durchschnitt der Ausfallquoten die durchschnittliche Ausfallwahrscheinlichkeit einer Risikoklasse widerspiegeln. Hinsichtlich dieses Kriteriums sind im gewerblichen Bereich erhebliche Schwierigkeiten zu vermuten. Insbesondere in den Fällen, in denen subjektive Einschätzungen in die Bonitätsbewertung einfließen, kann kaum davon ausgegangen werden, dass die Risikoklassifizierung über mehrere Jahre einheitlich ist. Das heißt, dass es in einer Vielzahl gewerblicher Unternehmen nicht möglich ist, Bonitätsklassen zu bilden und darauf aufbauend eine Risikoeinschätzung vorzunehmen.³⁴⁴

Alternativ zu eigenen Ratings können Unternehmen auch externe Ratings oder Bonitätseinschätzungen nutzen, um Ausfallwahrscheinlichkeiten abzuleiten. Solche Informationen werden beispielsweise von Ratingagenturen wie Standard and Poor's, Moody's, Fitch³⁴⁵ oder Auskunftsteilen wie Creditreform, Bürgel, Hoppenstedt oder der Schufa angeboten. Für gewerbliche Unternehmen sind hierbei vor allem die Auskünfte von Auskunftsteilen von Interesse.³⁴⁶ In Tabelle 3 werden für die beiden Auskunftsteile Creditreform und Bürgel die mit dem Bonitätsindex dieser Unternehmen assoziierten Ausfallwahrscheinlichkeiten dargestellt. Allerdings erhält der Nutzer externer Ratings keine Auskunft über die Ausfallkorrelation der Unternehmen in den Ratingklassen. Für die im folgenden Abschnitt 2.4 dargestellte quantitative Risikobewertung auf Portfolioebene, weist dieser Parameter jedoch einen entscheidenden Einfluss auf. Darüber hinaus müssen für alle Kunden Auskünfte eingeholt werden, um eine Risikobewertung des Forderungsportfolios vornehmen zu können. Hier soll die Risikobewertung allein basierend auf externen Ratings im Folgenden nicht näher betrachtet werden.

Zusammenfassend ist zu vermuten, dass es für eine Vielzahl von Unternehmen nicht möglich ist, Ratingklassen zu bilden, auf deren Grundlage Ausfallwahrscheinlichkeiten geschätzt werden können. Dieses Problem wird insbesondere kleine und mittelständische

³⁴⁴ Das kann auch bedeuten, dass die Kosten, die mit der Einrichtung zeitlich stabiler Ratingklassen verbunden sind, in vielen Fällen nicht durch den damit verbundenen Nutzen gerechtfertigt werden können. Das heißt, es kann für ein gewerbliches Unternehmen durchaus rational sein, kein Ratingsystem aufzubauen.

³⁴⁵ Für weitere Ratingagenturen in Deutschland siehe beispielsweise *Lüdicke* (2003), 75 ff.

³⁴⁶ So ermitteln *Kokalj, Paffenholz, Schröer* (2000), 116 ff., dass 56% der mittelständischen Unternehmen Auskünfte von Inkasso-Unternehmen nutzen, wobei allerdings nicht untersucht wird, welchen Anteil ihrer Kunden diese Unternehmen bewerten lassen und bei welchem Anteil sie sich auf eigene Einschätzungen beschränken. Ratingurteile der großen Ratingagenturen können auch nur bei einer geringen Anzahl von Kunden genutzt werden, da entsprechende Ratings nur für wenige Unternehmen zur Verfügung stehen. So weist beispielsweise Standard and Poor's für weniger als 100 deutsche Unternehmen (ohne Banken und Versicherungen) ein Rating aus (vgl. *Standard and Poor's*, 2006).

Unternehmen betreffen. Aber auch in den Fällen, in denen Unternehmen (theoretisch) in der Lage sind, ihre Debitoren verschiedenen Risikoklassen zuzuordnen, können Schätzungen von Risikoparametern mit erheblichen Unsicherheiten verbunden sein. Belieft ein Unternehmen zum Beispiel nur wenige hundert Kunden und möchte auf Grundlage der eigenen Datenhistorie Ausfallwahrscheinlichkeiten für verschiedene Ratingklassen schätzen, werden die Schätzintervalle für diese Parameter sehr breit und damit die Risikobewertung sehr unsicher sein.

Tabelle 3:

Ausfallwahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit vom Bonitätsindex für zwei Auskunfteien

Creditreform ^a		Bürgel ^b	
Bonitätsindex	Ausfallwahrscheinlichkeit	Bonitätsindex	Ausfallwahrscheinlichkeit
100 bis 149	0,07%	1,0 bis 1,4	0,1%
150 bis 200	0,32%	1,5 bis 1,9	0,5%
201 bis 250	0,73%	2,0 bis 2,4	1,1%
251 bis 300	1,46%	2,5 bis 2,9	2,2%
301 bis 350	6,04%	3,0 bis 3,3	4,0%
351 bis 499	15,46%	3,4 bis 3,8	6,0%
500	massiver Zahlungsverzug	3,9 bis 4,2	9,0%
600	Zahlungseinstellung	4,3 bis 4,9	13,5%
		5,0 bis 5,9	21,5%
		6	100%

^a Vgl. Creditreform (2008). – ^b Vgl. Bürgel Wirtschaftsinformation (2004).

Es ergeben sich damit zwei zu betrachtende Fälle. Zum einen gibt es Unternehmen, die in der Lage sind, selbstständig Ratingklassen zu bilden und darauf aufbauend Ausfallwahrscheinlichkeiten zu schätzen beziehungsweise durch Einbeziehung der Ausfallkorrelation die Verteilung der Ausfallquote ihres Forderungsportfolios herzuleiten. Aufgrund einer begrenzten historischen Datenverfügbarkeit erfolgen diese Schätzungen und damit die Herleitung der Verteilung der Ausfallquote jedoch unter Unsicherheit. Die Berücksichtigung dieser Unsicherheit bei der Kreditrisikobewertung wird in Kapitel 3 behandelt. Zum anderen gibt es jedoch auch Unternehmen, die nicht in der Lage sind, Ratingklassen zu bilden beziehungsweise denen so wenige historische Beobachtungen zur Verfügung stehen, dass eine Schätzung von Risikoparametern nicht sinnvoll ist. Für diese Unternehmen muss nach einer alternativen Möglichkeit der Herleitung von Risikoverteilungen gesucht werden. In Kapitel 4 wird für einen auf Kreditoreneigenschaften basierenden Ansatz diskutiert, inwieweit eine solche Vorgehensweise als Alternative zu eigenen Schätzungen möglich ist, um das Forderungsportfoliorisiko zu bewerten.

2.4 Quantitative Kreditrisikobewertung

2.4.1 Ableitung von Kennzahlen aus einer Risikoverteilung

Die Quantifizierung von Risiken kann durch deren Beschreibung mittels Dichte- oder Verteilungsfunktionen erfolgen.³⁴⁷ Basierend auf diesen Verteilungen können Risiko- maße bestimmt werden, die eine Vergleichbarkeit von Risiken ermöglichen.³⁴⁸ Bevor im Folgenden die Modellierung von Kreditportfolios beschrieben wird, sollen zunächst einige wichtige Risikokennzahlen eingeführt werden.

Voraussetzung für die Bewertung von Risiken ist die Analyse sämtlicher möglicher zukünftiger Umweltzustände (Szenarien). Hierfür sind die drei folgenden Fragen zu beantworten:³⁴⁹

- i) Was kann passieren? Welche Szenarien (s_l) beziehungsweise Umweltzustände können eintreten?
- ii) Wie wahrscheinlich (p_l) ist der Eintritt der entsprechenden Szenarien?
- iii) Wenn die Szenarien s_l eintreten, mit welchen Konsequenzen (Ergebnissen) (x_l) sind sie verbunden?

Die möglichen Konsequenzen x_l stellen Realisierungen einer Zufallsvariable X dar. Das heißt, die Zufallsvariable X stellt eine veränderliche numerische Größe dar, deren einzelne Ausprägungen mit einer Wahrscheinlichkeit p_l auftreten.

Durch die drei Komponenten s_l , p_l und x_l kann das Risiko \mathfrak{R} beschrieben werden:

$$\mathfrak{R} = \{ \langle s_l, p_l, x_l \rangle \} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (20)$$

Das heißt, für jedes Szenario ist die Eintrittswahrscheinlichkeit und die mögliche Konsequenz zu ermitteln. Dabei summieren sich die Ausfallwahrscheinlichkeiten der einzelnen Szenarien zu eins ($\sum p_l = 1$). Durch die Zuordnung von Wahrscheinlichkeiten p_l zu einzelnen möglichen Realisationen x_l ist bestimmbar, mit welcher Wahrscheinlichkeit ($p_{l,kum}$) Umweltbedingungen eintreten, die zu geringeren beziehungsweise gleich hohen Konsequenzen wie in Szenario l führen. Auf diese Weise kann die Verteilungsfunktion (Ergebnisverteilung³⁵⁰) $F(x)$ der Zufallsvariable X ermittelt werden. Liegt eine endliche Anzahl möglicher Realisierungen innerhalb des Wertebereiches der Zufallsvariablen vor (diskreter Fall), kann die Verteilungsfunktion in Form einer Treppenfunktion dargestellt werden. Für den Fall, dass unendlich viele Realisationen innerhalb des

³⁴⁷ Vgl. Gleißner, Romeike (2005), 199.

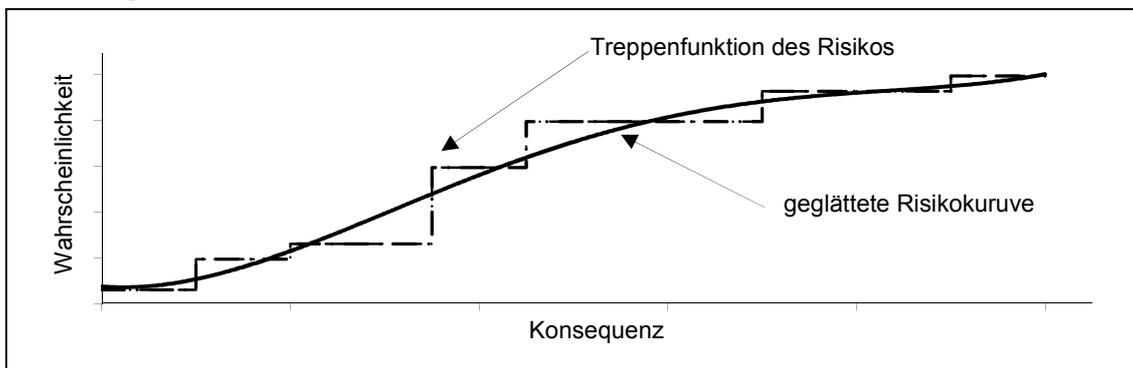
³⁴⁸ Vgl. Gleißner (2006), 17.

³⁴⁹ Vgl. Kaplan, Garrick (1981), 12 f.

³⁵⁰ Wird das Risiko als eine Verlustmöglichkeit definiert, kann die Risikokurve auch als Verlustverteilung bezeichnet werden (vgl. beispielsweise Alexander, 2005, 279 ff.).

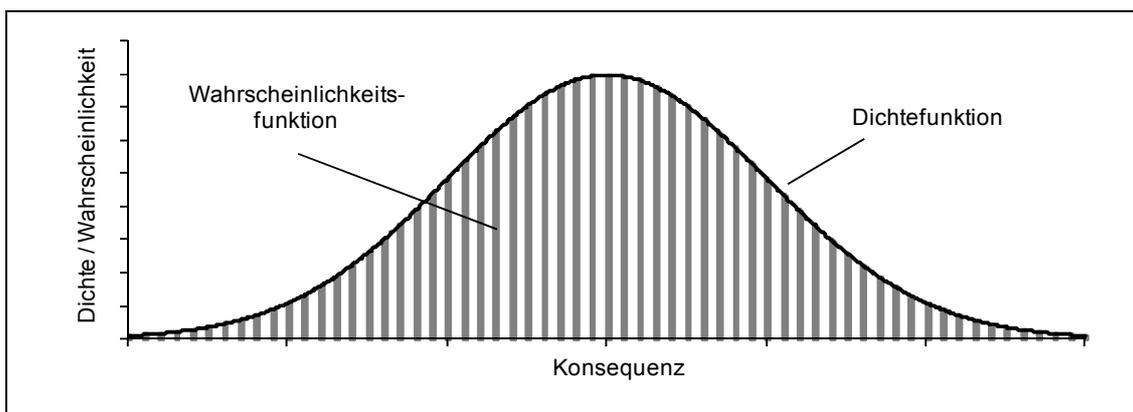
Wertebereiches möglich sind, ergibt sich für die Verteilung eine stetige Funktion. Da in der vorliegenden Arbeit Konsequenzen monetär bewertet werden und damit die Anzahl der möglichen Realisationen innerhalb eines Intervalls beschränkt ist, liegen diskrete Ausprägungen der Zufallsvariable X vor. Sind die betragsmäßigen Unterschiede zwischen einzelnen Realisationen jedoch sehr klein, kann die Verteilungsfunktion approximativ als stetig angenommen werden. In Abbildung 7 wird die Bildung der Risikokurve veranschaulicht.

Abbildung 7:
Verteilungsfunktion des Risikos³⁵¹



Neben der Risikodarstellung auf Basis der Verteilungsfunktion kann das Risiko eines Unternehmens auch durch Wahrscheinlichkeits- beziehungsweise Dichtefunktionen $f(x)$ beschrieben werden.³⁵² Die Wahrscheinlichkeitsfunktion ordnet im diskreten Fall jeder möglichen Realisation eine Wahrscheinlichkeit zu. Liegt eine (näherungsweise) stetige Zufallsvariable vor, ist das Risiko durch eine Dichtefunktion darstellbar (vgl. Abbildung 8).

Abbildung 8:
Wahrscheinlichkeits- und Dichtefunktion des Risikos



³⁵¹ Grafik in Anlehnung an Kaplan, Garrick (1981), 14.

³⁵² Insofern die Verteilungsfunktion $F(x)$ differenzierbar ist, lässt sich die Dichtefunktion $f(x)$ als die Ableitung der Verteilungsfunktion darstellen: $f(x) = \frac{d}{dx} F(x) = F'(x)$ (vgl. Hochstädter, 1989, 324).

Die Angabe solcher Verteilungs- beziehungsweise Wahrscheinlichkeitsfunktionen erlaubt eine vollständige Spezifikation der Zufallsmäßigkeit der möglichen Szenarioausprägungen. Die Beschreibung von Risiken mit Verteilungen ist jedoch relativ komplex. Als Alternative haben sich daher Kennzahlen beziehungsweise Maßzahlen etabliert. Diese bringen wesentliche Eigenschaften der Verteilung numerisch unmittelbar zum Ausdruck.³⁵³ Hierdurch ist das Ausmaß der Ungewissheit beziehungsweise der Gefahr oder Chance direkt quantifizierbar.³⁵⁴ Auf diese Weise können Risiken verglichen und Maßnahmen im Umgang mit Risiken bewertet werden. Grundlegende Maßzahlen zur Bewertung von Risiken sind Lokalisationsgrößen und Dispersionsmaße.³⁵⁵

Lokalisationsgrößen sind Maßzahlen, welche die mittlere Lage einer Wahrscheinlichkeitsbelegung beschreiben.³⁵⁶ Hierunter fallen beispielsweise Modalwert, Median und Erwartungswert. Dispersionsmaße dienen dazu, die Breite einer Verteilung zu charakterisieren. Einfache Streuungsmaße stellen die Spannweite und Quantilsabstände dar.³⁵⁷ Eine wesentlich höhere Bedeutung für die Bewertung der Streuung einer Risikoverteilung haben allerdings die Varianz und die Standardabweichung. Die Varianz $\sigma^2(X)$ gibt die erwartete quadrierte Abweichung der möglichen Realisierungen x_i vom Erwartungswert der Verteilung an. Die Standardabweichung $\sigma(X)$ errechnet sich als die Wurzel der Varianz.³⁵⁸ Die Standardabweichung, häufig auch als Volatilität bezeichnet, besitzt dieselbe Dimension, wie der Erwartungswert. Hierdurch kann, unter Verwendung von relativen Dispersionsmaßen wie dem Variationskoeffizienten, die Streuung zwischen Verteilungen, welche verschiedene Dimensionen aufweisen oder sich im Niveau stark unterscheiden,³⁵⁹ verglichen werden.³⁶⁰

Ein im Finanzsektor derzeit sehr verbreitetes Risikomaß stellt der zu Beginn der 1990er Jahre zur Bewertung von Finanzmarktrisiken entwickelte Value at Risk (VaR) dar.³⁶¹ Im Rahmen der Kreditrisikobewertung wird diese Kennzahl auch als Credit-Value at Risk bezeichnet.³⁶² Er wird einerseits als ein Quantilwert der Ergebnisverteilung definiert und beschreibt damit ein Ergebnis, welches nur mit einer Restwahrscheinlichkeit

³⁵³ Vgl. *Litz* (2003), 76.

³⁵⁴ Vgl. *Albrecht, Maurer* (2005), 112.

³⁵⁵ Einen Überblick über Risikomaße geben beispielsweise *Pedersen, Satchell* (1998), 89 ff.; *Spellmann* (2002), 45 ff.

³⁵⁶ Vgl. *Albrecht, Maurer* (2005), 96.

³⁵⁷ Vgl. *Litz* (2003), 96 ff.

³⁵⁸ Vgl. *Litz* (2003), 101.

³⁵⁹ Beispielsweise ist auf Basis relativer Dispersionsmaße die Streuung von Risiken vergleichbar, die in verschiedenen Währungen quantifiziert werden.

³⁶⁰ Vgl. *Assenmacher* (1996), 101 f.

³⁶¹ Vgl. beispielsweise *Hull, White* (1998); *Kapalanski* (2002); *Luciano, Kast* (2001); *Kremers* (2002), 120 ff.; *Gregory, Reeves* (2008), 167 ff.

³⁶² Vgl. beispielsweise *Oehler, Unser* (2002), 338 ff.

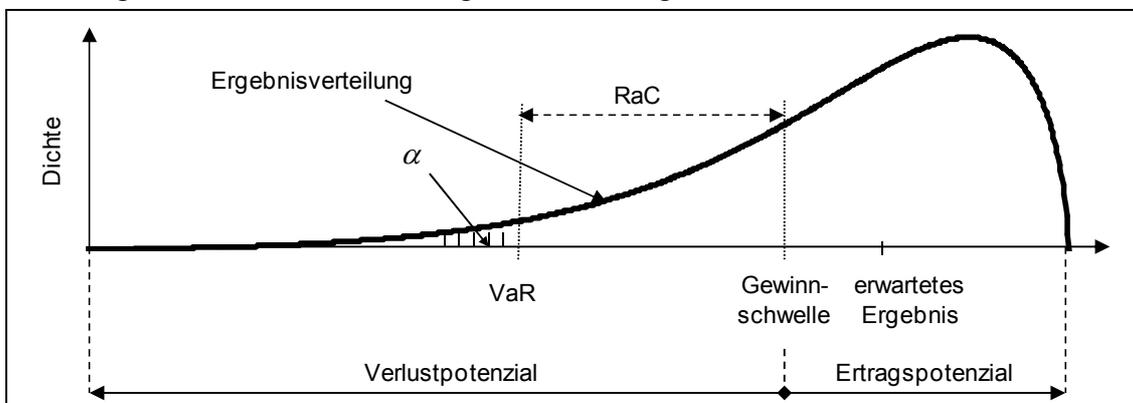
α in einer vorgegebenen Periode noch unterschritten wird.³⁶³ Eine weitere Definition beschreibt den Value at Risk als eine maximale Abweichung von einem Referenzwert, die für ein gegebenes Konfidenzniveau α innerhalb einer Periode eintreten kann.³⁶⁴ Der Value at Risk entspricht damit der Differenz zwischen einem Quantilwert der Ergebnisverteilung und einem Referenzwert. Diese Kennzahl ist der Gruppe der so genannten Downside-Maße zuzuordnen. Im Folgenden wird der VaR als ein Quantilwert der Ergebnisverteilung definiert. Da dieser Wert in der Regel einem Verlust (V) entspricht, wird der Value at Risk als der Verlust definiert, der nur mit einer Restwahrscheinlichkeit α noch überschritten wird:³⁶⁵

$$\Pr(V > \text{VaR}_\alpha) = \alpha \quad (21)$$

Die Differenz zwischen dem Value at Risk und der Gewinnschwelle der Ergebnisverteilung wird als Risk adjusted Capital (RaC) bezeichnet. Diese Kennzahl beschreibt also den Verlust, der nur mit einer Restwahrscheinlichkeit α überschritten wird. Sie entspricht damit dem Eigenkapitalbedarf eines Unternehmens, der mit einer Wahrscheinlichkeit $1-\alpha$ genügt, um eingetretene Schäden in einer Periode zu kompensieren und somit eine Überschuldung zu vermeiden.³⁶⁶ Abbildung 9 veranschaulicht die Herleitung des VaR und des RaC aus der Ergebnisverteilung eines Unternehmens.

Abbildung 9:

Ableitung VaR und RaC aus der Ergebnisverteilung von Unternehmen



In der Praxis werden mit dem Marginal-, Incremental- und Component-Value at Risk auch Modifikationen dieser Kennzahl verwendet. Der Marginal-VaR beschreibt die Veränderung des VaR eines Portfolios, wenn eine Position des Portfolios verändert wird. Der Incremental-VaR beschreibt die Veränderung des VaR eines Portfolios, wenn

³⁶³ Vgl. Albrecht, Maurer (2005), 122; Bielefeld, Maifarth (2005), 158.

³⁶⁴ Vgl. Kapalanski (2002), 3; Albrecht, Maurer (2005), 123 und dort zitierte Literatur.

³⁶⁵ Vgl. Albrecht (2005), 39. Der VaR kann alternativ auch als Betrag definiert werden, der nur mit einer gegebenen Wahrscheinlichkeit noch unterschritten wird.

³⁶⁶ Vgl. Gleißner (2005a), 221.

eine neue Position, also zum Beispiel ein neuer Kreditnehmer, Bestandteil des Portfolios wird. Der Component-VaR entspricht dem Anteil eines Portfolio-VaR, der einer Position zugeordnet werden kann. Die Summe aller Component-VaR stimmt mit dem Portfolio VaR überein.³⁶⁷

Der VaR wird unter anderem kritisiert, weil es sich hierbei nicht um ein kohärentes Risikomaß handelt.³⁶⁸ Das heißt, es kann vorkommen, dass der VaR nicht subadditiv ist. Daher können Fälle auftreten, in denen der VaR eines Portfolios größer ist als die Summe der VaR der einzelnen Anlagen in diesem Portfolio. Wenn die Verletzung der Subadditivität nicht erkannt wird, kann dies zu einer falschen Absicherung von risikobehafteten Geschäften oder zu Fehlentscheidungen bei Investitionen führen.³⁶⁹ Als ein weiterer Kritikpunkt wird angeführt, dass der VaR auf einen Wert der Verteilung beschränkt ist und mögliche Abweichungen von diesem Maß unberücksichtigt bleiben.³⁷⁰ Es werden daher auch Kennzahlen betrachtet, die sich auf bestimmte Bereiche der Risikoverteilung beschränken und für diese Bereiche statistische Momente, wie den Erwartungswert oder die Varianz, bestimmen (Lower Partial Moments oder Shortfall-Maße). Beispielsweise stellt der Conditional Value at Risk (CVaR_α) einen bekannten Vertreter dieser Kategorie von Risikokennzahlen dar. Der CVaR_α bezeichnet den durchschnittlichen Verlust V , der bei Überschreitung des VaR entsteht:³⁷¹

$$\text{CVaR}_\alpha = E[V | V > \text{VaR}_\alpha] \quad (22)$$

Diese Kennzahl stellt im Gegensatz zum VaR ein kohärentes Risikomaß dar und entspricht auch den Anforderungen von Denault (2001) an ein Maß für die Allokation von Risikokapital.³⁷²

2.4.2 Bestimmung von Kreditrisikoverteilungen

2.4.2.1 Grundlagen der Kreditportfoliomodellierung

Zur Bewertung möglicher Kreditportfolioverluste in einem definierten Zeitraum ist die Kenntnis der diesen Verlusten zugrunde liegenden Wahrscheinlichkeitsverteilung erforderlich. Diese kann aus den in Abschnitt 2.1.1.3 eingeführten Komponenten Ausfallwahrscheinlichkeit, Verlustquote, Forderungsbetrag und Ausfallkorrelation abgeleitet

³⁶⁷ Vgl. Bielefeld, Maifarth (2005), 159 f.

³⁶⁸ Ein Risikomaß ist kohärent, wenn es subadditiv, monoton, homogen und translationsinvariant ist (vgl. Denault, 2001, 7 ff.; in Anlehnung an Artzner et al., 1999, 203 ff.).

³⁶⁹ Vgl. Danielsson et al. (2005), 2.

³⁷⁰ Vgl. Bielefeld, Maifarth (2005), 160.

³⁷¹ Vgl. Bielefeld, Maifarth (2005), 161 f.; Albrecht (2005), 39.

³⁷² Beispielsweise verwenden Gleißner, Schrei, Wolfrum (2009) diese Kennzahl zur Allokation von Risikokapital auf einzelne Geschäftsbereiche.

werden. Wird zunächst angenommen, dass jedem Kreditnehmer ein individuelles Kreditvolumen, eine individuelle Ausfallwahrscheinlichkeit und eine individuelle Verlustquote zugeordnet werden kann und wird angenommen, dass für jedes Kreditnehmerpaar eine Ausfallkorrelation bestimmbar ist, können die Verluste des Kreditportfolios als Summe der einzelnen Kreditausfälle bestimmt werden.³⁷³

In einem Kreditportfolio mit N Kreditnehmern ergibt sich der Verlust V , der innerhalb einer bestimmten Periode infolge von Forderungsausfällen auftritt, aus der Summe der Verluste der einzelnen Forderungsausfälle V_i :

$$V = \sum_{i=1}^N V_i \quad (23)$$

Die Verluste der einzelnen Forderungsausfälle V_i werden im Schadensfall durch das Produkt aus Forderungshöhe zum Zeitpunkt des Ausfalls EAD_i und der Verlustquote LGD_i bestimmt. Sie sind null, wenn das Unternehmen nicht ausfällt:

$$V_i = \begin{cases} LGD_i \cdot EAD_i & \text{wenn } D_i = 1 \\ 0 & \text{wenn } D_i = 0 \end{cases} \quad \text{für } i = 1, \dots, N \quad (24)$$

wobei D_i eine bernoulliverteilte Zufallsvariable bezeichnet, die den Wert eins annimmt, wenn das Unternehmen i ausfällt und null ist, sofern kein Ausfall erfolgt. Die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kreditnehmers entspricht der Wahrscheinlichkeit, dass die Ausfallvariable D_i den Wert eins annimmt $PD_i = \Pr(D_i = 1) \rightarrow D_i \sim Ber(PD_i)$.³⁷⁴ Der erwartete Verlust (Expected Lost) eines Kreditnehmers $E(V_i)$ ergibt sich aus dem Produkt von V_i im Schadensfall und der Ausfallwahrscheinlichkeit PD_i :

$$E(V_i) = PD_i \cdot V_i = PD_i \cdot LGD_i \cdot EAD_i \quad (25)$$

Damit berechnet sich der erwartete Verlust des Portfolios aus der Summe der erwarteten Verluste der einzelnen Kreditnehmer:

$$E(V) = \sum_{i=1}^N E(V_i) = \sum_{i=1}^N PD_i \cdot LGD_i \cdot EAD_i \quad (26)$$

Wird unterstellt, dass die Ausfallvariablen D_i stochastisch unabhängig sind und werden die Verlustquoten und die Exposure at Default's der einzelnen Kreditnehmer jeweils mit dem Wert eins angenommen (normiertes Portfolio), kann bei Vorliegen eines homogenen Portfolios, also eines Portfolios, in dem alle Kreditnehmer die selbe Ausfallwahrscheinlichkeit $PD = PD_i$ aufweisen, die Verlustverteilung durch eine Binomialverteilung $Bin(N; PD)$ beschrieben werden:³⁷⁵

³⁷³ Vgl. Bröker (2000), 67 f.

³⁷⁴ $Ber(PD_i)$ ist eine Bernoulliverteilung mit Parameter PD_i .

³⁷⁵ Vgl. Martin, Reitz, Wehn (2006), 114 f.; Vose (2008), 607.

$$V \sim \text{Bin}(N; PD) \rightarrow \Pr(V \leq h) = \sum_{i=0}^h \binom{N}{i} \cdot PD^i \cdot (1-PD)^{N-i} \quad (27)$$

wobei h die Realisation der Anzahl der ausgefallenen Unternehmen H bezeichnet. Bei hinreichend großen Portfolios und unabhängigen Ausfallvariablen kann die Verlustverteilung des Portfolios auch durch eine Normalverteilung approximiert werden:

$$V \sim \Phi\left(N \cdot PD; \sqrt{N \cdot PD \cdot (1-PD)}\right) \quad (28)$$

Im inhomogenen Fall, also bei unterschiedlichen Ausfallwahrscheinlichkeiten, kann die Verlustverteilung ebenfalls durch eine Normalverteilung approximiert werden:

$$V \sim \Phi\left(\sum_{i=1}^N PD_i; \sqrt{\sum_{i=1}^N PD_i \cdot (1-PD_i)}\right) \quad (29)$$

Dabei bezeichnet Φ wieder die Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung.³⁷⁶

Neben den erwarteten können auch unerwartete Verluste (Unexpected Lost) auftreten. Unerwartete Verluste beschreiben das Ausmaß der Abweichungen vom durchschnittlich erwarteten Verlust. Hierbei handelt es sich jedoch nicht um eine eindeutig definierte Kennzahl. Der unerwartete Verlust kann sowohl als Streuungsmaß, wie die Varianz oder Standardabweichung, aber auch als Shortfall- oder Downside-Maß, wie dem Value at Risk oder Conditional Value at Risk definiert sein. Der Unexpected Lost ist im Kreditrisikomanagement von großer Bedeutung für die Risikovorsorge, weil er die erforderliche Risikoprämie beziehungsweise die Höhe des notwendigen ökonomischen Eigenkapitals wesentlich beeinflusst.³⁷⁷ Werden der Forderungsbetrag und die Verlustquote zum Ausfallzeitpunkt als deterministisch angenommen, existieren L mögliche Ausfall-szenarien l im Portfolio und wird als Maß für den unerwarteten Portfolioverlust die Standardabweichung σ_V genutzt, weist diese im Fall unabhängiger Kreditnehmer folgende Form auf:³⁷⁸

$$\sigma_V = \sqrt{\sigma_V^2} \quad \text{mit} \quad \sigma_V^2 = \sum_l p_l [V_l - E(V)]^2 = -E(V)^2 + \sum_l p_l V_l^2 = E(V^2) - E(V)^2 \quad (30)$$

Dabei gibt p_l die Wahrscheinlichkeit an, dass ein Portfolioverlust in Höhe von V_l eintritt.³⁷⁹ Im einfachen Fall, dass das Kreditportfolio aus nur einem Kreditnehmer besteht,

³⁷⁶ Vgl. Vose (2008), 703; Martin, Reitz, Wehn (2006), 116.

³⁷⁷ Vgl. Oehler, Unser (2002), 338 f.

³⁷⁸ Vgl. Bröker (2000), 72.

³⁷⁹ Es ist zu beachten, dass $V_k \neq V_i$ für $k = i$. Das heißt, V_k beschreibt einen möglichen Portfolioverlust, während V_i den Verlust beschreibt, der sich aus dem Ausfall eines Kunden i ergibt.

können zwei Szenarien $l = 0, 1$ angenommen werden. Entweder der Kredit fällt aus ($l = 0$) oder er fällt nicht aus ($l = 1$). Im ersten Fall ist der Verlust $V_{l=0} = 0$. Erfolgt ein Ausfall, entspricht der Verlust dem Produkt aus der Verlustquote und dem Exposure at Default $V_{l=1} = LGD \cdot EAD$. Beträgt die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls PD , entspricht diese der Wahrscheinlichkeit $p_{l=1}$. Der Verlust $V_{l=1} = LGD \cdot EAD$ wird also mit der Wahrscheinlichkeit PD beobachtet. Die Wahrscheinlichkeit, dass kein Verlust eintritt, ist entsprechend $p_{l=0} = (1 - PD)$. Die Varianz im Ein-Kreditnehmerfall ist:³⁸⁰

$$\begin{aligned}\sigma_V^2 &= -E(V)^2 + \sum_l p_l V_l^2 = -(PD \cdot EAD \cdot LDG)^2 + (1 - PD) \cdot 0 + PD \cdot (EAD \cdot LDG)^2 \\ &= (EAD \cdot LDG)^2 \cdot (PD - PD^2) = (PD \cdot EAD \cdot LDG)^2 \cdot \left(\frac{1}{PD} - 1\right) \quad (31) \\ &= E(V)^2 \cdot \left(\frac{1}{PD} - 1\right).\end{aligned}$$

Die Standardabweichung ergibt sich entsprechend:

$$\sigma_V = E(V) \cdot \sqrt{\left(\frac{1}{PD} - 1\right)}. \quad (32)$$

Wird nun ein Portfolio mit $N = 2$ voneinander unabhängigen Kreditnehmern betrachtet, ergeben sich $l = 0, \dots, 2^N - 1$ vier mögliche Ausfallszenarien. In diesem Fall ergibt sich die Varianz des Portfolios aus der Summe der Einzelvarianzen $\sigma_{V_1}^2$ und $\sigma_{V_2}^2$:³⁸¹

$$\begin{aligned}\sigma_V^2 &= -E(V)^2 + \sum_l p_l V_l^2 = -(PD_1 \cdot EAD_1 \cdot LGD_1 + PD_2 \cdot EAD_2 \cdot LGD_2)^2 \\ &\quad + 0 \cdot (1 - PD_1) \cdot (1 - PD_2) + (LGD_1 \cdot EAD_1)^2 \cdot PD_1 \cdot (1 - PD_2) \\ &\quad + (LGD_2 \cdot EAD_2)^2 \cdot PD_2 \cdot (1 - PD_1) \\ &\quad + (LGD_1 \cdot EAD_1 + LGD_2 \cdot EAD_2)^2 \cdot PD_1 PD_2 \quad (33) \\ &= (LGD_1 \cdot EAD_1)^2 \cdot (-PD_1^2 + PD_1) + (LGD_2 \cdot EAD_2)^2 \cdot (-PD_2^2 + PD_2) \\ &= (LGD_1 \cdot EAD_1 \cdot PD_1)^2 \left(\frac{1}{PD_1} - 1\right) + (LGD_2 \cdot EAD_2 \cdot PD_2)^2 \left(\frac{1}{PD_2} - 1\right) \\ &= \sigma_{V_1}^2 + \sigma_{V_2}^2\end{aligned}$$

Die Standardabweichung der Portfolioverluste ist entsprechend:

$$\sigma_V = \sqrt{\sigma_{V_1}^2 + \sigma_{V_2}^2} \quad (34)$$

³⁸⁰ Vgl. Bröker (2000), 72.

³⁸¹ Vgl. Bröker (2000), 74.

In Portfolios mit mehr als zwei Kreditnehmern ist die Standardabweichung:

$$\sigma_v^2 = \sum_{i=1}^N (LGD_i \cdot EAD_i \cdot PD_i)^2 \left(\frac{1}{PD_i} - 1 \right) = \sum_{i=1}^N \sigma_{v_i}^2 \quad \rightarrow \quad \sigma_v = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sigma_{v_i}^2} \quad (35)$$

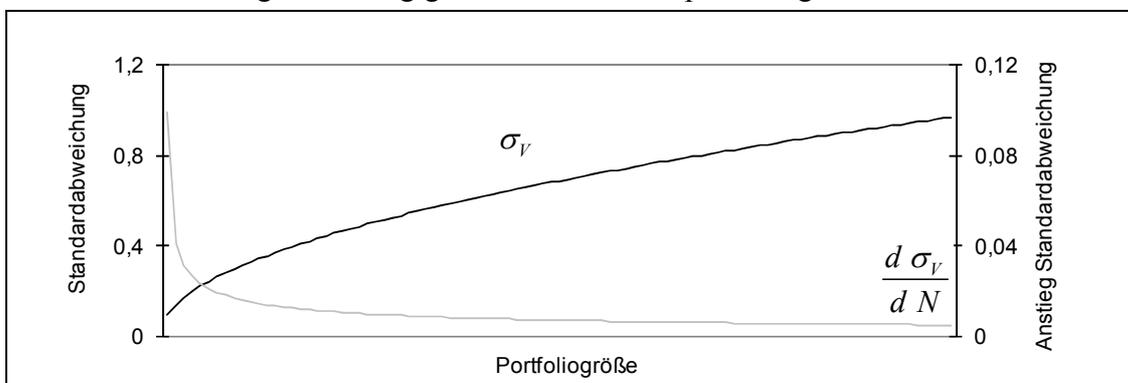
Damit ist die Standardabweichung eines Portfolios mit unabhängigen Kreditnehmern kleiner (gleich) als die Summe der Standardabweichungen, die sich aus einzelnen Kreditverlusten ableiten:

$$\sigma_v = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sigma_{v_i}^2} \leq \sum_{i=1}^N \sigma_{v_i} \quad (36)$$

Durch das Zusammenfassen mehrerer Kredite in einem Kreditportfolio lassen sich daher Portfolioeffekte realisieren. Abbildung 10 veranschaulicht diesen Effekt. Es wird angenommen, dass alle Kreditnehmer eine Ausfallwahrscheinlichkeit von $PD_i = 1\%$ aufweisen. Weiter wird angenommen, dass die einzelnen Forderungen jeweils eine Verlustquote (LGD_i) und einen Forderungsbetrag (EAD_i) in Höhe von eins aufweisen. Die Standardabweichung des Kreditportfolios steigt monoton an. Ihr Zuwachs (Anstieg der Kurve) schwächt sich jedoch mit zunehmender Portfoliogröße ab.³⁸²

Abbildung 10:

Standardabweichung in Abhängigkeit von der Kreditportfoliogröße



In der Realität ist die Annahme unabhängiger Kreditnehmer nicht immer sinnvoll. Stehen diese beispielsweise aufgrund von Kunden-Lieferantenverhältnissen in direkter Beziehung oder reagieren ähnlich auf ein sich veränderndes Umfeld, dann kann im Fall des Ausfalls eines Kreditnehmers der Ausfall eines anderen Kreditnehmers wahrscheinlicher werden.³⁸³ Im Bankensektor ist dabei vor allem die Abhängigkeit der Unter-

³⁸² $\frac{d \sigma_v}{d N} > 0, \frac{d^2 \sigma_v}{d N^2} < 0.$

³⁸³ Angenommen, Kreditnehmer 1 ist auch Zulieferer von Kreditnehmer 2 und generiert einen Großteil seines Umsatzes mit Kreditnehmer 2. Fällt Kreditnehmer 2 aus, könnte Kreditnehmer 1 beispiels-

nehmen von makroökonomischen Rahmenbedingungen, wie zum Beispiel dem Wirtschaftswachstum, von Interesse.³⁸⁴

In diesem Fall ist die Wahrscheinlichkeit des Ausfalls eines Kreditnehmers j nicht unabhängig vom Ausfall eines zweiten Kreditnehmers i . Die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit der beiden Arrangements ist $PD_{i,j} = \Pr(D_i = 1, D_j = 1)$. Die Ausfallkorrelation $\rho_{i,j}^{Aus}$, also die Korrelation der Ausfallvariablen D_i und D_j , berechnet sich bei Kenntnis der gemeinsamen Ausfallwahrscheinlichkeit wie folgt:³⁸⁵

$$\rho_{i,j}^{Aus} = \frac{\Pr(D_i = 1, D_j = 1) - PD_i \cdot PD_j}{\sqrt{PD_i \cdot (1 - PD_i) \cdot PD_j \cdot (1 - PD_j)}} \quad (37)$$

Durch eine Berücksichtigung der paarweisen Ausfallkorrelation zwischen Kreditnehmern ändert sich die Höhe der erwarteten Verluste eines Kreditportfolios nicht. Die Höhe der Standardabweichung und damit die Höhe der unerwarteten Verluste des Kreditportfolios ist von der Ausfallkorrelation jedoch betroffen. Die Standardabweichung der Portfolioverluste ergibt sich aus:³⁸⁶

$$\sigma_v = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N EAD_i EAD_j LGD_i LGD_j \sqrt{PD_i(1 - PD_i)} \sqrt{PD_j(1 - PD_j)} \rho_{i,j}^{Aus}} \quad (38)$$

Wird angenommen, dass Kreditausfälle positiv korreliert sind, steigt die Streuung im Vergleich zur oben unterstellten Unabhängigkeit an. Im Zwei-Kreditnehmerfall lässt sich die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Kreditportfolioverluste bei Kenntnis der paarweisen Ausfallkorrelation, der jeweiligen Forderungshöhe bei Ausfall, der Verlustquoten sowie der jeweiligen Ausfallwahrscheinlichkeiten eindeutig bestimmen.³⁸⁷ In diesem Fall sind vier mögliche Ausfallszenarien vorstellbar. So könnten einerseits beide Kreditnehmer gleichzeitig ausfallen. Andererseits könnte nur jeweils ein Kreditnehmer oder aber auch keiner der beiden Kreditnehmer ausfallen. Durch Umstellen von Gleichung (37) kann die Wahrscheinlichkeit eines gemeinsamen Ausfalls $PD_{i,j}$ analytisch ermittelt werden. Basierend auf dieser gemeinsamen Ausfallwahrscheinlichkeit sind die Wahrscheinlichkeiten der verbleibenden drei Szenarien ermittelbar (vgl. Tabelle 4).

Die Kenntnis der paarweisen Ausfallkorrelationen, der Ausfallwahrscheinlichkeiten, der Verlustquoten und der Forderungsbeträge zum Ausfallzeitpunkt genügt jedoch nicht für eine eindeutige analytische Herleitung der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Portfolio-

weise aufgrund eines mit dem Ausfall verbundenen Umsatzrückgangs in eine wirtschaftliche Schieflage geraten und dadurch ebenfalls Insolvenz anmelden müssen.

³⁸⁴ Vgl. *McNeil, Frey, Embrechts* (2005), 330 f.

³⁸⁵ Vgl. *Bröker* (2000), 78.

³⁸⁶ Vgl. *Bröker* (2000), 78; *Bluhm, Overbeck, Wagner* (2003), 29 f.

³⁸⁷ Vgl. *Bröker* (2000), 82.

verluste, wenn das Kreditportfolio mehr als zwei Kreditnehmer umfasst.³⁸⁸ Hierfür ist die Kenntnis der Wahrscheinlichkeiten aller möglichen Ausfallpermutationen im Kreditportfolio erforderlich. Im Fall eines drei Kreditnehmer umfassenden Portfolios wäre also neben der Kenntnis der Ausfallwahrscheinlichkeit der einzelnen Kunden und der paarweisen Ausfallwahrscheinlichkeiten auch die Kenntnis der Wahrscheinlichkeit eines gemeinsamen Ausfalls aller drei Kreditnehmer ($PD_{1,2,3}$) erforderlich. Im N -Kreditnehmerfall sind 2^N Permutationen möglich, für die jeweils Wahrscheinlichkeiten zu bestimmen sind.³⁸⁹

Tabelle 4:

Wahrscheinlichkeitsverteilung Portfolioverluste im Zwei-Kreditnehmerfall

Szenario	Verlust	Wahrscheinlichkeit des Szenarios
beide Kreditnehmer fallen aus	$EAD_i \cdot LGD_i + EAD_j \cdot LGD_j$	$PD_{i,j} = \rho_{i,j}^{Aus} \sqrt{PD_i(1-PD_i)PD_j(1-PD_j)} + PD_i PD_j$
nur Kreditnehmer i fällt aus	$EAD_i \cdot LGD_i$	$PD_{nur i} = PD_i - PD_{i,j}$
nur Kreditnehmer j fällt aus	$EAD_j \cdot LGD_j$	$PD_{nur j} = PD_j - PD_{i,j}$
kein Ausfall	0	$PD_{kein Ausfall} = 1 - PD_{nur i} - PD_{nur j} - PD_{i,j}$

In der praktischen Anwendung ergibt sich bei dieser Vorgehensweise insbesondere ein Problem bei der Bewertung der Ausfallkorrelationen. Da ein einzelnes Unternehmen in der Regel nur einmal ausfällt, können Korrelationen nicht aus historischen Ausfällen der betrachteten Unternehmen abgeleitet werden. Aus diesem Grund werden Korrelationen häufig für Gruppen als gleichartig angenommener Unternehmen bestimmt. Alternativ werden Ausfallkorrelationen aus am Markt beobachtbaren Größen, die in einem Zusammenhang mit der Bonität eines Unternehmens stehen, abgeleitet.

Die Standardabweichung der Kreditportfolioverluste stellt nur eine mögliche Maßgröße zur Beschreibung von unerwarteten Verlusten dar. Von größerem Interesse ist im Rahmen dieser Arbeit jedoch die gesamte Verlustverteilung und daraus abgeleitete Kennzahlen. Insbesondere soll der Bedarf an ökonomischem Eigenkapital bewertet werden. Die Höhe dieses Wertes kann, wie oben dargestellt, aus Quantilen der Verlustverteilung abgeleitet werden. Im Rahmen des Kreditrisikomanagements wird der Eigenkapitalbedarf in der Regel als Differenz zwischen einem Value at Risk (oder auch Conditional Value at Risk) und dem erwarteten Verlust bestimmt. Dieser Vorgehensweise liegt die Annahme zugrunde, dass bei der Festlegung der Kreditkonditionen erwartete Verluste bereits eingepreist werden und für diese daher kein Risikodeckungskapital mehr zur Verfügung gestellt werden muss. Dieser Ansatz ist jedoch eher konservativ, da in der Regel zumindest auch die Kosten für das bereitgestellte Eigenkapital eingepreist wer-

³⁸⁸ Vgl. Bröker (2000), 404 ff.

³⁸⁹ Bröker (2000), 404 ff., weist darauf hin, dass ab einer Portfoliogröße $N = 3$ die Kenntnis der jeweiligen Ausfallwahrscheinlichkeiten und Korrelationen nicht mehr ausreicht, um die Wahrscheinlichkeitsverteilung eindeutig herzuleiten.

den. Das heißt, ein Unternehmen beziehungsweise eine Bank plant typischerweise einen Gewinn bei der Preissetzung ein. Dadurch reduziert sich der Bedarf an ökonomischem Eigenkapital.³⁹⁰

Eine wesentliche Voraussetzung für die Ableitung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs stellt die Bewertung der zugrunde liegenden Verteilungsfunktion dar. Im Folgenden werden daher Möglichkeiten vorgestellt, wie korrelierte Ausfälle modelliert werden können.

2.4.2.2 Kreditrisikobewertung im Bernoulli-Mischungsmodell – homogener Fall

Im vorangegangenen Abschnitt wurde dargestellt, dass im Falle eines hinreichend großen normierten Portfolios mit unabhängigen Ausfällen das Risiko, eine bestimmte Anzahl Ausfälle (eine bestimmte Ausfallquote) zu beobachten, durch eine Normalverteilung approximativ bewertet werden kann. In der Praxis sind Ausfälle in der Regel jedoch nicht unabhängig. Die Berücksichtigung von Abhängigkeit hat zur Folge, dass Verlustverteilungen im Kontext des Kreditrisikos eine linkssteile Form aufweisen. Darüber hinaus verfügen sie über breitere Ränder als die Normalverteilung. Da insbesondere der Eigenkapitalbedarf aus Quantilen der Verlustverteilung abgeleitet wird, kommt der Herleitung einer Kreditrisikoverteilung eine große Bedeutung zu.

Frey, McNeil (2003) unterscheiden bei Kreditportfoliorisikomodellen zwischen Latente-Variablen-Modellen, wie das in Abschnitt 2.3.3.3.4 bereits kurz erläuterte Merton-Modell oder KMV-Modell und Mischungsmodellen. Bei den auf latenten Variablen beruhenden Modellen erfolgt ein Ausfall, wenn eine bestimmte Schwelle unterschritten wird. Im Merton-Modell wird diese Ausfallsschwelle beispielsweise unterschritten, wenn der Unternehmenswert unter den Wert der Verbindlichkeiten an einem bestimmten Stichtag fällt. Abhängigkeiten der Ausfälle werden in diesem Fall auf Abhängigkeiten der latenten Variablen zurückgeführt. Bei der Klasse der Mischungsmodelle wird angenommen, dass die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Unternehmens neben individuellen Ursachen (spezifische Risiken) auch von systematischen Faktoren beeinflusst wird. Letztere können Branchen oder auch länderspezifische Ausprägungen ökonomischer Größen, wie das Wirtschaftswachstum, sein. Gegeben dieser Faktoren wird der Ausfall der Kreditnehmer als bedingt unabhängig angenommen. Praktische Anwendung findet diese Modellklasse beispielsweise im Industriemodell CreditRisk.³⁹¹

In den Latente-Variablen-Modellen kann die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit mehrerer Kreditnehmer aus der gemeinsamen Entwicklung der einzelnen Bonitätsvariablen B_i abgeleitet werden. Liegt eine Bonitätsvariable zu einem definierten Zeitpunkt unterhalb eines Schwellenwertes c_i , wird der entsprechende Kredit als ausgefallen definiert. Entspricht, wie im Merton-Modell, die Ausprägung der Bonitätsvariable zum Zeit-

³⁹⁰ Vgl. *Deutsche Bundesbank* (2007), 61.

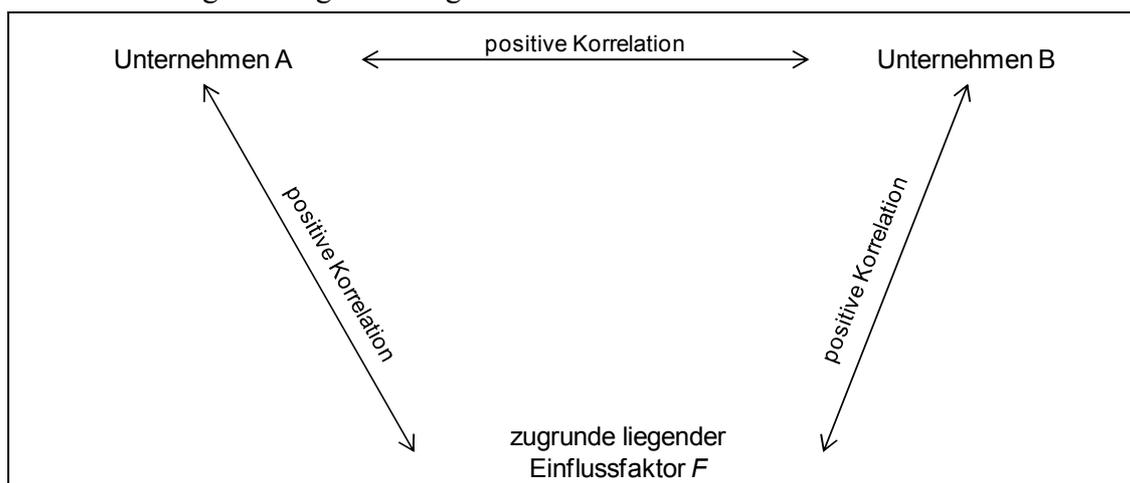
³⁹¹ Vgl. *Frey, McNeil* (2003), 60 f.

punkt T dem Unternehmenswert UW_T eines Kreditnehmers, wird ein Ausfall beobachtet, wenn dieser kleiner als der Wert des Fremdkapitals FV_T zu diesem Zeitpunkt ist. Die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit verschiedener Kreditnehmer wird in diesem Fall durch die multi-dimensionale geometrische Brownsche Bewegung determiniert, die der Entwicklung der Unternehmenswerte zugrunde liegt. Im Zwei-Kreditnehmerfall tritt der gemeinsame Ausfall also dann ein, wenn beide Unternehmenswerte unter den jeweiligen Wert des Fremdkapitals fallen. Bezeichnet $\rho_{i,j}^{Asset}$ die paarweise Asset-Korrelation beziehungsweise Bonitätskorrelation, also die Korrelation zwischen den Bonitätsvariablen i und j , lässt sich die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit aus der bivariaten Standardnormalverteilung $\Phi_{\rho_{i=1,j=2}^{Asset}}^{Biv}$ ableiten:³⁹²

$$PD_{1,2} = \Phi_{\rho_{i=1,j=2}^{Asset}}^{Biv} \left(\frac{\ln\left(\frac{FV_{1,T}}{UW_{1,t_0}}\right) - \left(\mu_1 - \frac{1}{2}\sigma_1^2\right) \cdot (T - t_0)}{\sigma_1 \sqrt{T - t_0}}; \frac{\ln\left(\frac{FV_{2,T}}{UW_{2,t_0}}\right) - \left(\mu_2 - \frac{1}{2}\sigma_2^2\right) \cdot (T - t_0)}{\sigma_2 \sqrt{T - t_0}} \right) \quad (39)$$

Die Korrelation zweier Ausfallvariablen (Ausfallkorrelation) kann bei Kenntnis der gemeinsamen Ausfallwahrscheinlichkeit entsprechend Gleichung (37) bestimmt werden. Im mehrdimensionalen Fall wird die Wahrscheinlichkeit mehrerer simultaner Kreditausfälle aus der Verteilungsfunktion einer N -dimensionalen Standardnormalverteilung mit der Korrelationsmatrix Σ^{Asset} abgeleitet. Werden homogene Portfolios beziehungsweise homogene Subportfolios (Ratingklassen) betrachtet, wird die paarweise Ausfallkorrelation zwischen zwei Unternehmen für $i \neq j$ $\rho_{i,j}^{Aus} = \rho^{Aus}$ als identisch angenommen.³⁹³

Abbildung 11:
Korrelation aufgrund zugrunde liegender Faktoren³⁹⁴



³⁹² Vgl. Albrecht (2005), 64.

³⁹³ Vgl. Martin, Reitz, Wehn (2006), 131 f.; Cremers, Walzner (2009), 23.

³⁹⁴ Vgl. Bluhm, Overbeck, Wagner (2003), 42.

Wird nun unterstellt, dass die Entwicklung einer Bonitätsvariable B_i durch makroökonomische Faktoren F beeinflusst wird, kann die Abhängigkeit zweier Bonitätsvariablen auf diese Faktoren zurückgeführt werden (vgl. Abbildung 11). Im Ein-Faktor-Modell (auch als Vasicek-Modell bezeichnet), also im Falle, dass nur ein Marktfaktor in die Modellierung einbezogen wird, kann die Bonitätsvariable B_i in Abhängigkeit eines als standardnormalverteilt angenommenen systematischen Risikofaktors $F \sim \Phi(\cdot)$ und eines ebenfalls als standardnormalverteilt angenommenen unternehmensspezifischen Risikofaktors $U_i \sim \Phi(\cdot)$ beschrieben werden:

$$B_i = \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} F + \sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}} U_i \quad (40)$$

Das Gewicht, mit welcher der systematische Risikofaktor die Bonitätsvariable beeinflusst, ergibt sich aus der Bonitätskorrelation ρ_{Probit}^{Asset} zweier Variablen B_i und B_j ($B_i \neq B_j$). Der systematische und der unsystematische Risikofaktor sind dabei paarweise unabhängig.³⁹⁵ Der Ausfall eines Schuldners i tritt in diesem Modell dann ein, wenn die Bonitätsvariable B_i eine bestimmte Schwelle c_i unterschreitet. Kann die Ausfallwahrscheinlichkeit eines Kreditnehmers aus Marktdaten oder historischen Daten abgeleitet werden, entspricht die Ausfallschwelle dem inversen Wert der Standardnormalverteilung an der Stelle PD_i $c_i = \Phi^{-1}(PD_i)$. Im homogenen Portfolio entspricht PD_i der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit PD . Die auf die Realisation f des systematischen Risikofaktors F bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit des Kreditnehmers $\tilde{\pi}(F = f) = \pi$ ist:³⁹⁶

$$\begin{aligned} B_i &= \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} F + \sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}} U_i \leq c_i \\ \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} F + \sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}} U_i &\leq \Phi^{-1}(PD) \\ U_i &\leq \frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} F}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \quad (41) \\ \rightarrow \tilde{\pi}(F = f) = \pi &= \Pr \left(U_i \leq \frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} F}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \mid F = f \right) = \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} f}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \end{aligned}$$

Damit nimmt die Ausfallvariable D_i den Wert eins an, wenn $B_i \leq c_i = \Phi^{-1}(PD)$. Werden homogene Portfolios beziehungsweise homogene Subportfolios (Ratingklassen) betrachtet, so ist die Reihenfolge der Ausfallvariablen D_i austauschbar. Wird die realisierte Anzahl ausgefallener Kredite zum Zeitpunkt T mit h , wobei $h \leq N$, bezeichnet, bedeutet die Austauschbarkeit, dass der Vektor (D_1, D_2, \dots, D_h) für jede Zusammensetzung die selbe Verteilung aufweist.³⁹⁷

³⁹⁵ Vgl. Cremers, Walzner (2009), 23 f.

³⁹⁶ Vgl. Bank (2008), 384 ff.

³⁹⁷ Vgl. Cremers, Walzner (2009), 22.

Unter der Bedingung, dass der Risikofaktor F die Realisation f aufweist, können die Ausfälle im Portfolio als bedingt unabhängig angenommen werden. Wird ein normiertes und homogenes Portfolio unterstellt, kann die Verlustverteilung durch die Verteilung der Ausfälle und daher durch eine Binomialverteilung beschrieben werden. Das heißt, der Verlust V entspricht in diesem Fall der realisierten Anzahl Ausfälle $H = h$:³⁹⁸

$$\Pr[V = h] = \binom{N}{h} \int_{-\infty}^{\infty} \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} f}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \right]^h \cdot \left[1 - \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} f}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \right]^{N-h} \phi(f) df \quad (42)$$

Hier bezeichnet ϕ die Dichtefunktion der Standardnormalverteilung. Die Verlustverteilung kann also als eine Mischung von Binomialverteilungen aufgefasst werden, wobei die Mischung über die Wahrscheinlichkeiten $\pi(F)$ erfolgt. Als mischende Verteilung dient hier eine Standardnormalverteilung $\phi(f)$. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote AQ eines Portfolios kann aus Gleichung (42) abgeleitet werden:

$$\Pr \left(AQ = \frac{h}{N} \right) = \Pr(V = h) = \Pr(H = h) \quad (43)$$

Das hier beschriebene Faktor-Modell kann also auch in einer Form dargestellt werden, in welcher der zugrunde liegende Faktor nicht explizit spezifiziert werden muss, sondern die Ausfallwahrscheinlichkeit selbst durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung modelliert wird. Dieses Prinzip bildet die Basis der Bernoulli-Mischungsmodelle.³⁹⁹ In der Praxis kommen drei mischende Verteilungstypen zur Anwendung. Hierbei handelt es sich um die Betaverteilung, die Probit- und die Logit-Normalverteilung. Wird angenommen, dass die Ausfallwahrscheinlichkeit durch eine stochastische Zufallsvariable $\tilde{\pi}$ beschrieben wird, welche die Ausprägungen π annehmen kann, können aus der $\tilde{\pi}$ zugrunde liegenden Verteilung zufällig Werte für die Ausfallwahrscheinlichkeiten gezogen werden.

- Bei der Betaverteilung wird unterstellt, dass $\tilde{\pi} \sim Beta(\alpha, \beta)$ mit $\alpha > 0$ und $\beta > 0$ verteilt ist. Die Betaverteilung hat die Dichtefunktion:

$$f(\pi) = \frac{\pi^{\alpha-1} \cdot (1-\pi)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad \text{wobei } B(\alpha, \beta) \text{ die Betafunktion bezeichnet.}$$

- Bei der Probit-Normalverteilung wird angenommen, dass $\tilde{\pi} = \Phi(\mu + \sigma F)$ mit standardnormalverteilt Faktor $F \sim \Phi(\cdot)$ ist. Der Parameter μ ist ein Element der reellen Zahlen $\mu \in \mathbb{R}$ und $\sigma > 0$.
- Bei der Logit-Normalverteilung wird die auf $F \sim \Phi(\cdot)$ bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit durch $\tilde{\pi} = \Psi(\mu + \sigma F)$ bestimmt. Auch hier ist $\mu \in \mathbb{R}$ und $\sigma > 0$.

³⁹⁸ Vgl. Cremers, Walzner (2009), 26; Höse, Huschens (2003), 145.

³⁹⁹ Vgl. Albrecht (2005), 43.

Die Funktion $\Psi(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ ist die Verteilungsfunktion der Logitverteilung.⁴⁰⁰

Bei dem oben beschriebenen Ein-Faktor-Modell wird die Ausfallwahrscheinlichkeit bei spielsweise durch eine Probit-Normalverteilung mit den Parametern $\mu = \frac{\Phi^{-1}(PD)}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}}$ und

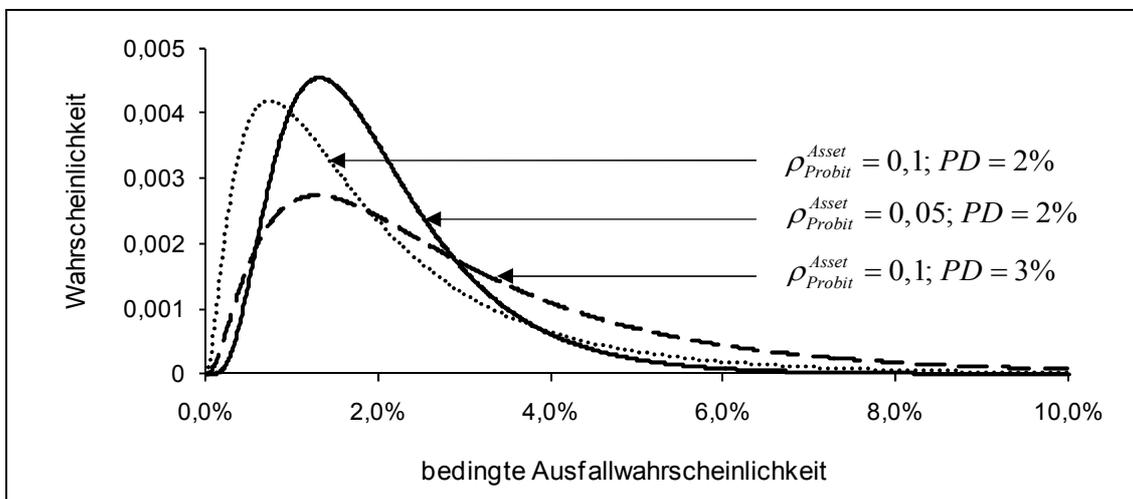
$\sigma^2 = \frac{\rho_{Probit}^{Asset}}{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}$ modelliert.⁴⁰¹ In diesem Modell wird die Verteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit $\tilde{\pi} = \Phi(\mu + \sigma F)$ also durch die durchschnittliche Ausfallwahrscheinlichkeit PD und die Asset- beziehungsweise Bonitätskorrelation ρ_{Probit}^{Asset} bestimmt. Abbildung 12 veranschaulicht drei mögliche Ausprägungen in Abhängigkeit von PD und ρ_{Probit}^{Asset} . Die zugrunde liegende Wahrscheinlichkeitsverteilung ist:⁴⁰²

$$F_{\tilde{\pi}}(\pi) = \Phi\left(\frac{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}} \Phi^{-1}(\pi) - \Phi^{-1}(PD)}{\sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}}}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}} \Phi^{-1}(\pi)}{\sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}}}\right) \quad (44)$$

diese entspricht der kumulierten Verteilungsfunktion des Anteils der Kreditverluste im Verhältnis zum gesamten Kreditexposure in einem sehr großen Portfolio.⁴⁰³

Abbildung 12:

Verteilung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit im Ein-Faktor-Modell



Wird die Verteilung der mischenden Variable mit $F_{\tilde{\pi}}(\pi)$ bezeichnet, kann bedingt auf $\tilde{\pi} = \pi$ die Wahrscheinlichkeit eine bestimmte Anzahl Ausfälle $H = h$ zu beobachten, durch:

⁴⁰⁰ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 354.

⁴⁰¹ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 361.

⁴⁰² Vgl. Höse (2007), 52.

⁴⁰³ Vgl. Vasicek (2002), 160.

$$\Pr(H = h) = \binom{N}{h} \int_0^1 \pi^h \cdot (1 - \pi)^{N-h} dF_{\tilde{\pi}}(\pi) \quad (45)$$

bestimmt werden.⁴⁰⁴

Wird in Gleichung (41) ein bestimmtes Quantil α der dem externen Faktor zugrunde liegenden Verteilung betrachtet, ist die auf diese Ausprägung bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit:

$$\tilde{\pi}(\alpha) = \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} \Phi^{-1}(\alpha)}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) = \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) + \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} \Phi^{-1}(1 - \alpha)}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \quad (46)$$

Soll für einen Kreditnehmer mit $LGD = 1$ und $EAD = 1$, basierend auf dieser Gleichung, Eigenkapital unterlegt werden, ist die Ausprägung des externen Faktors von Interesse, bei der nur noch mit einer Restwahrscheinlichkeit α mit einer noch schlechteren Realisation dieses Faktors zu rechnen ist. Wird beispielsweise $\alpha = 0,1\%$ gesetzt, ist die auf dieser Ausprägung bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmbar, die mit einer Wahrscheinlichkeit von 99,9% nicht überschritten wird. Wenn nun die Annahme $LGD = 1$ und $EAD = 1$ aufgegeben und zusätzlich angenommen wird, dass ein sehr großes Kreditportfolio vorliegt, in dem das Volumen jedes einzelnen Kredites im Verhältnis zum gesamten Kreditvolumen sehr gering ist, sich also unternehmensspezifische Risiken nahezu vollständig diversifizieren lassen,⁴⁰⁵ kann der ökonomische Eigenkapitalbedarf EK_i eines Kredites i bestimmt werden durch:

$$EK_i = EAD_i \cdot LGD_i \cdot \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD_i) + \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} \Phi^{-1}(1 - \alpha)}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) - PD_i \right] \quad (47)$$

Diese Formel bildet die Grundlage zur Berechnung des regulatorischen Eigenkapitalbedarfs für Kredite an Unternehmen, Banken und Staaten nach Basel II. In den Vorschriften des Baseler Ausschusses wird Gleichung (47) noch mit einem Faktor multipliziert, um unter anderem eine Restlaufzeitanpassung vorzunehmen. Die Berechnung der Asset-Korrelation erfolgt in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße und der Ausfallwahrscheinlichkeit PD_i .⁴⁰⁶ Die Probit-Normalverteilung als mischende Verteilung im Bernoulli-Mischungsmodell findet damit eine breite Anwendung in der Bankenpraxis.

Die Varianz der Probitverteilung berechnet sich durch:⁴⁰⁷

⁴⁰⁴ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 354.

⁴⁰⁵ Vgl. Albrecht (2005), 102.

⁴⁰⁶ Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2005), RN 272 und RN 273.

⁴⁰⁷ Vgl. Höse (2007), 52.

$$\sigma_{Probit}^2 = \Phi_{\rho_{Probit}^{Asset}}^{Biv} \left(\Phi^{-1}(PD), \Phi^{-1}(PD) \right) - PD^2 \quad (48)$$

Die Varianz der mischenden Verteilung bestimmt die Kovarianz der Ausfallvariablen zweier Kreditnehmer:⁴⁰⁸

$$Cov(D_i, D_j) = PD_{1,2} - PD^2 = \sigma_{Probit}^2 \quad (49)$$

Die für alle Kreditnehmer paarweise als identisch angenommene Ausfallkorrelation im Probit-Normalmodell berechnet sich damit entsprechend Gleichung (37) durch:⁴⁰⁹

$$\rho_{Probit}^{Aus} = \frac{\Phi_{\rho_{Probit}^{Asset}}^{Biv} \left(\Phi^{-1}(PD), \Phi^{-1}(PD) \right) - PD^2}{PD(1-PD)} \quad (50)$$

Bei einer Assetkorrelation in Höhe von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,1$ und einer durchschnittlichen Ausfallwahrscheinlichkeit in Höhe von $PD = 2\%$ ergibt sich beispielsweise eine paarweise Ausfallkorrelation der Kreditnehmer einer Ratingklasse in Höhe von $\rho_{Probit}^{Aus} = 0,0145$.

Während die Probit-Normalverteilung aufgrund ihrer Nutzung im Rahmen von Basel II eine weite Verbreitung findet, weist die Betaverteilung den Vorteil auf, dass die Wahrscheinlichkeit, eine bestimmte Anzahl Ausfälle zu beobachten, explizit berechnet werden kann und nicht wie bei der Probit- oder Logit-Normalverteilung durch die numerische Lösung von Gleichung (45) bestimmt werden muss:⁴¹⁰

$$\Pr(H = h) = \binom{N}{h} \frac{B(\alpha + h, \beta + N - h)}{B(\alpha, \beta)} \quad (51)$$

Auch kann der Erwartungswert PD und die Varianz der Betaverteilung σ_{Beta}^2 explizit berechnet werden. Da die Varianz der mischenden Verteilung die Kovarianz der Ausfallvariablen zweier Kreditnehmer bestimmt,⁴¹¹ kann auch die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit und damit die Ausfallkorrelation ermittelt werden:⁴¹²

$$PD = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$$

$$\sigma_{Beta}^2 = Cov(D_i, D_j) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)} \quad (52)$$

⁴⁰⁸ Vgl. *Joe* (1997), 211.

⁴⁰⁹ Vgl. *Rösch* (2004), 7.

⁴¹⁰ Vgl. *McNeil, Frey, Embrechts* (2005), 355.

⁴¹¹ Vgl. *Joe* (1997), 211.

⁴¹² Vgl. *Vose* (2008), 601.

Im homogenen Portfolio mit $PD_i = PD_j$ kann die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit zweier Kreditnehmer berechnet werden:

$$\begin{aligned}
 \text{Cov}(D_i, D_j) &= PD_{1,2} - PD^2 \\
 \rightarrow PD_{1,2} &= \text{Cov}(D_i, D_j) + PD^2 \\
 &= \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)} + (PD)^2 = PD \cdot \frac{\beta}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)} + (PD)^2 \\
 &= PD \cdot \left(\frac{\beta}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)} + \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \right) = PD \cdot \left(\frac{\alpha^2 + \alpha\beta + \alpha + \beta}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)} \right) \\
 &= PD \cdot \left(\frac{(\alpha + \beta)(1 + \alpha)}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)} \right) = PD \cdot \left(\frac{1 + \alpha}{\alpha + \beta + 1} \right)
 \end{aligned} \tag{53}$$

Die für alle Kreditnehmer paarweise als identisch angenommene Ausfallkorrelation $\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}}$ ist entsprechend Gleichung (37):

$$\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}} = \frac{PD_{1,2} - PD^2}{\sqrt{\text{Var}(D_i)\text{Var}(D_j)}} = \frac{\text{Cov}(D_i, D_j)}{\sqrt{\text{Var}(D_i)\text{Var}(D_j)}} = \frac{\sigma_{\text{Beta}}^2}{PD(1 - PD)} \tag{54}$$

Durch Einsetzen von (52) in (54) und Vereinfachen, wird die Ausfallkorrelation berechnet:

$$\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}} = \frac{\sigma_{\text{Beta}}^2}{PD(1 - PD)} = \frac{\frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)}}{\frac{\alpha}{\alpha + \beta} \left(1 - \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \right)} = \frac{\frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)}}{\frac{\alpha^2 + \alpha\beta - \alpha^2}{(\alpha + \beta)^2}} = \frac{1}{\alpha + \beta + 1} \tag{55}$$

Damit können die Parameter der Betaverteilung in Abhängigkeit von der Ausfallkorrelation $\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}}$ und der Ausfallwahrscheinlichkeit PD bestimmt werden:

$$\alpha = \frac{PD(1 - \rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}})}{\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}}} \quad \text{und} \quad \beta = \frac{(1 - PD)(1 - \rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}})}{\rho_{\text{Beta}}^{\text{Aus}}} \tag{56}$$

Als ein weiterer Vorteil der Betaverteilung wird genannt, dass die Parameter dieser Verteilung verhältnismäßig einfach durch Maximum-Likelihood-Schätzer bestimmt werden können.⁴¹³

⁴¹³ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 376.

2.4.2.3 Kreditrisikobewertung im Bernoulli-Mischungsmodell – inhomogener Fall

Im Falle eines inhomogenen Portfolios mit homogenen Subportfolios (Ratingklassen) können Bernoulli-Mischungsmodelle wie folgt modelliert werden. Es sei angenommen, dass die Bernoulli-verteilte Ausfallvariable D_{ti}^r eines Kreditnehmers i ($i = 1, 2, \dots, N_t^r$), welcher einer Ratingklasse r ($r = 1, 2, \dots, R$) zugeordnet ist, in der Periode t ($t = 1, 2, \dots, T$) den Wert eins annimmt, wenn dieser ausfällt und sonst null sei. Für eine Ratingklasse r wird unterstellt, dass die ihr zugeordneten Kreditnehmer über eine identische Bonität verfügen. Die einzelnen Ratingklassen unterscheiden sich jedoch hinsichtlich ihrer Durchschnittsbonität voneinander. Die durchschnittliche Bonität aller Kreditnehmer einer Ratingklasse r in Periode t wird durch die Zufallsvariable $\tilde{\pi}_t^r$ (stochastische Ausfallwahrscheinlichkeit der Ratingklasse mit dem Erwartungswert $PD_t^r = E(\tilde{\pi}_t^r)$) beschrieben. Beliebige Realisationen der Matrix aller stochastischen Ausfallwahrscheinlichkeiten $\{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr}$ seien durch $\{\pi_t^r\}_{tr}$ mit $t = 1, \dots, T$, $r = 1, \dots, R$, $\tilde{\pi}_t^r \in (0,1)$ und $\pi_t^r \in (0,1)$ bezeichnet. Gegeben einer bestimmten Realisation $\{\pi_t^r\}_{tr}$ der stochastischen Ausfallwahrscheinlichkeiten, wird in Periode t (bedingte) Unabhängigkeit zwischen den Ausfallvariablen D_{ti}^r angenommen. Die Ausfallvariablen der einzelnen Kreditnehmer können damit wieder durch stochastisch unabhängige Bernoulliverteilungen beschrieben werden:⁴¹⁴

$$D_{ti}^r \mid \{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr} = \{\pi_t^r\}_{tr} \stackrel{\text{unabhängig}}{\sim} \text{Bin}(1; \pi_t^r), \quad i = 1, 2, \dots, N_t^r, \quad r = 1, 2, \dots, R, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (57)$$

Die Anzahl der Ausfälle D_t des gesamten Portfolios am Ende einer Periode t ergibt sich aus der Summe der Ausfallvariablen D_{ti}^r :

$$D_t := \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{N_t^r} D_{ti}^r \quad (58)$$

wobei N_t^r die Anzahl der einer Ratingklasse r zugeordneten Kreditnehmer zum Zeitpunkt t bezeichnet. Die bedingten Verteilungen der Ausfallvariablen D_{ti}^r in den einzelnen Ratingklassen sind damit binomialverteilt:⁴¹⁵

$$D_{ti}^r \mid \{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr} = \{\pi_t^r\}_{tr} \sim \text{Bin}(N_t^r; \pi_t^r), \quad r = 1, 2, \dots, R, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (59)$$

Die Realisationen $\{\pi_t^r\}_{tr}$ stellen zufällige Ausprägungen von $\{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr}$ dar. Im Bernoulli-Mischungsmodell ist daher eine Annahme hinsichtlich der $\{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr}$ zugrunde liegenden Verteilung $F_{\{\tilde{\pi}_t^r\}_{tr}}(\{\pi_t^r\}_{tr})$ zu treffen. Diese Verteilung ist im Mehrratingklassenfall eine multivariate Verteilung mit univariaten Randverteilungen $F_{\tilde{\pi}_t^r}(\pi_t^r)$. Die Abhängigkeit der Kreditnehmer einer Ratingklasse spiegelt sich in der univariaten Randverteilung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit wider. Im oben beschriebenen Probit-Modell ist

⁴¹⁴ Vgl. Höse (2007), 39.

⁴¹⁵ Vgl. Höse (2007), 42.

die Bonitätskorrelation zum Beispiel ρ_{Probit}^{Asset} . In den einzelnen Ratingklassen sei sie im Folgenden als $\rho_{Probit}^{r,Asset}$ bezeichnet.

Neben den Korrelationen zwischen den Kreditnehmern in den Ratingklassen bestehen auch Abhängigkeiten ∂^{qw} zwischen den Ausfallwahrscheinlichkeiten der Ratingklassen q und w ($q = 1, \dots, R, w = 1, \dots, R$). Hier werden diese Abhängigkeiten zwischen den Ratingklassen durch eine Gauß-Copula berücksichtigt.⁴¹⁶ Die Copula wird also genutzt, um die univariaten Verteilungen der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeiten $F_{\tilde{\pi}_t^r}(\pi_t^r)$ zu einer multivariaten Verteilung zu verbinden. Die multivariate Gauß-Copula ist wie folgt definiert:

$$C_K^G(\mathbf{u}) = \Phi_{\mathbf{K}}\left(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n)\right) \quad (60)$$

wobei $\Phi_{\mathbf{K}}(\cdot)$ eine multivariate Standardnormalverteilung mit einer symmetrischen, positiv definiten und zeitinvarianten Korrelationsmatrix \mathbf{K} , deren Diagonalelemente $diag(\mathbf{K}) = 1$ und deren Nichtdiagonalelemente ∂^{qw} sind, beschreibt. Φ^{-1} ist die Inverse der univariaten Standardnormalverteilung. Die multivariate Verteilung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit ist:⁴¹⁷

$$F_{\{\tilde{\pi}_t^r\}}(\pi_t^1, \pi_t^2, \dots, \pi_t^R) = \Phi_{\mathbf{K}}\left(\Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^1}(\pi_t^1)\right), \Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^2}(\pi_t^2)\right), \dots, \Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^R}(\pi_t^R)\right)\right) \quad (61)$$

Es wird zur Modellierung des Kreditausfallverhaltens im Folgenden auf die vorgestellten Bernoulli-Mischungsmodelle zurückgegriffen werden. Als wesentlichen Vorteil der Bernoulli-Mischungsmodelle nennen Frey, McNeil (2003) die einfache Modellierbarkeit im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation, die gute Eignung dieser Modelle für eine statistische Parametrisierung und die Eigenschaften dieser Modelle bei großen Portfolios.⁴¹⁸ McNeil, Frey, Embrechts (2005) sehen in den Mischungsmodellen den aus praktischer Sicht geeignetsten Ansatz zur Bewertung von Kreditportfoliorisiken.⁴¹⁹ Entscheidend für die Wahl der Nutzung austauschbarer Mischungsmodelle, also dem Verzicht auf eine direkte Modellierung der externen Faktoren, liegt in der Datenverfügbarkeit begründet. Die in Abschnitt 3 beschriebenen Untersuchungen benötigen zur Bewertung des Forderungsausfallrisikos nur historische Ausfallerfahrungen. Das heißt, insofern ein Unternehmen über Ausfalldaten verfügt, kann, basierend auf diesen, eine Risikobewertung erfolgen. Ein Nachteil dieser Vorgehensweise besteht darin, dass bei der Schätzung

⁴¹⁶ Die Gauß-Copula wird hier gewählt, da in den Abschnitten 3.4 und 3.5 Schätzer genutzt werden, die auf dieser beruhen. Grundsätzlich könnten in der Praxis alternative Copulas besser geeignet sein, um das Kreditrisiko zu modellieren. Eine Untersuchung von *Hamerle, Rösch* (2005a) deutet darauf hin, dass durch die Wahl der Copula die Verlustverteilung des Kreditportfolios nur unwesentlich beeinflusst wird. *Frey, McNeil, Nyfeler* (2001) kommen in einer Untersuchung allerdings zu dem Ergebnis, dass sich insbesondere die hohen Quantile des Kreditrisikos in Abhängigkeit von der gewählten Copula deutlich unterscheiden können.

⁴¹⁷ Vgl. beispielsweise *Cherubini, Luciano, Vecchiato* (2004), 147; *Frey, McNeil* (2003), 87 ff.

⁴¹⁸ Vgl. *Frey, McNeil* (2003), 60.

⁴¹⁹ Vgl. *McNeil, Frey, Embrechts* (2005), 328.

Annahmen hinsichtlich der Invarianz der zugrunde liegenden Parameter getroffen werden müssen. Diese können insofern problematisch sein, da bei der Ratingeinstufung der Kreditnehmer möglicherweise schon Erwartungen der wirtschaftlichen Rahmenbedingungen im Prognosezeitraum berücksichtigt werden. Das heißt, wird ein schlechtes wirtschaftliches Umfeld erwartet, ist die Bonitätsbewertung der Kreditnehmer im Mittel möglicherweise bereits schlechter. Eine solche Einbeziehung der Erwartungen der wirtschaftlichen Rahmenbedingungen führt tendenziell dazu, dass die erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeiten einer Ratingklasse im Zeitverlauf tatsächlich als invariant angenommen werden können. Unterscheiden sich Ratingklassen beispielsweise hinsichtlich ihres Branchenmixes, könnte die Annahme einer konstanten Korrelation jedoch problematisch sein. Wird beispielsweise in Erwartung eines sich verschlechternden wirtschaftlichen Umfeldes die Bonität aller Kreditnehmer gleichermaßen herabgestuft und rutschen dadurch alle in eine schlechtere Ratingklasse, kann es sein, dass die Korrelation in einer Ratingklasse im Zeitverlauf variiert. Bei der Risikobewertung ergeben sich also Modellrisiken, die dem Entscheider bewusst sein sollten. Im folgenden Abschnitt werden solche Modellrisiken näher betrachtet.

3 Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung

3.1 Bewertung von Modellrisiken

3.1.1 Verwendung von Konfidenzintervallen

Die korrekte Bewertung von Risiken anhand der im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Mischungsmodelle setzt voraus, dass diese Modelle korrekt parametrisiert werden können und dass sie den tatsächlich zugrunde liegenden stochastischen Prozess auch beschreiben. Werden ungeeignete Modelle genutzt oder werden geeignete Modelle falsch parametrisiert, erfolgt eine fehlerhafte Einschätzung des Risikoumfangs. Das kann zur Folge haben, dass ungeeignete Risikomanagementmaßnahmen ergriffen werden. Insbesondere kann das zur Risikodeckung erforderliche Eigenkapital falsch eingeschätzt werden. Jorion (1996) weist auf dieses Problem im Zusammenhang mit Marktrisiken hin. Demnach kann ein Value at Risk nicht als ein unumstößlicher Wert betrachtet werden, da seine Berechnung auf Annahmen und Schätzungen beruht. Das heißt, dass der Value at Risk durch Modellrisiken beeinflusst wird. Jorion (1996) schlägt daher vor, für den Value at Risk selber ein Konfidenzband anzugeben, um das Modellrisiko abzubilden.⁴²⁰

Es kann zwischen zwei Typen von Modellrisiken unterschieden werden. Einerseits besteht die Gefahr, dass ein Modell fehlerhaft oder falsch spezifiziert ist. Das heißt, dass zum Beispiel die dem Modell zugrunde gelegten stochastischen Prozesse nicht den realen Prozessen entsprechen. Im Bernoulli-Mischungsmodell bedeutet das beispielsweise, dass die als mischende Verteilung gewählte theoretische Verteilung eventuell nicht der Verteilung der Ausfallwahrscheinlichkeit einer Ratingklasse entspricht. Auch kann die unterstellte Konstanz der Risikoparameter ein Modellrisiko sein. Andererseits sind die einem Risikomodell zugrunde liegenden Parameter in der Regel nicht bekannt und müssen daher geschätzt werden. Auch hierdurch ergeben sich Quellen für Modellrisiken. So können falsche Methoden oder fehlerhafte Daten zur Parameterschätzung genutzt werden. Ein weiteres Problem ergibt sich aus der Schätzunsicherheit.⁴²¹ Erfolgt die Schätzung beispielsweise auf Basis historischer Beobachtungen, ist zu berücksichtigen, dass diese auch nur zufällige Realisationen der zu bewertenden Risikoverteilungen darstellen. Damit besteht die Gefahr, dass ein Risikomodell falsch parametrisiert wird, weil in der Vergangenheit zufällig „untypische“ Realisationen beobachtet wurden oder außergewöhnliche Ereignisse noch nicht aufgetreten sind. Die Parameterschätzung stellt damit selber einen Unsicherheitsfaktor dar, der bei der Risikobewertung Berücksichtigung finden sollte.⁴²² Das heißt, dass gegebenenfalls ökonomisches Eigenkapital dafür zur Verfügung gestellt werden muss, dass in der Vergangenheit zufällig eher positive Reali-

⁴²⁰ Vgl. Jorion (1996), 47 ff.

⁴²¹ Vgl. Sibbertsen, Stahl, Luedtke (2008), 65 ff.; Tarashev, Zhu (2008), 129 ff. Vgl. auch Crouhy, Galai, Mark (1998), 273 ff., für eine Auflistung verschiedener Modellrisiken.

⁴²² Vgl. Gleißner, Romeike (2008), 8.

sationen der zu parametrisierenden Risikoverteilungen beobachtet wurden. Hier soll im Folgenden der Fokus auf solchen Parameterunsicherheiten (Metarisiken, Schätzunsicherheiten) liegen.

Eine Möglichkeit zur Bewertung von Schätzunsicherheit stellt die Verwendung von Konfidenzintervallen oder Regionen dar. So wird insbesondere hinsichtlich der Ausfallwahrscheinlichkeit im Kreditrisikomanagement diskutiert, die mit ihrer Schätzung verbundene Unsicherheit beispielsweise durch Wald-, Agresti-Coull- oder Jeffrey-Intervalle aber auch auf Bootstrapping basierende Intervalle zu beschreiben.⁴²³ Diese sollen im Folgenden kurz dargestellt werden.^{424,425}

Bei unabhängigen Ausfallereignissen mit identischer (aber unbekannter) Erfolgswahrscheinlichkeit PD stellt die historische Ausfallquote AQ einer Ratingklasse einen erwartungstreuen Schätzer für die Ausfallwahrscheinlichkeit $\widetilde{PD} = AQ$ dar. Diese berechnet sich als Quotient der innerhalb einer historischen Periode erfolgten Ausfälle H_{his} und der Gesamtzahl der Kunden N_{his} , denen in dieser Periode ein Zahlungsziel gewährt wurde:⁴²⁶

$$\widetilde{PD} = AQ = \frac{\text{Anzahl Ausfälle}}{\text{Gesamtzahl Kunden}} = \frac{H_{his}}{N_{his}} \quad (62)$$

Diese Schätzung weist allerdings einen Stichprobencharakter auf. Das heißt, in Abhängigkeit vom Beobachtungszeitraum, auf dessen Grundlage die Schätzung erfolgt, können unterschiedliche Parameterwerte ermittelt werden. Diese der Schätzung innewohnende Unsicherheit kann durch Konfidenzintervalle zum Ausdruck gebracht werden. Ein Konfidenzintervall beschreibt dabei das Intervall, welches den tatsächlichen aber unbekanntem Wert PD mit einer Wahrscheinlichkeit $1 - \alpha$ abdeckt, wobei α das Konfidenzniveau vorgibt (zum Beispiel 5%).⁴²⁷

Eines der bekanntesten Intervalle zur Beschreibung der Ausfallwahrscheinlichkeit (beziehungsweise allgemeiner der Binomialkomponente) stellt das Wald-Konfidenzintervall KI_W dar:

$$KI_W = \widetilde{PD} \pm c \sqrt{\frac{\widetilde{PD}(1 - \widetilde{PD})}{N}} \quad (63)$$

⁴²³ Vgl. *Christensen, Hansen, Lando* (2004); *Hanson, Schuermann* (2006); *Lawrenz* (2008); *Pluto, Tasche* (2005); *Stein* (2003); *Trück, Rachev* (2005).

⁴²⁴ Darüber hinaus existieren weitere Intervalle (zum Beispiel das Wilson-Intervall), auf die hier jedoch nicht näher eingegangen werden soll.

⁴²⁵ Die folgenden Ausführungen werden zum Teil bereits bei *Dannenberg* (2007c) dargestellt.

⁴²⁶ Vgl. *Hamerle, Rösch* (2005b), 538; *Hanson, Schuermann* (2006), 2284; *Höse, Huschens* (2003), 144; *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 447.

⁴²⁷ Vgl. *Hanson, Schuermann* (2006), 2285.

wobei c das $1-\alpha/2$ Quantil der Standardnormalverteilung beschreibt.⁴²⁸ Die Abdeckwahrscheinlichkeit des Wald-Konfidenzintervalls, also die Wahrscheinlichkeit, dass das Intervall den tatsächlichen Wert des Parameters enthält, ist besonders bei wenigen Beobachtungen N in den Randbereichen, also für $PD \rightarrow 0$ bzw. $PD \rightarrow 1$, gering.⁴²⁹ Zur Schätzung von Intervallen, bei denen nur wenige Beobachtungen zur Verfügung stehen, schlagen Agresti, Coull (1998) daher folgende Korrektur des Wald-Konfidenzintervalls vor:

$$\widehat{PD} = \frac{\widehat{H}}{\widehat{N}}, \quad \text{wobei: } \widehat{H} = H + \frac{c^2}{2} \quad \text{und} \quad \widehat{N} = N + c^2 \quad (64)$$

Das so genannte Agresti-Coull-Intervall hat damit folgende Form:

$$KI_{AC} = \widehat{PD} \pm c \sqrt{\frac{\widehat{PD}(1-\widehat{PD})}{\widehat{N}}} \quad (65)$$

Dieses Intervall weist eine Abdeckwahrscheinlichkeit auf, die deutlich näher am nominalen Konfidenzniveau $1-\alpha$ liegt als das Wald-Konfidenzintervall.⁴³⁰

Sowohl dem Wald- als auch dem Agresti-Coull-Konfidenzintervall liegt die Annahme der asymptotischen Normalverteilung des arithmetischen Mittels der Anteilswerte zugrunde. Alternativ wird daher von einigen Autoren das Clopper-Pearson-Intervall als eine „exakte Intervallschätzung“ vorgeschlagen, da es direkt aus der kumulierten Binomialverteilung abgeleitet wird.⁴³¹ Dieses Intervall wird bei gegebenem Konfidenzniveau α durch die rekursive Lösung der folgenden Gleichungen bestimmt:⁴³²

$$\begin{aligned} \widetilde{PD}_{CP}^{\text{untere Grenze}} &= \sum_{h=H}^N \binom{N}{h} \widetilde{PD}^h (1-\widetilde{PD})^{N-h} = \alpha/2 \\ \widetilde{PD}_{CP}^{\text{obere Grenze}} &= \sum_{h=0}^H \binom{N}{h} \widetilde{PD}^h (1-\widetilde{PD})^{N-h} = \alpha/2 \end{aligned} \quad (66)$$

wobei $\widetilde{PD}_{CP}^{\text{untere Grenze}} = 0$ ist, wenn keine Ausfälle beobachtet wurden. Die Untergrenze dieses Intervalls kann durch das $\alpha/2$ Quantil der Betaverteilung $Beta(H, N-H+1)$ und die Obergrenze durch das $1-\alpha/2$ Quantil der Betaverteilung $Beta(H+1, N-H)$ beschrieben werden. Dieses Intervall garantiert, dass die Abdeckwahrscheinlichkeit immer größer oder gleich dem nominalen Konfidenzniveau ist. Für bestimmte Ausfallwahrscheinlich-

428 Vgl. *Vollset* (1993), 810.

429 Vgl. *Agresti, Coull* (1998), 120 ff.

430 Vgl. *Agresti, Coull* (1998), 121 ff.

431 Vgl. *Vollset* (1993), 811; *Hanson, Schuermann* (2006), 2286.

432 Vgl. *Vollset* (1993), 811.

keiten kann die Abdeckwahrscheinlichkeit daher wesentlich größer sein als das gewünschte Konfidenzniveau, wodurch sehr konservative Intervalle geschätzt werden. Brown, Cai, DasGupta (2001) bezeichnen dieses Intervall daher als „wastefully conservative“ und raten von einer Verwendung ab.⁴³³

Zur Korrektur dieses konservativen Intervalls wird das „Mid-P Clopper-Pearson-Intervall“ diskutiert. Dieses leitet sich aus dem Quantil einer Verteilung ab, die sich aus dem mit $1/2$ gewichteten Durchschnitt der Betaverteilungen zusammensetzt, welche die Unter- und Obergrenze des Clopper-Pearson-Intervalls beschreiben:

$$\begin{aligned}\widetilde{PD}_{Mid-P}^{unter\ Grenze} &= \frac{1}{2}(\text{Beta}(\alpha/2; H, N-H+1) + \frac{1}{2}(\text{Beta}(\alpha/2; H+1, N-H) \\ \widetilde{PD}_{Mid-P}^{obere\ Grenze} &= \frac{1}{2}(\text{Beta}(1-\alpha/2; H, N-H+1) + \frac{1}{2}(\text{Beta}(1-\alpha/2; H+1, N-H)\end{aligned}\quad (67)$$

Das Mid-P Clopper-Pearson-Intervall entspricht approximativ dem Jeffrey-Intervall. Dieses basiert auf einer Betaverteilung mit den Parametern $\text{Beta}(H+1/2, N-H+1/2)$.⁴³⁴ Die Untergrenze des Jeffrey-Intervalls ergibt sich aus dem $\alpha/2$ Quantil und die Obergrenze aus dem $1-\alpha/2$ Quantil dieser Verteilung. Brown, Cai, DasGupta (2001) beschreiben das Jeffrey-Konfidenz-Intervall als einen ernsthaften und vertrauenswürdigen Kandidaten für die praktische Anwendung.

Tabelle 5:

Schätzintervalle der Ratingklassen eines fiktiven Unternehmens ($\alpha = 5\%$)

Rating	N	H	H/N	Wald-Intervall			Agresti-Coull-Intervall		
				Unter-grenze	Ober-grenze	Intervall-länge	Unter-grenze	Ober-grenze	Intervall-länge
gut	100	1	1,00%	0,00%	2,64%	2,64%	0,00%	4,72%	4,72%
mittel	250	5	2,00%	0,54%	3,46%	2,91%	0,89%	4,13%	3,24%
kritisch	80	5	6,25%	1,80%	10,70%	8,90%	2,86%	12,50%	9,63%
Rating	N	H	H/N	Clopper-Pearson-Intervall			Jeffrey-Intervall		
				Unter-grenze	Ober-grenze	Intervall-länge	Unter-grenze	Ober-grenze	Intervall-länge
gut	100	1	1,00%	0,05%	4,65%	4,60%	0,18%	3,84%	3,66%
mittel	250	5	2,00%	0,79%	4,15%	3,36%	0,92%	3,89%	2,97%
kritisch	80	5	6,25%	2,49%	12,69%	10,2%	2,90%	11,89%	8,99%

In Tabelle 5 wird die Bedeutung der oben vorgestellten Schätzintervalle anhand von Schuldnerratings eines fiktiven Unternehmens, welches Zahlungsziele gewährt, veranschaulicht. Im dargestellten Beispiel werden die Kunden des Unternehmens drei Klassen

⁴³³ Vgl. Brown, Cai, DasGupta (2001), 113.

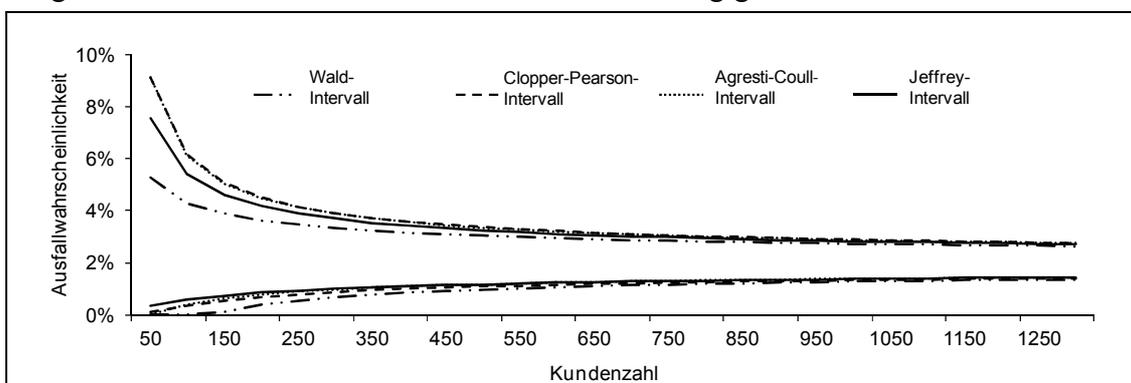
⁴³⁴ Vgl. Brown, Cai, DasGupta (2001), 115.

(gute Bonität, mittlere Bonität und kritische Bonität) zugeordnet. Für jede Klasse werden sowohl die erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeiten \widehat{PD} als auch die oben diskutierten Konfidenzintervalle dargestellt.

Die Höhe der Schätzunsicherheit ist abhängig von der Anzahl der Kunden, die einer Rating- oder Bonitätsklasse zugeordnet werden. Das heißt, besonders in Klassen, denen nur wenige Kunden zugeordnet werden können, kommt der Schätzunsicherheit eine hohe Bedeutung bei der Risikobewertung zu. Daher könnte die Schätzunsicherheit besonders in kleinen Kreditportfolios eine wichtige Risikokomponente darstellen.

Abbildung 13 veranschaulicht die verschiedenen oben diskutierten Konfidenzintervalle in Abhängigkeit von der Anzahl der Kunden. Es wird unterstellt, dass jeweils eine Ausfallquote in Höhe von 2% vorliegt. Das Signifikanzniveau ist $\alpha = 5\%$. Die Abbildung zeigt, dass das Agresti-Coull- und das Clopper-Pearson-Intervall in diesem Fall näherungsweise deckungsgleich sind. Im Vergleich zum Jeffrey-Intervall sind sie aber vergleichsweise konservativ. Das Wald-Intervall weicht insbesondere im Bereich geringer Kundenzahlen stark von den anderen Intervallen ab.

Abbildung 13:
Vergleich verschiedener Konfidenzintervalle in Abhängigkeit von der Kundenzahl



Neben analytischen Verfahren kann auch Bootstrapping zur Herleitung von Konfidenzintervallen genutzt werden. Die Methode wurde von Efron (1979) eingeführt. Es wird zwischen nichtparametrischem und parametrischem Bootstrapping unterschieden.⁴³⁵ Beim nichtparametrischen Bootstrapping wird davon ausgegangen, dass eine wahre Verteilung Ψ einer zu untersuchenden Größe existiert, die durch eine Verteilung Ψ^* der beobachtbaren Daten approximiert wird. Aus dieser Verteilung Ψ^* werden Stichproben mit Zurücklegen gezogen, für welche jeweils die zu analysierenden Parameter bestimmt werden. Durch das Ziehen einer großen Anzahl Zufallsstichproben und damit der Berechnung einer großen Anzahl möglicher Ausprägungen des zu untersuchenden Parameters, kann die dem Parameter zugrunde liegende Verteilung bestimmt und damit die

⁴³⁵ Vgl. Vose (2008), 246 ff.; Chernick (2008), 120 ff.

Unsicherheit bewertet werden. Das nichtparametrische Bootstrapping kann mit den folgenden Schritten zusammengefasst werden:⁴³⁶

- Zusammenstellen eines N -Beobachtungen umfassenden Datensatzes $\{x_1, \dots, x_N\}$.
- Erzeugen einer Vielzahl von Zufallsstichproben (Bootstrapstichproben) $\{x_1^*, \dots, x_N^*\}$. In jeder Zufallsstichprobe wird jedes Element durch Ziehen mit Zurücklegen aus dem Datensatz $\{x_1, \dots, x_N\}$ ermittelt.
- Durch das Ziehen einer Vielzahl solcher Zufallsstichproben wird eine große Anzahl möglicher Ausprägungen des betrachteten Parameters berechnet. Aus den beobachteten Parameterausprägungen kann die dem betrachteten Parameter zugrunde liegende Verteilung abgeleitet werden.

Beim parametrischen Bootstrapping wird im Gegensatz zum nichtparametrischen Bootstrapping eine Annahme hinsichtlich der Verteilung Ψ getroffen, die einem Datensatz zugrunde liegt. Wird also beispielsweise unterstellt, dass Ausfälle in einer Ratingklasse unabhängig voneinander erfolgen, kann die Anzahl der beobachteten Kreditausfälle als binomialverteilt angenommen werden. Liegt ein Datensatz mit historischen Beobachtungen vor, können die Parameter der Verteilung Ψ bestimmt werden, im Falle der Binomialverteilung beispielsweise die Erfolgswahrscheinlichkeit. Beim parametrischen Bootstrapping werden aus der auf Grundlage historischer Daten parametrisierten Verteilung Ψ eine Vielzahl Stichproben gezogen, für die jeweils die Parameter der zugrunde gelegten Verteilung bestimmt werden. Durch die Auswertung aller gezogenen Stichproben sind die Verteilungen der Parameter der Verteilung Ψ ermittelbar. Das parametrische Bootstrapping lässt sich in folgenden Schritten zusammenfassen:⁴³⁷

- Zusammenstellen eines N -Beobachtungen umfassenden Datensatzes $\{x_1, \dots, x_N\}$.
- Treffen einer Annahme über die den Beobachtungen zugrunde liegende Verteilung und Schätzen ihrer Parameter.
- Ziehen einer großen Anzahl Bootstrapstichproben $\{x_1^*, \dots, x_N^*\}$ aus der parametrisierten Verteilung.
- Bestimmung der Parameterausprägungen für jede Bootstrapstichprobe. Ableiten der Verteilung der einzelnen Parameter aus diesen Ausprägungen.

Bei den oben genannten analytischen Konfidenzintervallen wird die Unabhängigkeit der Beobachtungen unterstellt. Da diese Annahme in der Realität verletzt sein kann, werden in der Literatur Modifikationen der oben genannten analytischen Konfidenzintervalle diskutiert, um bei ihrer Berechnung auch Abhängigkeiten berücksichtigen zu können. Hierdurch können Längsschnittabhängigkeiten berücksichtigt werden. Dabei handelt es sich um Abhängigkeiten von im Datensatz direkt aufeinanderfolgenden Beobachtungen. Diese Abhängigkeiten können relevant sein, wenn die Ausfallquote auf Grundlage der Beobachtungen mehrerer Jahre t ($t = 1, \dots, T$) gebildet wird. Das heißt, wenn die Aus-

⁴³⁶ Vgl. Vose (2008), 247 ff.

⁴³⁷ Vgl. Vose (2008), 249 ff.

fallwahrscheinlichkeit abweichend von Gleichung (62) auf Basis mehrerer Beobachtungen geschätzt wird:

$$\widetilde{PD} = \frac{\sum_{t=1}^T \text{Anzahl Ausfälle}_t}{\sum_{t=1}^T \text{Gesamtzahl Kunden}_t} = \frac{\sum_{t=1}^T H_t}{\sum_{t=1}^T N_t} \quad (68)$$

Wird in jeder Periode, unabhängig von der vorangegangenen Periode, eine Stichprobe gezogen, können auch bei dieser Vorgehensweise die oben dargestellten Konfidenzintervalle zur Bewertung der Schätzunsicherheit genutzt werden. Besteht jedoch eine Abhängigkeit zwischen den Stichprobenziehungen der einzelnen Perioden, müssen die oben aufgeführten Intervalle modifiziert werden. Ein Beispiel für eine solche Abhängigkeit könnte die Frauenquote im Vorstand einer Partei sein. Wird jährlich ein Teil des Vorstandes ausgetauscht und verbleiben die anderen Mitglieder in diesem Gremium, besteht eine Abhängigkeit zwischen der Frauenquote einer Periode und der Frauenquote der Vorperiode.⁴³⁸

Die Modifikation der oben beschriebenen Intervalle erfolgt durch die Ersetzung von N durch N^* :⁴³⁹

$$N^* = \left(\frac{1}{\sum_{t=1}^T N_t} + \frac{2}{\left(\sum_{t=1}^T N_t \right)^2} \cdot \sum_{i < j} \sqrt{N_i N_j} \rho_{i,j}^{\text{Läng}} \right)^{-1} \quad (69)$$

wobei die Indizes i und j die einzelnen Perioden bezeichnen. Der Ausdruck $\rho_{i,j}^{\text{Läng}}$ bezeichnet den Korrelationskoeffizienten zwischen H_i und H_j . Das Wald-Konfidenzintervall wird bei Berücksichtigung von Längsschnittabhängigkeiten folgendermaßen berechnet:

$$KI_W^{\text{Läng}} = \widetilde{PD} \pm c \sqrt{\frac{\widetilde{PD}(1-\widetilde{PD})}{N^*}} \quad (70)$$

Beim Agresti-Coull-Intervall sind folgende Modifikationen erforderlich:

$$\begin{aligned} \widehat{PD} &= \frac{\widehat{H}}{\widehat{N}}, \quad \text{wobei: } \widehat{H} = \widetilde{PD} \cdot N^* + c^2/2 \quad \text{und} \quad \widehat{N}^* = N^* + c^2 \\ \rightarrow KI_{AC}^{\text{Läng}} &= \widehat{PD} \pm c \sqrt{\frac{\widehat{PD}(1-\widehat{PD})}{\widehat{N}^*}} \end{aligned} \quad (71)$$

⁴³⁸ Vgl. Miao, Gastwirth (2004), 124 f. Ein weiteres Beispiel sind aufeinanderfolgende Regentage (vgl. Klotz 1973, 377 f.).

⁴³⁹ Vgl. Miao, Gastwirth (2004), 126 f. für die folgenden Ausführungen zur Modifikation von Konfidenzintervallen bei Berücksichtigung von Längsschnittabhängigkeiten.

Das heißt, H wird durch $\widetilde{PD} \cdot N^*$ ersetzt. Beim Clopper-Pearson-Konfidenzintervall wird die untere Grenze bei Berücksichtigung dieser Abhängigkeit durch das $\alpha/2$ Quantil der Betaverteilung $Beta(\widetilde{PD} \cdot N^*, N^* - \widetilde{PD} \cdot N^* + 1)$ und die Obergrenze durch das $1 - \alpha/2$ Quantil der Betaverteilung $Beta(\widetilde{PD} \cdot N^* + 1, N^* - \widetilde{PD} \cdot N^*)$ beschrieben. Das Jeffrey-Konfidenzintervall wird auf Grundlage der Betaverteilung $Beta(\widetilde{PD} \cdot N^* + 1/2, N^* - \widetilde{PD} \cdot N^* + 1/2)$ berechnet.

Die diesen modifizierten Intervallberechnungen unterstellte Abhängigkeitsstruktur entspricht jedoch nicht der im Kreditportfolio angenommenen Abhängigkeit, die innerhalb einer Periode zwischen den einzelnen Bonitätsvariablen besteht (Querschnittsabhängigkeit). Aus diesem Grund werden diese auf Längsschnittabhängigkeiten fokussierenden Intervalle im Folgenden nicht weiter betrachtet.

Auch bei der Bewertung der Bonitätskorrelation kann Schätzunsicherheit berücksichtigt werden. Cassart et al. (2007) nutzen beispielsweise das nichtparametrische Bootstrapping, um Konfidenzintervalle für Assetkorrelationen zu bestimmen. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass die Konfidenzintervalle in den meisten Fällen auch die Null abdecken. Das heißt, dass die meisten der von diesen Autoren gemessenen Assetkorrelationen nicht signifikant verschieden von null sind.⁴⁴⁰

Konfidenzregionen, bei denen die oben beschriebenen Annahmen zur Unabhängigkeit beziehungsweise Längsschnittabhängigkeit bei der Ausfallwahrscheinlichkeit nicht erforderlich sind, beschreiben beispielsweise Höse (2007) und Hamerle et al. (2005). Diese Autoren entwickeln Modelle, die es ermöglichen, bei der simultanen Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten und Ausfallkorrelationen asymptotische Konfidenzregionen für beide Parameter abzuleiten. Der Vorteil einer Betrachtung von Konfidenzregionen liegt darin, dass auch die Unsicherheit bei der Schätzung der Korrelationsparameter und der Ausfallwahrscheinlichkeit bei der Risikobewertung simultan berücksichtigt werden kann.

3.1.2 Bayesianischer Ansatz versus Worst-Case-Ansatz

Sibbertsen, Stahl, Luedtke (2008) unterscheiden zwei Ansätze zur Messung von Modellrisiken. Einerseits besteht im Rahmen eines Bayesianischen Ansatzes die Möglichkeit, ein Risiko mit verschiedenen Modellen zu berechnen. Damit ergeben sich verschiedene Ausprägungen von Risikokennzahlen, wie zum Beispiel dem Value at Risk. Das Gesamtrisiko kann dann auf Grundlage des (gewichteten) Durchschnitts der verschiedenen Ausprägungen einer Kennzahl bewertet werden. Übertragen auf die Schätzunsicherheit bedeutet dieser Ansatz, die unsicheren Parameter selbst als Zufallsvariablen zu modellieren.⁴⁴¹ Andererseits kann ein Worst-Case-Ansatz gewählt werden. In diesem Fall wird ein Risiko mit verschiedenen Modellen berechnet. Als Modellrisiko wird dann die

⁴⁴⁰ Vgl. Cassart et al. (2007), 15 ff.

⁴⁴¹ Vgl. Gleißner (2009), 14 ff.

Differenz zwischen dem nominalen Modell und dem Modell, welches die kritischsten Ergebnisse erzeugt, bezeichnet.⁴⁴²

Der Worst-Case-Ansatz ist sehr konservativ. Auf das Problem der Schätzunsicherheit übertragen, würde seine Verwendung dazu führen, dass erwartete Ausfallwahrscheinlichkeiten oder Korrelationskoeffizienten durch die oberen Grenzen ihrer Konfidenzintervalle zu modellieren sind. Einen solchen Ansatz wählt beispielsweise Lawrenz (2008). Er nutzt von verschiedenen Konfidenzintervallen der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit die oberen und unteren Grenzen, um damit Risikogewichte entsprechend der Basel-II-Formel zu berechnen. Auf diese Weise erhält er in Abhängigkeit vom gewählten Konfidenzintervall für einzelne Ratingklassen eine Spannbreite für diese Gewichte. Allerdings leitet er daraus keine Eigenkapitalempfehlung ab.⁴⁴³ Auch Rösch (2004) schlägt eine Korrektur der geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeit, basierend auf der oberen Grenze eines Konfidenzintervalls, vor. Er weist allerdings darauf hin, dass es sich hierbei um eine konservative Vorgehensweise handelt. Da sich das Konfidenzintervall mit Vergrößerung der Datenbasis verkleinert, wird als ein Vorteil dieses Ansatzes genannt, dass die regulatorischen Eigenkapitalanforderungen im Rahmen von Basel II durch eine Vergrößerung der Datenbasis und damit einer Verringerung der Schätzunsicherheit gesenkt werden können, wodurch ein Anreiz für Banken besteht, ihre Datenbasis zu erweitern.⁴⁴⁴

Der Nachteil eines Worst-Case-Ansatzes besteht darin, dass der Eigenkapitalbedarf auch nur für einen definierten schlechten Fall berechnet wird, jedoch keine Aussage über die Wahrscheinlichkeit erfolgt, dass andere (noch schlimmere) Fälle eintreten. Wird beispielsweise ein Konfidenzintervall zum 99%-Niveau für die Ausfallwahrscheinlichkeit als Worst-Case-Szenario unterstellt, wird ein anderer Eigenkapitalbedarf berechnet als wenn ein 99,9%-Niveau gewählt worden wäre. Das Problem bei der Verwendung der Intervallgrenzen liegt also in der mehrfachen Vorgabe eines Konfidenzniveaus. Einmal bei der Berechnung des Quantils der Kreditrisikoverteilung und einmal bei der Berechnung des Konfidenzintervalls der Risikoparameter.

Als Alternative bietet sich daher der Bayesianische Ansatz an. Hier besteht jedoch das Problem, dass die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Szenarien bekannt sein müssen.⁴⁴⁵ Das heißt, dass beispielsweise jeder möglichen Ausprägung der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit eine Eintrittswahrscheinlichkeit zugewiesen werden muss. Es ist also erforderlich, den zu schätzenden Parameter selbst durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung zu modellieren. Wird die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit durch eine Verteilung modelliert, kann die bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit und damit der Ei-

⁴⁴² Vgl. Sibbertsen, Stahl, Luedtke (2008), 72 ff.; Kerkhof, Melenberg, Schumacher (2002), 11 ff.

⁴⁴³ Vgl. Lawrenz (2008), 231 ff. Da im Rahmen des Basel-II-Ansatzes die Asset-Korrelation in Abhängigkeit der geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeit berechnet wird, ist in diesem Zusammenhang die Schätzung der Korrelation nicht erforderlich.

⁴⁴⁴ Vgl. Rösch (2004), 20 ff.

⁴⁴⁵ Vgl. Sibbertsen, Stahl, Luedtke (2008), 72 ff.

genkapitalbedarf in der Regel jedoch nicht mehr analytisch bestimmt werden. Wird beispielsweise in Gleichung (41) nicht nur der systematische Risikofaktor F sondern auch die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit $PD \sim \Upsilon(\widetilde{PD})$ in Abhängigkeit von der beobachteten Ausfallquote durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung beschrieben, ergibt sich die Verteilung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit dieser beiden Verteilungen. Die Festlegung der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit, die nur noch mit einer gegebenen Restwahrscheinlichkeit überschritten wird, kann daher nicht mehr allein durch eine Festlegung des Quantils des systematischen Risikofaktors erfolgen.

Ein Kandidat für eine solche Wahrscheinlichkeitsverteilung kann die dem Konfidenzintervall zugrunde liegende Verteilung sein. Da, wie oben gezeigt, verschiedene Konfidenzintervalle diskutiert werden, stehen damit auch verschiedene Verteilungen zur Verfügung. Die Auswahl einer Verteilung stellt damit wieder ein Modellrisiko dar, auf welches hier jedoch nicht weiter eingegangen werden soll. Im folgenden Kapitel wird die Schätzunsicherheit der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit beispielsweise mit einer Jeffrey-Verteilung beschrieben werden. Die Auswahl dieses Intervalls erfolgt, da es als ein ernsthafter und vertrauenswürdiger Kandidat für die praktische Anwendung gilt.⁴⁴⁶ Diesem Intervall liegt eine Betaverteilung zugrunde. Durch diese kann jeder möglichen erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit, basierend auf den beobachteten Ausfällen, die Wahrscheinlichkeit zugeordnet werden, dass es sich um die tatsächliche aber unbekannte erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit handelt. Das heißt, wird ein Intervall zum Konfidenzniveau α geschätzt, dann liegt die tatsächliche aber unbekannte erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit PD mit einer Wahrscheinlichkeit $1-\alpha$ außerhalb der Intervallschranken $[PD^{unter;\alpha}; PD^{ober;\alpha}]$. Eine marginale Erhöhung des Konfidenzniveaus um einen Wert ε vergrößert das Konfidenzintervall $[PD^{unter;\alpha+\varepsilon}; PD^{ober;\alpha+\varepsilon}]$. Die Wahrscheinlichkeit, dass die tatsächliche aber unbekannte erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit Werte im Intervall $[PD^{unter;\alpha+\varepsilon}; PD^{ober;\alpha}]$ beziehungsweise $[PD^{unter;\alpha}; PD^{ober;\alpha+\varepsilon}]$ annimmt, beträgt jeweils $\varepsilon/2$. Damit lässt sich für jede beliebige marginale Veränderung der Intervalllänge eine Wahrscheinlichkeit bestimmen, mit welcher die tatsächliche Ausfallwahrscheinlichkeit in dem betrachteten Intervallabschnitt liegt. Die Änderung der Intervalllänge wiederum wird durch die dem Intervall zugrunde liegende Wahrscheinlichkeitsverteilung determiniert. Im Falle des Jeffrey-Intervalls also durch eine Betaverteilung, im Fall des Wald- beziehungsweise Agresti-Coull-Intervalls durch eine Normalverteilung und im Falle von Bootstrapping durch eine Bootstrapverteilung.

Vertreter des Bayesianischen Ansatzes im Kreditrisikomanagement sind beispielsweise Tarashev (2010), Löffler (2003), Hamerle, Rösch (2006). Diese modellieren die einzelnen Risikoparameter durch Verteilungen.⁴⁴⁷ Aus diesen Verteilungen ziehen sie, im Rahmen

⁴⁴⁶ Vgl. Brown, Cai, DasGupta (2001), 110.

⁴⁴⁷ Vgl. Tarashev (2010), 2068 ff.; Löffler (2003), 1431 ff.; Hamerle, Rösch (2006), 116. Sie nutzen allerdings nicht die Verteilungen von Konfidenzintervallen zur Modellierung der Parameter. Löffler (2003), 1431 ff., leitet die Verteilung der Ausfallquote durch nichtparametrisches Bootstrapping her.

einer Monte-Carlo-Simulation, Parameter, mit denen sie in den einzelnen Simulationsschritten Risikokennzahlen berechnen. Als Ergebnis der Simulation erhalten sie die Verteilungen der Risikokennzahlen.⁴⁴⁸ Löffler (2003) und Hamerle, Rösch (2006) untersuchen insbesondere die Verteilung des Value at Risk. Eine Möglichkeit, diese zu interpretieren, besteht darin, Quantile dieser Verteilung auszuwerten. Möchte ein Unternehmen beispielsweise sicherstellen, dass es den wahren Value at Risk nur mit einer Wahrscheinlichkeit von 25% unterschätzt, kann das 75%-Quantil der Value-at-Risk-Verteilung beispielsweise zur Berechnung des Eigenkapitalbedarfs genutzt werden. Löffler (2003) weist aber darauf hin, dass bei einer solchen Vorgehensweise der tatsächliche Value at Risk sowohl über- als auch unterschätzt werden kann. Zur Berechnung des wahren Value at Risk schlägt er daher vor, die Kreditrisikoverteilung durch Simulation aus der Mischung der Parameterverteilungen herzuleiten und aus dieser gemischten Verteilung den Value at Risk abzuleiten.⁴⁴⁹ Ebenso bezeichnet Tarashev (2010) den Value at Risk als den korrekten Value at Risk, der aus der Kreditrisikoverteilung abgeleitet wird, in welcher die Parameterunsicherheit berücksichtigt wurde.⁴⁵⁰

Auch Rösch (2004) nutzt beispielsweise einen auf parametrischen Bootstrapping beruhenden Ansatz, um im Rahmen einer Simulationsstudie zu bewerten, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Eigenkapitalbedarf bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit im Basel-II-Reglement über- beziehungsweise unterschätzt wird.⁴⁵¹ Allerdings leitet er, wie oben bereits beschrieben, den Eigenkapitalbedarf nicht basierend auf der Bootstrapverteilung ab sondern schlägt vor, die geschätzte Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit eines Vertrauensniveaus zu korrigieren. Eine solche Vorgehensweise hat den Vorteil, dass keine Simulation erforderlich ist.⁴⁵² Das kann in der Praxis eine geringere Genauigkeit rechtfertigen, insbesondere da der Eigenkapitalbedarf dadurch in der Regel überschätzt wird, eine Absicherung also zu einem höheren Niveau erfolgt als angestrebt.⁴⁵³ Allerdings führt eine konservative Schätzung auch dazu, dass weniger Eigenkapital für zusätzliche Geschäfte zur Verfügung steht. Eine konservative Risikobewertung schränkt damit auch Wachstumspotenziale eines Unternehmens in vom Management unerwünschtem Maße ein.⁴⁵⁴ Zusätzlich ergibt sich bei der Nutzung eines auf

Hamerle, Rösch (2006), 116, legen zur Bewertung der Schätzunsicherheit eine Normalverteilung zugrunde. Sie weisen aber darauf hin, dass diese Verteilung für kleine Stichproben ungeeignet sein kann.

448 Vgl. Löffler (2003), 1437; Tarashev (2010), 2068.

449 Vgl. Löffler (2003), 1448 f.

450 Vgl. Tarashev (2010), 2068.

451 Vgl. Rösch (2004), 10.

452 Tarashev (2010) benötigt beispielsweise sechs Tage Rechenzeit mit einem 3,2 GHz Computer, um einen korrekten Value at Risk zu berechnen.

453 Das liegt daran, dass in der Regel ein hohes Vertrauensniveau für das Konfidenzintervall gewählt wird. Wird ein geringes Vertrauensniveau gewählt, kann der tatsächliche Value at Risk aber auch unterschätzt werden.

454 Akzeptiert ein Unternehmen beispielsweise eine Ausfallwahrscheinlichkeit von 1% und möchte unter dieser Bedingung seinen Gewinn maximieren, dann führt eine konservative Risikobewertung, welche

Konfidenzintervallgrenzen beruhenden Ansatzes ein Problem, wenn mehrere Parameter eines Modells simultan geschätzt werden. In diesem Fall kann ein Parameterpaar, welches einem bestimmten Konfidenzniveau entspricht, nicht mehr eindeutig identifiziert werden. Werden in einem solchen Fall für alle Parameter separat Konfidenzintervalle bestimmt und deren Grenzen in ein Risikomodell eingesetzt, verschärft sich das Problem einer Überbewertung des Eigenkapitalbedarfs weiter, da, insofern die Schätzunsicherheiten der Risikofaktoren nicht perfekt korreliert sind, durch Diversifikation das Informationsrisiko reduziert wird.⁴⁵⁵ Aus diesem Grund wird hier, wie bei Löffler (2003) oder Tarashev (2010), ein Bayesianischer Ansatz zur Bewertung von Schätzunsicherheit gewählt. In dieser Arbeit werden die zu schätzenden Parameter daher durch Verteilungen modelliert, um Schätzunsicherheit berücksichtigen zu können.

Im Folgenden wird die Bedeutung von Schätzunsicherheit im Kreditrisikomanagement untersucht. Gewerbliche Unternehmen können grundsätzlich im Bankensektor genutzte Modelle zur Bewertung ihrer Forderungsausfallrisiken nutzen. Jedoch können deutlich größere Restriktionen hinsichtlich der Datenverfügbarkeit bestehen. Insbesondere zur Schätzung der Korrelation sind möglichst lange historische Zeitreihen erforderlich. Stehen diese nicht zur Verfügung, ergibt sich eine große Unsicherheit bei der Kreditrisikobewertung.⁴⁵⁶ Das heißt, insbesondere im Forderungsmanagement gewerblicher Unternehmen stellt die Schätzunsicherheit ein wichtiges Modellrisiko dar.

In Abschnitt 3.2 wird zunächst untersucht, bis zu welcher Portfoliogröße ein Modell, welches Unsicherheiten bei der Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit auf Grundlage eines Konfidenzintervalls, das die Unabhängigkeit der Ausfälle voraussetzt, berücksichtigt, einen höheren Eigenkapitalbedarf modelliert als ein Modell, welches Schätzunsicherheit vernachlässigt, dafür jedoch Abhängigkeiten bei der Kreditausfallmodellierung einbezieht. Es wird also die Frage behandelt, wann ein Unternehmen Schätzunsicherheit und wann es Korrelation bei der Risikobewertung berücksichtigen sollte, wenn zur Bewertung der Schätzunsicherheit eines der oben behandelten Konfidenzintervalle genutzt wird. Diese Untersuchung vermittelt darüber hinaus einen Eindruck über die Bedeutung der Schätzunsicherheit im Vergleich zur Asset-Korrelation. Die Ergebnisse dieses Abschnitts wurden in Dannenberg (2008) publiziert.

Im Gegensatz zu Abschnitt 3.2 erfolgt in Abschnitt 3.3 eine simultane Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeit und Ausfallkorrelation und damit auch eine Berücksichtigung der Unsicherheit bei der Schätzung dieser beiden Parameter. Hier wird die Frage untersucht, ab welcher Anzahl historisch verfügbarer Perioden die Risikobewertung zu einem ähnlichen Ergebnis führt, wenn zur Modellierung von Schätzunsicherheit eine durch Bootstrapping abgeleitete Konfidenzregion beziehungsweise eine asymptotische

die Ausfallwahrscheinlichkeit auf 0,5% senkt, dazu, dass das Management auf Investitionen verzichtet, die aus seiner Sicht sinnvoll gewesen wären.

⁴⁵⁵ Vgl. Tarashev (2010), 2067.

⁴⁵⁶ Vgl. Tarashev (2010), 2070; Heitfield (2009), 34.

Konfidenzregion den Risikoparametern erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit und Ausfallkorrelation zugrunde gelegt wird. Die Ergebnisse dieses Abschnittes wurden in Dannenberg (2010) publiziert.

In Abschnitt 3.4 wird gezeigt, wie eine Kreditrisikobewertung im inhomogenen Kreditportfolio erfolgen kann. In diesem Abschnitt wird der durch die Schätzunsicherheit verursachte zusätzliche Bedarf an ökonomischem Eigenkapital untersucht. Insbesondere wird gefragt, welche Größen einen Einfluss auf den Eigenkapitalbedarf haben. Abgerundet wird dieser Abschnitt durch ein Beispiel. In diesem wird dargestellt, wie die Kreditkosten in Abhängigkeit vom Eigenkapitalbedarf bei Berücksichtigung und Vernachlässigung von Schätzunsicherheit bestimmt werden können. Die Ergebnisse dieses Abschnittes wurden in Teilen bei Dannenberg (2011a) und Dannenberg (2011b) veröffentlicht.

3.2 Bedeutung der Schätzunsicherheit im Vergleich zur Korrelation

3.2.1 Fragestellung

Im vorangegangenen Abschnitt wurden verschiedene Konfidenzintervalle vorgestellt, auf deren Grundlage die Bewertung der Unsicherheit bei der Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten, basierend auf der eigenen Ausfallhistorie eines Unternehmens, erfolgen kann. Diese Konfidenzintervalle setzen jedoch die Unabhängigkeit der Ausfallereignisse voraus. Soll ein solches Intervall zur Modellierung von Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung genutzt werden, muss die Abhängigkeit des Ausfallverhaltens also vernachlässigt werden. Umgekehrt können bei einer Berücksichtigung von Abhängigkeiten keine auf diesen Intervallen basierenden Schätzunsicherheiten in die Risikoberechnung einfließen. Es stellt sich daher die Frage, welche dieser beiden Risikokomponenten ein Unternehmen bei der Bewertung von Forderungsportfolioisiken wann berücksichtigen sollte.

3.2.2 Modell

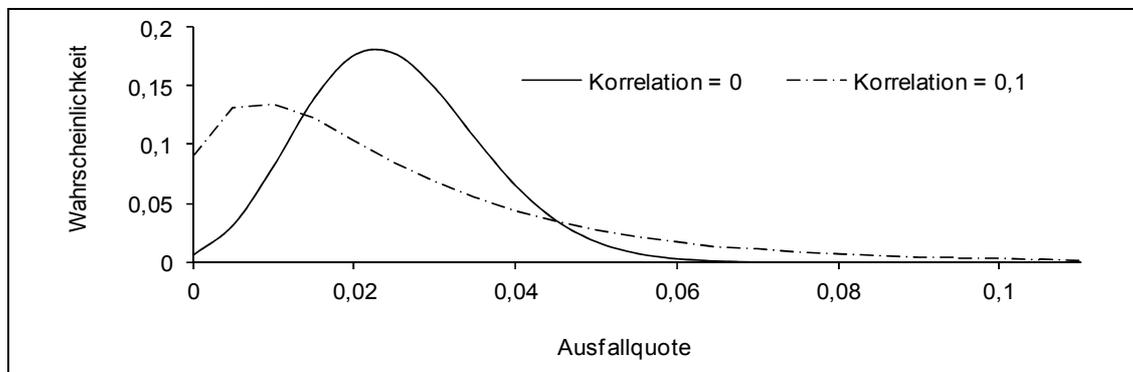
Diese Frage wird hier anhand des in Abschnitt 2.4.2.2 eingeführten Ein-Faktor-Modells untersucht. Aus Gründen der Vereinfachung erfolgt die Betrachtung eines homogenen Portfolios, in dem die Verlustquote mit $LGD = 1$ und der Betrag zum Ausfallzeitpunkt ebenfalls mit $EAD = 1$ angenommen wird. Die Wahrscheinlichkeit eine bestimmte Anzahl Ausfälle $H = h$ zu beobachten, kann in diesem Modell durch Gleichung (42) berechnet werden, wobei der Verlust V hier der Anzahl der Ausfälle H entspricht. Die bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit berechnet sich entsprechend Gleichung (41). Die Mischung erfolgt über die Wahrscheinlichkeiten $\tilde{\pi}$. Die mischende Verteilung ist die Standardnormalverteilung. Wird die Asset-Korrelation null gesetzt, vereinfacht sich Gleichung (42). In diesem Fall kann die Wahrscheinlichkeit, eine bestimmte Anzahl an Ausfällen zu beobachten, durch die Binomialverteilung bestimmt werden:

$$P(H = h) = \binom{N}{h} PD^h (1 - PD)^{N-h}, \quad h = 0, 1, \dots, N \quad (72)$$

Basierend auf der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallhäufigkeit H in Gleichung (72) beziehungsweise (42) kann gemäß Gleichung (62) auch die Verteilung der Ausfallquote AQ_u im Unabhängigkeitsfall und AQ_k im Abhängigkeitsfall bestimmt werden. Diese werden in Abbildung 14 exemplarisch dargestellt. Es wird hier zunächst zur Veranschaulichung angenommen, dass die Ausfallwahrscheinlichkeit mit $PD = 2,5\%$ bekannt ist und $N = 200$ Kreditnehmer im Portfolio beobachtet werden. Im ersten Fall wird eine Ausfallkorrelation der Debitoren in Höhe von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0$ unterstellt. In diesem Fall entspricht die Verteilung der Ausfallhäufigkeit einer Binomialverteilung $H \sim Bin(200; 0,025)$, aus welcher mit Gleichung (62) die Verteilung der Ausfallquote AQ_u abgeleitet wird. Im zweiten Fall wird eine Ausfallkorrelation in Höhe von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,1$ angenommen. Die Verteilung der Ausfallquote AQ_k wird auch hier aus der Verteilung der Ausfallhäufigkeit H und der Ratingklassengröße N abgeleitet. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfälle H wird in diesem Fall auf Basis von Gleichung (42) bestimmt. Es wird deutlich, dass bei Vorliegen von Abhängigkeiten zwischen den Debitoren sowohl hohe als auch niedrige Ausfallquoten wahrscheinlicher werden.

Abbildung 14:

Verteilung der Ausfallquote im Abhängigkeits- und Unabhängigkeitsfall

 $(PD = 2,5\%, N = 200)$ 

Nachdem auf Grundlage eines Schwellenwertmodells kurz erläutert wurde, wie im Folgenden die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote eines Kreditportfolios in Abhängigkeit von Ausfallwahrscheinlichkeit und Korrelation bestimmt wird, stellt der folgende Abschnitt dar, wie bei Unkenntnis der Ausfallwahrscheinlichkeit PD diese geschätzt wird.

3.2.3 Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten

Auf Grundlage von Bonitätsbewertungen können die Schuldner eines Unternehmens oder einer Bank einer Rating- oder Bonitätsklasse zugeordnet werden. Wird unterstellt, dass die Ausfälle innerhalb einer Ratingklasse unabhängig voneinander erfolgen, lässt sich die Anzahl der Ausfälle bei Kenntnis der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit PD ,

wie oben dargestellt, mit einer Binomialverteilung $H \sim \text{Bin}(N; PD)$ beschreiben. Ist die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit einer Ratingklasse nicht bekannt, kann sie, entsprechend Gleichung (62) auf Basis der historischen Anzahl der in dieser Klasse beobachteten Ausfälle H_{his} und der dieser Klasse zugeordneten Unternehmen N_{his} , geschätzt werden. Der Schätzer für PD bei Unabhängigkeit sei als \widehat{PD}_u bezeichnet.

Diese Schätzung weist allerdings einen Stichprobenfehler auf. Das heißt, in Abhängigkeit vom Beobachtungszeitraum, auf dessen Grundlage die Schätzung von \widehat{PD}_u erfolgt, können unterschiedliche Parameterwerte ermittelt werden. Diese Unsicherheit erhöht das Risiko eines Unternehmens, da mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit die tatsächliche aber unbekannte Ausfallwahrscheinlichkeit PD einer Ratingklasse unter- beziehungsweise überschätzt wird. Der Gefahr, aufgrund der Unterschätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit zu wenig Eigenkapital vorzuhalten, kann durch eine Berücksichtigung der Schätzunsicherheit begegnet werden. Die Beschreibung der Schätzunsicherheit erfolgt hier auf Grundlage eines Bayesianischen Ansatzes, also durch die Modellierung der Ausfallwahrscheinlichkeiten durch Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Für deren Bestimmung wird, wie oben beschrieben, auf die Idee der Konfidenzintervalle zurückgegriffen.

Brown, Cai, DasGupta (2001) empfehlen das Jeffrey-Intervall zur Schätzung von Konfidenzintervallen.⁴⁵⁷ Hier wird daher zur Beschreibung der Schätzunsicherheit die diesem Intervall zugrunde liegende Jeffrey-Verteilung gewählt. Diese weist die Dichtefunktion auf:⁴⁵⁸

$$f_{\text{Jeffrey}}(x) = \frac{x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}}{\int_0^1 v^{\alpha-1} (1-v)^{\beta-1} dv} \quad (73)$$

Es gilt: $\alpha = H_{his} + 1/2$ und $\beta = N_{his} - H_{his} + 1/2$.

Wird die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit bei Unabhängigkeit der Kreditnehmer durch eine Jeffrey-Verteilung $PD_u \sim \text{Beta}(H_{his} + 1/2; N_{his} - H_{his} + 1/2)$ und nicht durch

⁴⁵⁷ Brown, Cai, DasGupta (2001), 101 ff., diskutieren verschiedene Konfidenzintervalle. Grundsätzlich ist festzuhalten, dass die Wahl einer geeigneten Methode zur Berechnung von Konfidenzintervallen stark von den Rahmenbedingungen abhängt. So kann eine Methode zur Intervallberechnung zum Beispiel bei einer Stichprobengröße N und gegebener PD eine sehr hohe Abdeckwahrscheinlichkeit aufweisen. Wird die gleiche Methode auf eine Stichprobe vom Umfang $N+1$ bei derselben gegebenen PD angewandt, kann sich die Abdeckwahrscheinlichkeit bereits signifikant ändern (Brown, Cai, DasGupta, 2001, 102). Die Empfehlung von Brown, Cai, DasGupta (2001) für das Jeffrey-Intervall beruht unter anderem darauf, dass die Abdeckwahrscheinlichkeit auch für kleine N dicht am nominalen Konfidenzniveau liegt (110). Als ein weiterer Vorteil wird die Verbindung des Jeffrey-Intervalls zum „exakten“ Clopper-Pearson-Intervall (114 f.) genannt. Für weitere Diskussionen siehe auch Agresti, Coull (1998), 119 ff.

⁴⁵⁸ Vgl. Brown, Cai, DasGupta (2001), 108.

den Schätzer aus Gleichung (62) beschrieben, kann die mit der Schätzung verbundene Unsicherheit bei der Risikobewertung berücksichtigt werden.

Höse und Huschens (2003) weisen darauf hin, dass \widetilde{PD}_u kein geeigneter Schätzer für die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit PD ist, wenn Abhängigkeiten vorliegen.⁴⁵⁹ Sie schlagen daher vor, die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit auf Grundlage einer Maximum-Likelihoodschätzung zu bestimmen. Der Schätzer sei als \widetilde{PD}_k bezeichnet. Die Likelihoodfunktion ist:⁴⁶⁰

$$l(PD) = \int_{-\infty}^{\infty} \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} f}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \right]^{H_{his}} \cdot \left[1 - \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(PD) - \sqrt{\rho_{Probit}^{Asset}} f}{\sqrt{1 - \rho_{Probit}^{Asset}}} \right) \right]^{N_{his} - H_{his}} \phi(f) df \quad (74)$$

wobei ϕ wieder die Dichtefunktion der Standardnormalverteilung bezeichnet. Sie wird parametrisiert durch die Anzahl der in einem historischen Zeitraum in einer Ratingklasse beobachteten Ausfälle H_{his} , der Anzahl der dieser Klasse zugeordneten Unternehmen N_{his} und der in diesem Zeitraum unterstellten Asset-Korrelation ρ_{Probit}^{Asset} . Es wird daher in der folgenden Untersuchung bei gegebener positiver Asset-Korrelation in Abhängigkeit der jeweils gegebenen Parameter H_{his} , N_{his} und ρ_{Probit}^{Asset} jenes \widetilde{PD}_k bestimmt, für welches Gleichung (74) maximiert wird. Die Bestimmung von \widetilde{PD}_k in Gleichung (74) erfolgt numerisch.

3.2.4 Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit

Wie in Gleichung (72) dargestellt, entspricht die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallhäufigkeit bei unabhängigen Ausfallereignissen einer Binomialverteilung, welche durch die Anzahl der Kreditnehmer in der Ratingklasse sowie der zugrunde liegenden Ausfallwahrscheinlichkeit PD parametrisiert wird: $H \sim Bin(N, PD)$. Im Folgenden wird diskutiert, wie die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote unter Berücksichtigung der Unsicherheit, welche mit der Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit zusammenhängt, abgeleitet werden kann.

Oben wird beschrieben, dass die Unsicherheit bei der Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit im Unabhängigkeitsfall durch eine Jeffrey-Verteilung $PD_u \sim Beta(H_{his} + 1/2; N_{his} - H_{his} + 1/2)$ darstellbar ist. Durch Einsetzen von PD_u in (72) erfolgt eine Mischung der Beta- und der Binomialverteilung. Durch diese gemischte Beta-Binomialverteilung $H \sim Bin(N, PD_u)$ fließt die Schätzunsicherheit in die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallhäufigkeit und damit auch in die Verteilung der Ausfallquote AQ_u ein. Die Mischung der beiden Verteilungen erfolgt hier durch eine Monte-Carlo-Simulation.

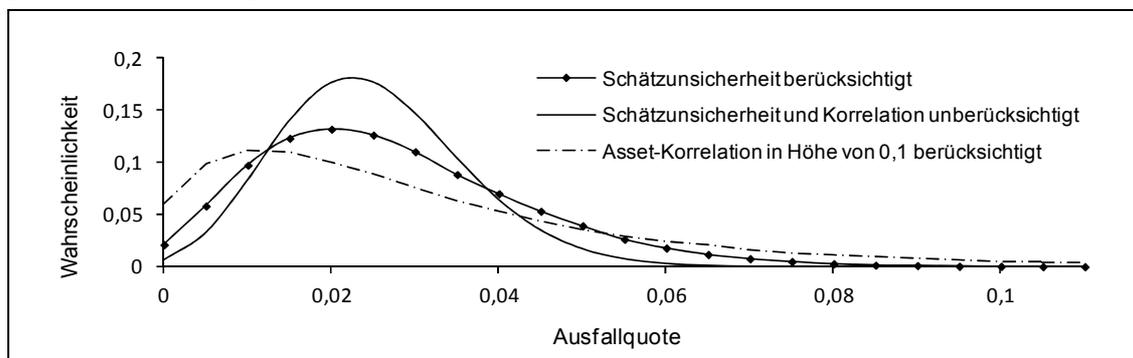
⁴⁵⁹ Vgl. Höse, Huschens (2003), 148.

⁴⁶⁰ Vgl. Huschens, Vogl, Wania (2005), 244.

Abbildung 15 veranschaulicht die Verteilung der Ausfallquote AQ_u unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit für ein Portfolio. Es wird angenommen, dass der Ratingklasse aktuell $N = 200$ Kreditnehmer zugeordnet werden. In einer historischen Periode wurden bei einer Klassengröße von $N_{his} = 200$ Kreditnehmern $H_{his} = 5$ Ausfälle beobachtet. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung wird durch eine Monte-Carlo-Simulation auf Grundlage der oben dargestellten gemischten Beta-Binomialverteilung bestimmt (100 000 Ziehungen). Zum Vergleich wird die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote ohne Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und Korrelation sowie die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote unter Vernachlässigung der Schätzunsicherheit aber unter Berücksichtigung einer Korrelation AQ_k in Höhe von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,1$ dargestellt. Es wird deutlich, dass eine Vernachlässigung sowohl von Schätzunsicherheit als auch von Korrelation zu einer verhältnismäßig schmalen Verteilung führt. Das heißt, sowohl Korrelation als auch Schätzunsicherheit erhöhen die Wahrscheinlichkeit einer hohen Ausfallquote dieses Portfolios. Im hier dargestellten Fall ist die Verteilung bei Berücksichtigung von Korrelation im oberen Bereich etwas breiter als die Verteilung bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit.

Abbildung 15:

Verteilung der Ausfallquote bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und Korrelation ($H_{his} = 5$, $N_{his} = 200$)



3.2.5 Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von Schätzunsicherheit und Korrelation

Im vorangegangenen Abschnitt wurde beschrieben, wie die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote unter Berücksichtigung von Korrelation beziehungsweise unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bestimmt wird. In diesem Abschnitt wird gezeigt, dass die Schätzunsicherheit unter bestimmten Rahmenbedingungen das Forderungsausfallrisiko stärker determiniert als die Korrelation.

Es wird angenommen, dass die Vernachlässigung der Schätzunsicherheit oder der Korrelation jeweils eine Unterschätzung des tatsächlichen Verlustpotenzials des Portfolios zur Folge hat, da eine das Risiko erhöhende Komponente vernachlässigt wird. Das heißt, durch die Berücksichtigung der jeweiligen Größe erhöhen sich die zu einem ge-

gegebenen Vertrauensniveau α möglichen Forderungsverluste. Da die Höhe der Forderungsverluste in die Ergebnisverteilung des Unternehmens einfließt, sinkt der zum gegebenen Konfidenzniveau zu erwartende Gesamtertrag, welcher bei einem hohen Vertrauensniveau in der Regel einen Verlust darstellen wird. Um eine Insolvenz aufgrund Überschuldung zu vermeiden, ist zur Deckung dieser Verluste Eigenkapital vom Unternehmen vorzuhalten. Ein Modell, welches einen höheren Forderungsverlust bei gegebenem Vertrauensniveau aufweist, impliziert damit auch einen höheren Eigenkapitalbedarf.⁴⁶¹ Demnach unterschätzt der Ansatz, der zu einem kleineren Value at Risk führt, den tatsächlichen Eigenkapitalbedarf stärker. Damit ist jeweils der Ansatz zu bevorzugen, der zu einem höheren Quantilwert der Verteilung der Ausfallquote bei gegebenem Konfidenzniveau führt. Im Folgenden bezeichnet VaR_α^K den Value at Risk der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote unter Berücksichtigung von Korrelation zum Konfidenzniveau α . VaR_α^{SU} bezeichnet den Value at Risk der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausfallquote unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit zum Konfidenzniveau α . Da hier angenommen wird, dass Kredite zum Ausfallzeitpunkt einen Wert in Höhe von eins aufweisen und dass sie bei einem Ausfall vollständig abgeschrieben werden, entspricht der Quantilwert der Ausfallquotenverteilung dem Value at Risk der Verlustverteilung des Kreditportfolios. Auch sei die Ratingklassengröße sowie die Ausfallkorrelation im Zeitverlauf konstant.

Empirische Untersuchungen zur Höhe der Abhängigkeiten zwischen Kreditnehmern legen eine geringe Korrelation $\rho_{Probit}^{Asset} < 0,1$ nahe, wobei Abhängigkeiten von unter 4% am plausibelsten erscheinen.⁴⁶² Im Einzelfall kann die Korrelation im Forderungsportfolio eines Unternehmens natürlich auch höher sein. Hier soll allerdings eine Fokussierung auf eine Korrelation von $0,01 \leq \rho_{Probit}^{Asset} \leq 0,1$ erfolgen, da diese Größenordnung aufgrund der empirischen Untersuchungen im Bankensektor als relevant erscheint und damit vermutlich auch die relevante Größenordnung für Abhängigkeiten von Forderungen widerspiegelt. Der VaR_α^K wird aus Gleichung (42) abgeleitet, indem die minimale Ausfallanzahl h_K^{VaR} bestimmt wird, für die gilt:

$$\sum_{h=0}^{h_K^{\text{VaR}}} \int_{-\infty}^{\infty} \binom{N}{h} \pi(F)^h (1 - \pi(F))^{N-h} \varphi(f) df \geq \alpha \quad (75)$$

⁴⁶¹ Eine Ausnahme stellt der Fall dar, in dem das Unternehmen durch Berücksichtigung beider Methoden zum gegebenen Konfidenzniveau kein zusätzliches Eigenkapital benötigt. Dieser Fall kann eintreten, wenn zum gegebenen Vertrauensniveau vom Unternehmen auch unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit beziehungsweise Korrelation ein Gewinn erwartet wird. Damit wäre der Eigenkapitalbedarf jeweils null und entspräche dem Bedarf bei Vernachlässigung der beiden Größen. Falls das Forderungsausfallrisiko durch Diversifikation vollständig eliminiert werden kann, würde sich ebenfalls kein zusätzlicher Eigenkapitalbedarf ergeben. Letzterer Fall ist eher theoretischer Natur. Dass ein Unternehmen aufgrund seiner Ertragsstärke kein Eigenkapital benötigt, ist vorstellbar, stellt in der Praxis vermutlich aber eher eine Ausnahme dar.

⁴⁶² Vgl. *Dietsch, Petey (2004), 779 ff.; Hamerle, Liebig, Rösch (2003), 79; Cassart et al. (2007), 15 ff.*

wobei $\pi(F)$ die bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit aus Gleichung (41) bezeichnet. Die Bestimmung der minimalen Ausfallzahl h_K^{VaR} , für welche Gleichung (75) gilt, erfolgt hier iterativ. Das heißt, h_K^{VaR} wird solange erhöht, bis obige Gleichung (75) erfüllt ist. Der VaR_α^K ergibt sich dann als Quotient aus h_K^{VaR} und der Klassengröße N :

$$\text{VaR}_\alpha^K = \frac{h_K^{\text{VaR}}}{N} \quad (76)$$

Der $\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}}$ wird mittels Monte-Carlo-Simulation aus der in Abschnitt 3.2.4 dargestellten gemischten Beta-Binomialverteilung $H \sim \text{Bin}(N; \text{Beta}(H_{\text{his}} + 1/2; N_{\text{his}} - H_{\text{his}} + 1/2))$ und der Ratingklassengröße abgeleitet. Hierzu wird die Ausfallanzahl $h_{\text{SU}}^{\text{VaR}}$ bestimmt, die nur noch mit einer Restwahrscheinlichkeit α überschritten wird:

$$\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}} = \frac{h_{\text{SU}}^{\text{VaR}}}{N} \quad (77)$$

Es erfolgen für jede Ratingklassengröße 100 000 Ziehungen. Ab einer Ratingklassengröße von 999 Kreditnehmern werden die Binomial- und die Betaverteilung aus Vereinfachungsgründen durch Normalverteilungen approximiert:⁴⁶³

$$\text{Beta}(\alpha, \beta) \sim \Phi\left(\frac{\alpha}{\alpha + \beta}, \sqrt{\frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2(\alpha + \beta + 1)}}\right) \quad (78)$$

$$\text{Bin}(N, PD_u) \sim \Phi\left(N \cdot \widetilde{PD}_u, \sqrt{N \cdot \widetilde{PD}_u(1 - \widetilde{PD}_u)}\right) \quad (79)$$

Abbildung 16 veranschaulicht die Entwicklung von $\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}}$ und VaR_α^K zum Signifikanzniveau $\alpha = 95\%$. Die Kurven geben jeweils die prognostizierte Ausfallquote des Portfolios an, die nur mit einer Restwahrscheinlichkeit α noch überschritten wird. Für die Prognose der Verteilung der Ausfallquote wird unterstellt, dass die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit der Kreditnehmer einer Ratingklasse auf Grundlage historischer Beobachtungen geschätzt wird. Das heißt, die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit bei einer Berücksichtigung von Schätzunsicherheit wird durch die Betaverteilung aus Gleichung (73) simuliert, welche durch historische Beobachtungen parametrisiert wird. Bei einer Berücksichtigung von Asset-Korrelationen, wird die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit durch die Maximum-Likelihoodfunktion (74) numerisch bestimmt, in welche ebenfalls historische Beobachtungen einfließen. In den einzelnen Simulationen werden demnach neben dem Signifikanzniveau auch die Ratingklassengröße $N_{\text{his}} = N$ und die beobachtete Anzahl Ausfälle H_{his} vorgegeben. Um eine Vergleichbarkeit unabhängig von der Ratingklassengröße zu gewährleisten, wird die Anzahl der Ausfälle H_{his}

⁴⁶³ Für die in dieser Arbeit untersuchten Fälle werden die Voraussetzungen für diese Approximationen ab einer Ratingklassengröße von 999 Debitoren als hinreichend erfüllt angesehen (vgl. Vose, 2008, 703 ff.).

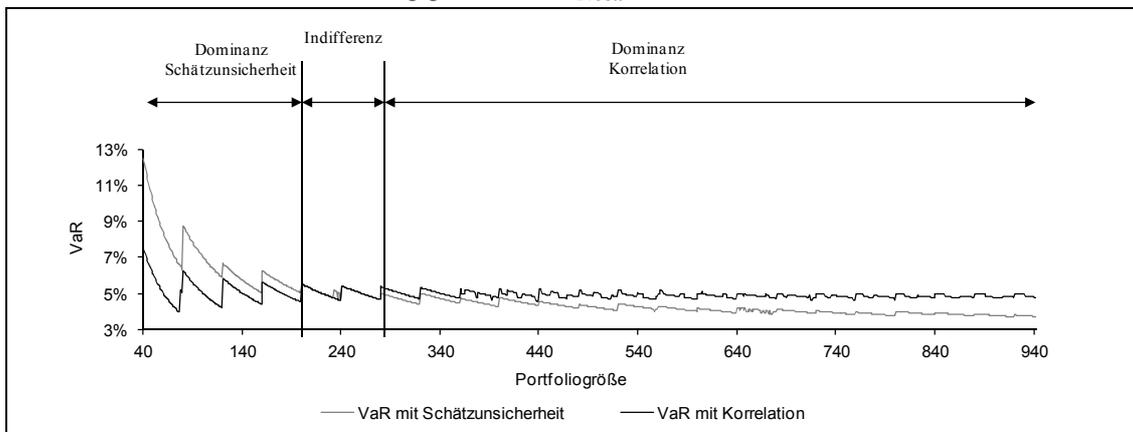
vorgegeben, indem jeweils eine identische historisch beobachtete Ausfallquote (AQ_{geg}) unterstellt wird. Der maximale Wert H_{his} für den gilt:

$$\frac{H_{his}}{N_{his}} \leq AQ_{geg} \quad (80)$$

fließt als Anzahl der historisch beobachteten Ausfälle jeweils in PD_u und \widetilde{PD}_k ein. Wegen der Ganzzahligkeitsrestriktion für H_{his} bleibt die beobachtete Anzahl von Ausfällen in einzelnen Intervallen konstant, während die geschätzte Ausfallwahrscheinlichkeit in diesen Intervallen kontinuierlich abnimmt und an den Intervallgrenzen (bei Erhöhung von H_{his}) auf ein höheres Niveau springt.⁴⁶⁴ Aufgrund dieser gewählten Vorgehensweise ergibt sich der „gezackte“ Verlauf der Kurven von VaR_α^K und VaR_α^{SU} .⁴⁶⁵ Der Vorteil besteht darin, dass Ratingklassen gebildet werden können, die für alle Ratingklassengrößen eine annähernd identische Bonität aufweisen. In Abbildung 16 wird $AQ_{geg} = 2,5\%$ angenommen. Es wird weiter eine Ausfallkorrelation von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,03$ unterstellt.

Abbildung 16:

Vergleich der VaR der Ausfallquoten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit beziehungsweise Korrelation ($AQ_{geg} = 2,5\%$, $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,03$, $\alpha = 95\%$)



Aufgrund des un stetigen Verlaufs der zwei Kurven ergeben sich mehrere Schnittpunkte. Erstmals schneiden sich beide Kurven bei einer Ratingklassengröße von 200 Kreditnehmern. Letztmals wird ein Schnittpunkt bei 280 Kreditnehmern ermittelt. Das heißt, bei einer Klassengröße bis zu 200 Kreditnehmern wird der tatsächliche Eigenkapital-

⁴⁶⁴ Zum Beispiel für $AQ_{geg} = 2,5\%$ beträgt die Intervalllänge 40 Debitoren.

⁴⁶⁵ Die Binomialverteilung ist eine diskrete Verteilung und setzt eine natürliche Zahl zur Beschreibung der Ausfälle H_{his} voraus. Das heißt, grundsätzlich ist nicht für jede Ratingklassengröße eine exakte historische Ausfallquote von zum Beispiel 2,5% beobachtbar. Es liegen also verschiedenen Ratingklassengrößen identische Ausfallzahlen H_{his} zugrunde. Hieraus ergeben sich für einzelne Intervalle stetig abnehmende Werte für den VaR der Ausfallquote. Bei Erhöhung der Ausfallanzahl H_{his} zu Beginn eines solchen Intervalls ergibt sich eine sprunghafte Erhöhung der geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeit, wodurch sich der gezackte Verlauf der Kurve ergibt.

bedarf bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit weniger unterschätzt als es bei einer Einbeziehung von Korrelation der Fall wäre. Ab einer Ratingklassengröße von über 280 Kreditnehmern kommt hingegen der Korrelation eine höhere Bedeutung zu.

Für den Bereich zwischen 200 und 280 Kreditnehmern ist keine eindeutige Aussage möglich. Um dennoch eine Entscheidung treffen zu können, wird hier vorgeschlagen, die beiden Kurven mittels gleitendem Durchschnitt zu glätten.⁴⁶⁶ Der Schnittpunkt der geglätteten Kurven könnte zur Bestimmung einer Abgrenzung zwischen den beiden Konzepten genutzt werden. Die Wahl der Anzahl der Nachbarn, die bei der Berechnung des gleitenden Durchschnitts berücksichtigt werden, ist allerdings willkürlich. Das heißt, der Schnittpunkt der geglätteten Kurven gibt nur eine Idee für eine Abgrenzung zwischen beiden Konzepten wieder.⁴⁶⁷ Abbildung 17 zeigt die geglätteten Kurven aus Abbildung 16. Der Schnittpunkt liegt bei einer Ratingklassengröße von 247 Kreditnehmern. Das heißt, bis zu dieser Klassengröße ist bei den vorgegebenen Rahmenbedingungen und der definierten Entscheidungsheuristik eine Berücksichtigung der Schätzunsicherheit zu präferieren.

Abbildung 17:

Vergleich der VaR der Ausfallquoten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit beziehungsweise Korrelation (gleitender Durchschnitt) ($AQ_{geg} = 2,5\%$, $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,03$, $\alpha = 95\%$)

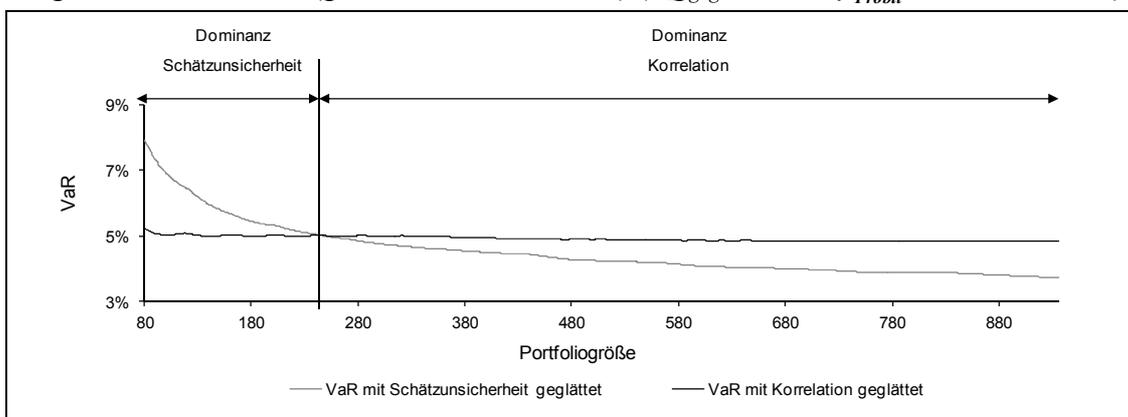


Tabelle 6 und Tabelle 7 zeigen für verschiedene Ausfallkorrelationen den kleinsten und größten Schnittpunkt als auch den Schnittpunkt⁴⁶⁸ der geglätteten Kurven. Dabei wird

⁴⁶⁶ Hier erfolgt die Glättung, indem der gleitende Durchschnitt jeweils aus dem betrachteten Wert sowie 40 Vorgängern und 40 Nachfolgern bestimmt wird.

⁴⁶⁷ Alternativ könnte beispielsweise auch der Mittelwert zwischen dem grössten und dem kleinsten Schnittpunkt gewählt werden. Dabei würde allerdings vernachlässigt, dass der Anstieg der Kurve VaR_{α}^{SU} mit zunehmender Ratingklassengröße abnimmt, daher wird hier die Verwendung von gleitenden Durchschnitten vorgeschlagen.

⁴⁶⁸ Da die Wahl der Anzahl der berücksichtigten Nachbarn (hier jeweils 80) bei der Bestimmung des gleitenden Durchschnitts rein willkürlich ist, lässt sich nicht ausschließen, dass auch die geglätteten Kurven mehrere Schnittpunkte aufweisen. In diesem Fall könnte die Anzahl der berücksichtigten Nachbarn erhöht werden, um die Anzahl der Schnittpunkte auf eins zu reduzieren. Da der Schnitt-

zwischen den Konfidenzniveaus $\alpha = 95\%$, $\alpha = 97,5\%$, $\alpha = 99\%$, und $\alpha = 99,9\%$ unterschieden. In Tabelle 6 wird jeweils eine Bonität in Höhe von $AQ_{geg} = 2,5\%$ und in Tabelle 7 in Höhe von $AQ_{geg} = 1\%$ vorgegeben. In Tabelle 6 wurden Ratingklassen ab einer Größe von 40 Kreditnehmern und in Tabelle 7 ab einer Größe von 100 Kreditnehmern untersucht.

Tabelle 6:

Schnittpunkte des VaR_α^{SU} und VaR_α^K für $AQ_{geg} = 2,5\%$ ⁴⁶⁹

Korrelation	Value at Risk für $\alpha = 95\%$			Value at Risk für $\alpha = 97,5\%$		
	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt
0,01	556	970	744	560	920	747
0,02	230	474	398	282	440	387
0,03	200	280	247	164	277	244
0,04	123	239	166	160	222	188
0,05	122	200	159	139	199	157
0,06	122	145	137	120	158	136
0,07	120	120	126	92	131	117
0,08	86	120	111	80	120	100
0,09	80	120	99	80	108	97
0,1	80	120	99	80	80	88
Korrelation	Value at Risk für $\alpha = 99\%$			Value at Risk für $\alpha = 99,9\%$		
	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt
0,01	600	880	716	594	799	697
0,02	281	410	342	293	400	337
0,03	205	279	245	195	262	222
0,04	131	199	176	142	199	164
0,05	123	158	143	120	153	131
0,06	80	152	112	98	120	113
0,07	80	119	101	80	107	99
0,08	80	88	87	80	80	86
0,09	80	80	83	67	80	74
0,1	68	80	73	54	80	66

punkt der Kurven der gleitenden Durchschnitte hier allerdings nur einen Eindruck für einen möglichen Wechsel zwischen den Modellen vermitteln soll, wird auf solche Anpassungen verzichtet.

⁴⁶⁹ Durch die Glättung der Kurven, bei der jeweils 40 Vorgänger und Nachfolger einbezogen werden, ergibt sich als kleinster möglicher Schnittpunkt der geglätteten Kurven jeweils eine Forderungsportfoliogröße von 80 Kreditnehmern. Um auch kleinere Schnittpunkte erfassen zu können, wurde in Kreditportfolios mit 60 bis 80 Kreditnehmern eine Glättung vorgenommen, bei der jeweils nur 20 Vorgänger und 20 Nachfolger berücksichtigt werden.

Tabelle 7:

Schnittpunkte des $\text{VaR}_\alpha^{\text{SU}}$ und $\text{VaR}_\alpha^{\text{K}}$ für $AQ_{\text{geg}} = 1,0\%$

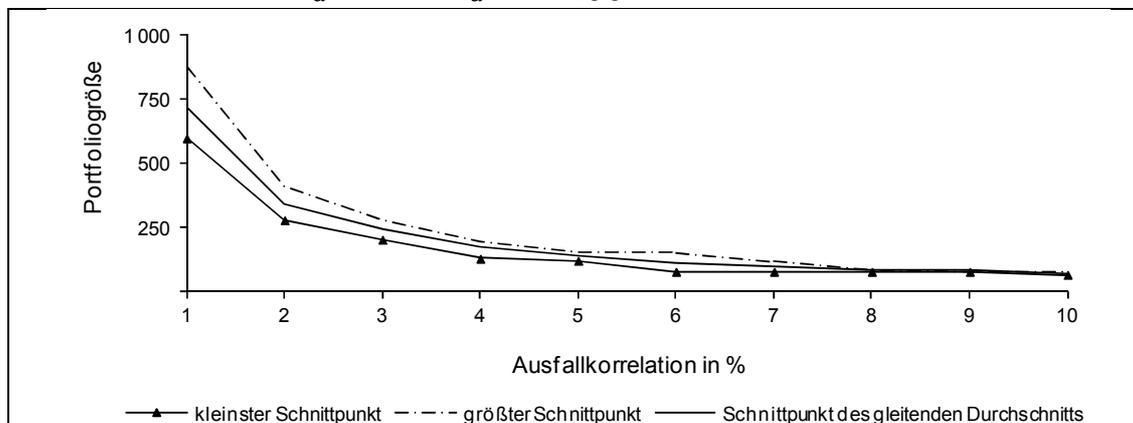
Korrelation	Value at Risk für $\alpha = 95\%$			Value at Risk für $\alpha = 97,5\%$		
	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt
0,01	944	1 807	1 241	961	1 631	1 246
0,02	622	1 026	824	436	899	719
0,03	301	733	572	406	684	493
0,04	301	596	340	300	494	400
0,05	298	365	307	211	375	299
0,06	212	299	287	200	298	280
0,07	200	299	240	200	292	216
0,08	200	299	237	200	199	201
0,09	188	269	210	143	199	193
0,1	161	200	191	107	195	180
Korrelation	Value at Risk für $\alpha = 99\%$			Value at Risk für $\alpha = 99,9\%$		
	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt	kleinster Schnittpunkt	größter Schnittpunkt	gleitender Durchschnitt
0,01	1 011	1 508	1 145	1 000	1 225	1 027
0,02	543	895	719	523	799	635
0,03	329	572	437	330	480	419
0,04	229	431	370	291	399	306
0,05	203	368	305	200	286	241
0,06	203	300	262	200	275	206
0,07	200	287	217	200	200	193
0,08	136	200	186	109	200	183
0,09	101	200	160	104	199	139
0,1	100	200	121	100	123	121

Die Ergebnisse verdeutlichen, dass der Schnittpunkt der beiden Kurven sowohl von der Bonität der untersuchten Ratingklasse, als auch von der Ausfallkorrelation abhängt. So sinkt mit steigender Ausfallkorrelation die Ratingklassengröße, bei der ein Wechsel von einem Modell, welches Schätzunsicherheit berücksichtigt, zu einem Modell, welches Ausfallkorrelation einbezieht, sinnvoll ist. Abbildung 18 veranschaulicht diesen Zusammenhang. Liegt die tatsächliche Ratingklassengröße bei gegebener Ausfallkorrelation unterhalb der unteren Kurve (kleinster Schnittpunkt), so ist ein Modell, welches Schätzunsicherheit berücksichtigt, vorzuziehen. Liegt die tatsächliche Ratingklassengröße über der oberen Kurve (größter Schnittpunkt), dann ist eine Berücksichtigung der Ausfallkorrelation sinnvoll. Für Ratingklassengrößen, die zwischen den beiden äußeren Kurven liegen, ist keine eindeutige Aussage möglich. Als Anhaltspunkt könnte jedoch, wie hier dargestellt, die Kurve dienen, welche die Schnittpunkte der gleitenden Durchschnitte abbildet. Das heißt, bei Vorliegen geringer Abhängigkeiten ist ein verhältnismäßig großes Portfolio erforderlich, um eine Berücksichtigung von Korrelation der Berücksichtigung von Schätzunsicherheit vorzuziehen. In Abbildung 18 wird dieser Zusammenhang durch den fallenden Verlauf der Kurven deutlich. Wird der Wert für die Korrelation bei sonst gleichbleibenden Bedingungen erhöht, steigt auch der Value at Risk $\text{VaR}_\alpha^{\text{K}}$ der Verteilung der Ausfallquote im Abhängigkeitsfall. Da unter sonst gleichen Bedingungen die Verteilung der Ausfallquote unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und

damit auch der Value at Risk VaR_α^{SU} unverändert bleibt, sinkt mit Erhöhung der Korrelation die Portfoliogröße ab welcher gilt: $\text{VaR}_\alpha^K \geq \text{VaR}_\alpha^{SU}$. So wäre zum Beispiel für die Risikobewertung einer Ratingklasse mit bis zu 744 Kreditnehmern ein Modell zu bevorzugen, welches Schätzunsicherheit berücksichtigt, wenn eine Ausfallquote von $AQ_{geg} = 2,5\%$ und eine Ausfallkorrelation von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,01$ beobachtet sowie der Value at Risk zum Signifikanzniveau $\alpha = 95\%$ betrachtet wird. Würde derselben Ratingklasse hingegen eine Ausfallkorrelation von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,05$ zugrundeliegen, dann wäre ein Modell, welches Schätzunsicherheit einbezieht, nur bis zu einer Klassengröße von 159 Kreditnehmern zu bevorzugen.

Abbildung 18:

Schnittpunkte von VaR_α^{SU} und VaR_α^K für $AQ_{geg} = 2,5\%$, $\alpha = 95\%$



Die Ergebnisse in den Tabellen 6 und 7 deuten auch darauf hin, dass die Schnittpunkte der beiden Kurven mit zunehmenden Konfidenzniveau geringfügig sinken. Das heißt, wird ein hohes Sicherheitsniveau angestrebt, kann ein Wechsel von einem Modell mit Schätzunsicherheit zu einem Modell mit Korrelation bereits in etwas kleineren Ratingklassen erfolgen.

Der Schnittpunkt der beiden Kurven erhöht sich in den hier dargestellten Fällen außerdem, wenn die in einer Ratingklasse beobachtete Ausfallquote sinkt. Das weist darauf hin, dass in Risikoklassen mit Kreditnehmern guter Bonität größere Ratingklassen erforderlich sind, um die Korrelation der Schätzunsicherheit vorzuziehen als in Risikoklassen mit geringerer Bonität. So schneiden sich zum Beispiel die gleitenden Durchschnitte der beiden Kurven bei einer unterstellten Abhängigkeit von $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,01$ und einem Signifikanzniveau $\alpha = 95\%$ in Tabelle 6 bereits bei einer Klassengröße von 744 Kreditnehmern, während in Tabelle 7 dieser Schnittpunkt bei 1 241 Kreditnehmern liegt.

3.2.6 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Frage, ob Schätzunsicherheit oder Korrelation bei der Bewertung der Forderungsbeziehungsweise Kreditausfallwahrscheinlichkeit berücksichtigt werden sollte, wird in den gängigen Kreditportfoliomodellen der Banken derzeit zu Gunsten der Korrelation

beantwortet. Hier wurde anhand von Fallstudien gezeigt, dass bei Vorliegen einer hohen Korrelation (zum Beispiel $\rho_{Probit}^{Asset} = 0,1$) oder bei großen Ratingklassen ($N > 1500$) diese Entscheidung zu rechtfertigen ist. Empirische Studien deuten allerdings darauf hin, dass Assetkorrelationen von über 10% eher ungewöhnlich sind. Vielmehr scheinen deutlich geringere Abhängigkeiten in der Realität aufzutreten. Unternehmen können, im Vergleich zu Banken, auch über relativ kleine Ratingklassen verfügen ($N < 500$). Für solche Ratingklassen kann durch eine bevorzugte Verwendung von Modellen, die eine Ausfallkorrelation einbeziehen, der tatsächliche Eigenkapitalbedarf stärker unterschätzt werden, als es bei einer Verwendung von Modellen, die Schätzunsicherheit berücksichtigen, der Fall wäre. Die Entscheidung für eine Modellvariante wird dabei maßgeblich durch die Höhe der Korrelation, der Ratingklassengröße, der Bonität der Ratingklasse und im geringen Umfang vom gewählten Konfidenzniveau des Value at Risk determiniert.

Da mit beiden Modellvarianten das tatsächliche Kreditportfoliorisiko unterschätzt wird, kann keine dieser beiden Varianten endgültig befriedigend sein. Sinnvoller ist es daher, Modelle zu verwenden, welche sowohl Ausfallkorrelation als auch Schätzunsicherheit einbeziehen. Die derzeit diskutierten Verfahren zur Bewertung der Schätzunsicherheit, basierend auf Konfidenzintervallen, sind dafür allerdings nicht geeignet, da sie, wie eingangs beschrieben, Annahmen hinsichtlich der Abhängigkeiten zwischen den Kreditnehmern treffen, die so in den gängigen Kreditportfoliomodellen nicht getroffen werden. Aus diesem Grund wird in den folgenden Abschnitten diskutiert, wie Schätzunsicherheit in Kreditrisikomodellen berücksichtigt werden kann, die sowohl Schätzunsicherheit als auch Korrelation berücksichtigen.

Hier konnte zunächst gezeigt werden, dass die Vernachlässigung der Schätzunsicherheit zugunsten der Korrelation in kleinen Ratingklassen nicht ungeprüft erfolgen sollte, besonders dann nicht, wenn diese Klassen Kunden guter Bonität zusammenfassen und nur geringe Abhängigkeiten angenommen werden können. Sollen solche auf den oben beschriebenen Konfidenzintervallen beruhende Methoden zur Modellierung von Schätzunsicherheit in der Praxis zur Anwendung kommen, sollte daher zunächst überprüft werden, ob mit einem Modell zur Bewertung des Kreditausfallrisikos, welches Schätzunsicherheit berücksichtigt, der unerwartete Verlust und damit der Eigenkapitalbedarf eines Forderungsportfolios genauer eingeschätzt wird als mit einem Modell, welches Abhängigkeiten zwischen den Debitoren einbezieht.

3.3 Vergleich des VaR bei Verwendung von Bootstrapping beziehungsweise eines asymptotischen Ansatzes

3.3.1 Fragestellung

Im vorangegangenen Abschnitt wurde Schätzunsicherheit nur im Kontext der Ausfallwahrscheinlichkeit aber nicht in Bezug auf die Korrelation betrachtet. Aufgrund der dort

gewählten Konfidenzintervalle zur Modellierung der Schätzunsicherheit musste jedoch eine unrealistische Annahme hinsichtlich der Abhängigkeiten zwischen den Kreditausfällen getroffen werden. Konfidenzregionen, bei denen die oben beschriebenen Annahmen zur Unabhängigkeit nicht erforderlich sind, beschreiben beispielsweise Höse (2007) und Hamerle et al. (2005). Diese Autoren entwickeln Modelle, die es ermöglichen, bei der simultanen Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten und Ausfallkorrelationen asymptotische Konfidenzregionen für beide Parameter abzuleiten. Auch befassen sie sich mit der Frage, welchen Einfluss die Schätzunsicherheit auf den Value at Risk der Verlustverteilung eines Kreditportfolios und damit auf den ökonomischen Eigenkapitalbedarf eines Unternehmens hat. Die verwendeten asymptotischen Konfidenzintervalle basieren jedoch auf der Annahme, dass die auf Basis einer Maximum-Likelihood-Schätzung geschätzten Parameter asymptotisch normalverteilt sind.⁴⁷⁰ So wird unter anderem vorausgesetzt, dass Daten für einen historisch sehr langen Zeitraum zur Verfügung stehen.⁴⁷¹ Diese Annahme ist für die Praxis möglicherweise wenig realistisch. Alternativen zu asymptotischen Konfidenzregionen könnten auf Bootstrapping basierende Regionen darstellen. Ein wesentlicher Vorteil des Bootstrappings ist darin zu sehen, dass es frei von restriktiven Annahmen hinsichtlich der Parameter ist.⁴⁷² Das heißt, die Verletzung der Annahme der asymptotischen Normalverteilung der Maximum-Likelihood-Schätzer wäre für das Bootstrapping unproblematisch. Der Nachteil des Bootstrappings besteht jedoch darin, dass eine analytische Berechnung nicht möglich ist. Damit ist diese Methode deutlich rechen- und damit zeitintensiver als die asymptotische Lösung. Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, ab welcher Anzahl historisch verfügbarer Perioden beide Methoden zu einer ähnlichen Einschätzung des Kreditausfallrisikos bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit führen und damit die Verwendung eines asymptotischen Ansatzes unbedenklich ist. Im Folgenden soll dieser Frage anhand einer Simulationsstudie nachgegangen werden. Als Kriterium der Vergleichbarkeit beider Methoden dienen hier die Mittelwerte der VaR-Verteilungen. Die asymptotische Konfidenzregion wird durch eine von Höse (2007) vorgeschlagene Wald-Konfidenzregion beschrieben. Höse untersucht zwar, inwiefern Schätzunsicherheit das ökonomische Kapital beeinflusst. Jedoch nutzt sie hierfür einen Ansatz zur Berechnung von Eigenkapitalanforderungen nach Basel II, in dem die Korrelation aus der Ausfallwahrscheinlichkeit berechnet wird.⁴⁷³ Wie aus der von ihr vorgeschlagenen Konfidenzregion das ökonomische Eigenkapital ermittelt werden kann, diskutiert sie jedoch nicht. An dieser Stelle knüpft der vorliegende Artikel an. Es wird gezeigt, wie auf Grundlage der Wald-Konfidenzregion das ökonomische Eigenkapital bestimmt werden kann. Darauf aufbauend ist es hier möglich, die oben formulierte Frage nach der Eignung der

⁴⁷⁰ Vgl. Hamerle et al. (2005), 11.

⁴⁷¹ Vgl. Höse (2007), 136.

⁴⁷² Vgl. Chernick (2008), 8 ff.

⁴⁷³ Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2005), RN 330; Höse (2007), 140 ff., 173 ff.

vorgeschlagenen asymptotischen Konfidenzregion zur Beurteilung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs zu diskutieren.

3.3.2 Modell und Parameterschätzung

Der folgenden Untersuchung liegt ein Beta-Binomial-Modell zugrunde. Der Einfachheit halber wird ein Ein-Ratingklassenfall betrachtet. Das Modell wurde in Abschnitt 2.4.2.2 eingeführt. Zwischen der Ausfallkorrelation ρ_{Beta}^{Aus} beziehungsweise der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit PD und den Parametern der Betafunktion α, β besteht der in Gleichung (56) dargestellte funktionale Zusammenhang. Damit sind $0 < \rho_{Beta}^{Aus} < 1$ und $0 < PD < 1$. Es wird auch hier aus Vereinfachungsgründen angenommen, dass gegen alle Kreditnehmer eine Forderung (Exposure at Default) in Höhe von eins besteht. Wenn es zu einem Ausfall kommt, sei unterstellt, dass der gesamte Forderungsbetrag dieses Kreditnehmers ausfällt (Loss Given Default = eins). Damit reduziert sich die Verlustverteilung des Kreditportfolios auf die Verteilung der Anzahl der auftretenden Kreditausfälle. Die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Ausfallszenarien können mit Gleichung (51) bestimmt werden.

Zur Parametrisierung dieses Modells ist die Schätzung der beiden Parameter ρ_{Beta}^{Aus} und PD erforderlich. Die simultane Schätzung dieser beiden Größen erfolgt mittels Maximum-Likelihood-Methode. Hierfür wird unterstellt, dass die zugrunde liegende unbekannte Ausfallwahrscheinlichkeit PD und die Ausfallkorrelation ρ_{Beta}^{Aus} im Periodenvergleich konstant sind. Es liegen keine periodenübergreifenden Abhängigkeiten vor. Folgende auf Gleichung (51) basierende Log-Likelihood-Funktion wird maximiert:⁴⁷⁴

$$\begin{aligned}
 l(PD, \rho_{Beta}^{Aus}, \vec{h}) = & c + \sum_{t=1}^T \ln \Gamma \left(h_t - PD + \frac{PD}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right) + \ln \Gamma \left(N - h_t - 1 + PD + \frac{1 - PD}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right) \\
 & - T \left[\ln \Gamma \left(\frac{PD(1 - \rho_{Beta}^{Aus})}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right) + \ln \Gamma \left(\frac{(1 - PD)(1 - \rho_{Beta}^{Aus})}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right) + \ln \Gamma \left(N - 1 + \frac{1}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right) \right] \\
 & + T \ln \Gamma \left(\frac{1 - \rho_{Beta}^{Aus}}{\rho_{Beta}^{Aus}} \right)
 \end{aligned} \quad (81)$$

Hierbei beschreibt \vec{h} den Vektor historisch beobachteter Ausfallzahlen. Es wird unterstellt, dass sich die Portfoliogröße $N = N_t$ mit $t = 1, 2, \dots, T$ im Zeitverlauf nicht ändert, wobei T die Anzahl der historisch beobachtbaren Perioden darstellt. Γ bezeichnet die Gammafunktion:

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} s^{a-1} e^{-s} ds \quad (82)$$

⁴⁷⁴ Vgl. Höse (2007), 149.

Die Konstante c ist unabhängig von den Modellparametern und kann daher bei der Maximierung vernachlässigt werden. Die beiden Schätzer \widetilde{PD}_T^{ML} und $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}$, die diese Funktion maximieren, werden numerisch bestimmt. Die Parameter der Betafunktion können auf Grundlage dieser beiden Schätzer ermittelt werden:

$$\widetilde{\alpha}_T^{ML} = \frac{\widetilde{PD}_T^{ML} \left(1 - \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}\right)}{\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}} \quad \text{und} \quad \widetilde{\beta}_T^{ML} = \frac{\left(1 - \widetilde{PD}_T^{ML}\right) \left(1 - \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}\right)}{\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}} \quad (83)$$

Durch Einsetzen dieser beiden Parameter und N in Gleichung (51) kann die Verteilung der Anzahl der Ausfälle innerhalb einer Periode abgeleitet werden. Diese berücksichtigt jedoch noch nicht die mit der Schätzung verbundene Schätzunsicherheit. Im folgenden Abschnitt wird gezeigt, wie diese durch Konfidenzregionen beschrieben werden kann.

3.3.3 Herleitung der Konfidenzregion

Höse (2007) konstruiert eine asymptotische Wald-Konfidenzregion für die beiden Parameter Ausfallkorrelation und Ausfallwahrscheinlichkeit.⁴⁷⁵ Diese wird für einen Parametervektor (PD, ρ_{Beta}^{Aus}) berechnet mit:⁴⁷⁶

$$T \left(\left(\widetilde{PD}_T^{ML}, \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} \right) - (PD, \rho_{Beta}^{Aus}) \right) \overline{I \left(PD, \rho_{Beta}^{Aus} \right)_T} \left(\left(\widetilde{PD}_T^{ML}, \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} \right) - (PD, \rho_{Beta}^{Aus}) \right)' \leq \chi_{2,1-q}^2 \quad (84)$$

wobei $\chi_{2,1-q}^2$ für $0 < q < 1$ das q -Quantil einer Chi-Quadratverteilung mit zwei Freiheitsgraden bezeichnet. $\overline{I \left(PD, \rho_{Beta}^{Aus} \right)_T}$ bezeichnet eine zu schätzende Informationsmatrix. Die Elemente dieser Informationsmatrix können dabei wie folgt bestimmt werden:⁴⁷⁷

⁴⁷⁵ Höse (2007) konstruiert darüber hinaus auch weitere Konfidenzregionen. Insbesondere eine auf dem Likelihood-Verhältnis basierende Konfidenzregion (LV-Region) könnte für kurze Datenhistorien möglicherweise besser geeignet sein als das hier verwendete Wald-Intervall. Allerdings ist die LV-Region so konstruiert, dass ein gegebenes Vertrauensniveau hinsichtlich der beiden Parameter mindestens eingehalten wird. Dieses Vorgehen ist möglicherweise problematisch. *Brown, Cai, DasGupta* (2001), 113, lehnen beispielsweise das für Anteilswerte im Unabhängigkeitsfall konstruierte Clopper-Pearson-Intervall, welches ebenfalls ein gegebenes Vertrauensniveau mindestens einhält, ab, weil sie es für „wastefully conservative“ halten. Für die LV-Region spricht eine von Höse durchgeführte Simulationsstudie, welche der LV-Region eine hohe Abdeckwahrscheinlichkeit attestiert (Höse, 2007, 167). Diese Studie erfolgt jedoch nur für ein Portfolio ($N = 5000$, $PD = \rho_{Beta}^{Aus} = 0,05$). *Brown, Cai, DasGupta* (2001), 102, weisen allerdings darauf hin, dass die Abdeckwahrscheinlichkeit eines Konfidenzintervalls sehr sensibel auf den Stichprobenumfang reagieren kann. Daher wird das für die LV-Region sprechende Argument hier geringer gewichtet als das gegen sie sprechende Argument und daher im Folgenden das vorgeschlagene Wald-Intervall betrachtet.

⁴⁷⁶ Vgl. Höse (2007), 87.

⁴⁷⁷ Vgl. Höse (2007), 151.

$$\begin{aligned}
I(PD, \rho_{Beta}^{Aus})_{11} &= (1-\rho)^2 \sum_{i=0}^{N-1} \left[\frac{\Pr(H_t \geq i+1)}{\left(PD(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} + \frac{\Pr(H_t \leq N-i-1)}{\left((1-PD)(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} \right] \\
I(p, \rho)_{12} = I(p, \rho)_{21} &= \frac{\rho_{Beta}^{Aus} - 1}{\rho_{Beta}^{Aus}} \sum_{i=0}^{N-1} \left[\frac{PD \cdot \Pr(H_t \geq i+1)}{\left(PD(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} + \frac{(1-PD) \cdot \Pr(H_t \leq N-i-1)}{\left((1-PD)(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} \right] \quad (85) \\
I(p, \rho)_{22} &= \frac{1}{\rho_{Beta}^{Aus 2}} \sum_{i=0}^{N-1} \left[\frac{PD^2 \cdot \Pr(H_t \geq i+1)}{\left(PD(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} + \frac{(1-PD)^2 \cdot \Pr(H_t \leq N-i-1)}{\left((1-PD)(1-\rho_{Beta}^{Aus}) + i\rho_{Beta}^{Aus} \right)^2} - \frac{1}{\left(1 + \rho_{Beta}^{Aus} (i-1) \right)^2} \right]
\end{aligned}$$

Durch Einsetzen der Parameter $PD = \widetilde{PD}_T^{ML}$ und $\rho_{Beta}^{Aus} = \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}$ in (85) kann die Informationsmatrix geschätzt werden.

Die von Höse (2007) vorgeschlagene Konfidenzregion kann jedoch nur für $T \rightarrow \infty$ das vorgegebene Vertrauensniveau gewährleisten.⁴⁷⁸ Diese Einschränkung kann aus zwei Gründen problematisch sein. Zum einen stehen häufig nur kurze Zeiträume zur Schätzung der Parameter zur Verfügung. Zum anderen werden Ausfallwahrscheinlichkeiten von Bonitätsklassen häufig nur auf Jahresbasis bewertet. Ein auf Jahresbasis geschätztes Modell erfordert also Beobachtungen, die viele Jahre in die Vergangenheit reichen, um asymptotische Konfidenzregionen zu schätzen. Es stellt sich damit zum einen die Frage nach der Datenverfügbarkeit und zum anderen nach der Aktualität von weit in die Vergangenheit reichender Daten. Höse (2007) bewertet die Güte der von ihr dargestellten asymptotischen Konfidenzregion für Kredithistorien von $T=16$ und $T=256$ auf Grundlage empirischer Überdeckungshäufigkeiten. Sie stellt fest, dass vor allem für die Korrelation in kurzen Kredithistorien dieses Intervall wenig geeignet ist. Für $T=256$ erzielt sie jedoch bereits für beide Parameter eine gute Abdeckung.⁴⁷⁹ Da hier jedoch die Konfidenzregion als ein Instrument zur Bestimmung des Risikoumfangs genutzt wird, könnte eine Beurteilung der Eignung einer Konfidenzregion auf Basis von Überdeckungshäufigkeiten zu kurz greifen. Das heißt, dass zwei Konfidenzregionen mit derselben empirischen Überdeckungshäufigkeit dennoch zu unterschiedlichen Einschätzungen des ökonomischen Eigenkapitals gelangen könnten. Aus diesem Grund erfolgt hier die Untersuchung auf Grundlage des Eigenkapitals.

Wie eingangs beschrieben, kann das Bootstrapping für kleine Stichproben die geeignetere Methode zur Herleitung von Konfidenzintervallen beziehungsweise -regionen sein, da auf restriktive Annahmen hinsichtlich der Verteilung der Maximum-Likelihood-Schätzer verzichtet werden kann. Hier soll die parametrische Version zur Anwendung

⁴⁷⁸ Vgl. Höse (2007), 136.

⁴⁷⁹ Vgl. Höse (2007), 160 ff.

kommen.⁴⁸⁰ Diese setzt voraus, dass eine Vorstellung hinsichtlich der den historischen Beobachtungen zugrunde liegenden Verteilung existiert. Für diese Arbeit entspricht diese der in Gleichung (51) beschriebenen Wahrscheinlichkeitsverteilung der Anzahl der Kreditausfälle, welche, wie oben dargestellt, auf Grundlage historischer Beobachtungen parametrisiert werden kann. Aus dieser Verteilung werden beim parametrischen Bootstrapping entsprechend der Anzahl der historisch verfügbaren Perioden T zufällige Ausfallzahlen mit Zurücklegen gezogen. Diese T Ausfallzahlen repräsentieren eine Bootstrap-Stichprobe, für welche die Ausfallwahrscheinlichkeit und Ausfallkorrelation entsprechend Gleichung (81) geschätzt werden können. Durch das wiederholte Erzeugen von Bootstrap-Stichproben kann eine Vielzahl an Paaren der beiden zu schätzenden Parameter erzeugt und ausgewertet werden. Zusammenfassend seien hier die einzelnen Schritte zur Ermittlung der Bootstrap-Intervalle dargestellt:

- (S1) Parametrisierung der Verteilung aus Gleichung (51) unter Verwendung der Gleichungen (81) und (56) auf Grundlage der historisch verfügbaren Daten
- (S2) Ziehen (mit Zurücklegen) von T zufälligen Ausfallzahlen auf Basis der in (S1) parametrisierten Verteilung (Erzeugen einer Bootstrap-Stichprobe)
- (S3) Schätzen der Parameter \widetilde{PD}_T^{ML} und $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}$ auf Grundlage der in (S2) erzeugten Bootstrap-Stichprobe unter Verwendung von Gleichung (81)
- (S4) Speichern des in (S3) ermittelten Parameterpaares
- (S5) x -maliges Wiederholen der Schritte (S2) bis (S4)

Zur Veranschaulichung der Vorgehensweise soll hier ein Beispiel dienen. Für dieses sei angenommen, dass ein $N = 500$ Kreditnehmer umfassendes Portfolio betrachtet wird. Es können Beobachtungen zu Kreditausfallereignissen für $T = 5$ historische Perioden zur Verfügung gestellt werden. In den historischen Perioden hatte das Portfolio ebenfalls eine Größe von $N_t = 500$ mit $t = 1, \dots, 5$. Es wurden in den einzelnen Jahren $\vec{h}' = (23; 24; 2; 2; 24)$ Kreditausfälle beobachtet. Damit schwankt die Ausfallquote AQ_t , also das Verhältnis von Ausfallzahl und Portfoliogröße zwischen 0,4% und 4,8%. Im Durchschnitt der fünf Jahre fielen 3% der Kreditnehmer aus.

Auf Grundlage dieser Beobachtungen werden die Parameter $\widetilde{PD}_T^{ML} = 2,8\%$ und $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} = 0,0245$ unter Verwendung von Gleichung (81) geschätzt. Die Informationsmatrix wird entsprechend den Gleichungen (85) unter Verwendung von \widetilde{PD}_T^{ML} und $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}$ bestimmt:

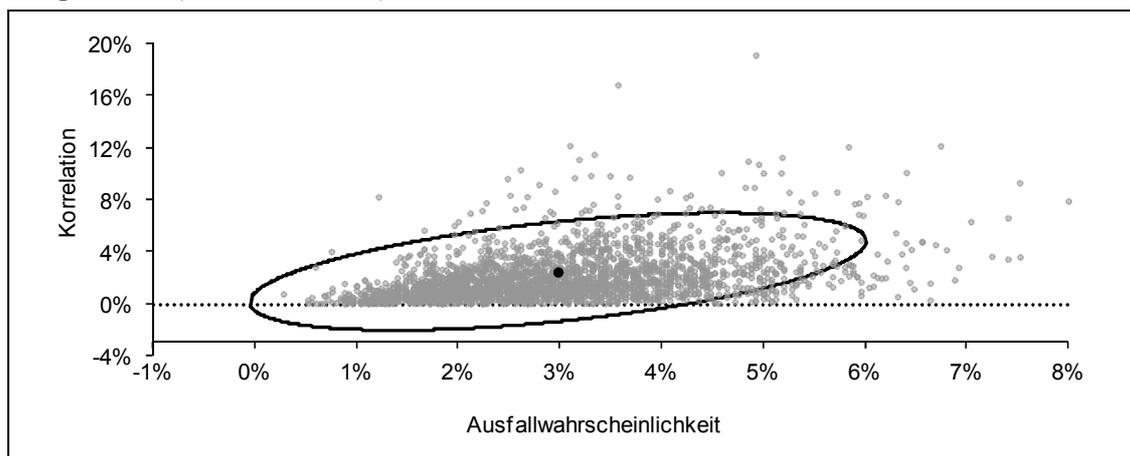
⁴⁸⁰ Hier wird als zugrunde liegende Wahrscheinlichkeitsverteilung der Kreditausfälle die Beta-Binomialverteilung aus Gleichung (51) unterstellt. Da damit die den historischen Daten zugrunde liegende Verteilung im Modell als bekannt angenommen wird, ist die parametrische Bootstrap-Methode angemessen.

$$\widehat{I\left(PD, \rho_{Beta}^{Aus}\right)_T} = \begin{pmatrix} 1798,47 & -633,90 \\ -633,90 & 811,92 \end{pmatrix} \quad (86)$$

Abbildung 19 veranschaulicht 2 500 mit Bootstrapping erzeugte Parameterpaare und die Wald-Konfidenzregion zum 95%-Niveau für dieses Beispiel. Es zeigt sich, dass die asymptotische Konfidenzregion auch Werte im negativen Bereich der beiden Achsen aufweist. Hierbei handelt es sich um rein theoretische Lösungen. Wie in Abschnitt 3.3.2 formuliert, ist die Ausfallkorrelation und die Ausfallwahrscheinlichkeit im Beta-Binomial-Modell stets größer als null. Dennoch wird deutlich, dass die asymptotische Konfidenzregion und die mit Bootstrapping erzeugten Wertepaare auch im positiven Quadranten nicht identisch sind. So liegen 6,84% beziehungsweise 171 der mit Bootstrapping erzeugten Wertepaare außerhalb der dargestellten asymptotischen Konfidenzregion. Bei Übereinstimmung der Regionen wären 5% (125) zu erwarten gewesen. Wird das Vertrauensniveau auf 99% erhöht, liegen mit 3,12% im Verhältnis sogar noch deutlich mehr der mit Bootstrapping erzeugten Parameterpaare außerhalb der asymptotischen Konfidenzregion. Andererseits führt eine Absenkung des Vertrauensniveaus auf 90% dazu, dass mit 9,04% deutlich weniger der mit Bootstrapping erzeugten Parameterpaare außerhalb der asymptotischen Konfidenzregion liegen als es zu erwarten gewesen wäre. Eine Übereinstimmung wird hier im Beispiel bei einem Vertrauensniveau von etwa 91,6% erreicht.

Abbildung 19:

Mit Bootstrapping erzeugte Wertepaare $\left(\widetilde{PD}_T^{ML}, \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML}\right)$ (graue Punkte), das Parameterpaar der Ausgangsstichprobe (schwarzer Punkt) und asymptotische Konfidenzregion $1 - q = 95\%$ (schwarze Linie)



Es ist zu vermuten, dass dies zu unterschiedlichen Kreditrisikobewertungen führen kann, wenn zur Beschreibung der Schätzunsicherheit eine dieser beiden Methoden gewählt wird. Im Folgenden wird daher für eine Vielzahl von möglichen Beobachtungen untersucht, ob durch die Verwendung von asymptotischen Konfidenzregionen das Kreditrisiko im Vergleich zur Verwendung von auf Bootstrapping basierenden Konfidenz-

regionen signifikant über- oder unterschätzt wird. Da Höse (2007) für $T = 256$ eine Abweichung der Schätzer von der Normalverteilungsannahme als unproblematisch für den Einsatz der Wald-Konfidenzregion ermittelt, ist zu vermuten, dass Bootstrapping und asymptotische Methode für $T < 256$ zu einer vergleichbaren Risikoeinschätzung führen.

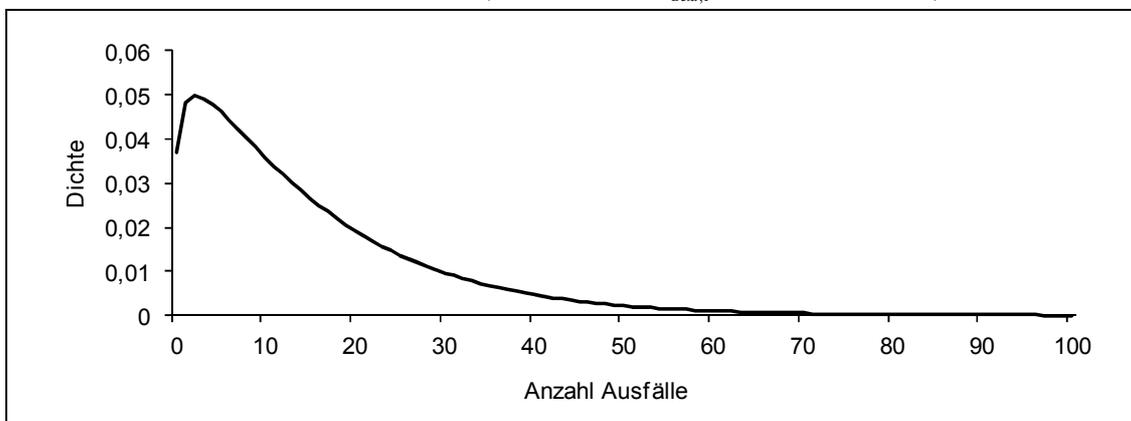
3.3.4 Herleitung der Verteilung des Value at Risk

In Abschnitt 2.4.1 wird der Value at Risk als eine der etabliertesten Kennzahlen zur Bewertung von Risiken beschrieben. Wird die Differenz zwischen dem VaR und der Gewinnschwelle betrachtet (Risk adjusted Capital), kann aus dem Value at Risk auch der ökonomische Eigenkapitalbedarf eines Unternehmens abgeleitet werden. Der Value at Risk stellt daher eine entscheidende Größe bei der Risikobewertung dar.

Da hier angenommen wird, dass der Exposure at Default und der Loss Given Default jeweils den Wert Eins annehmen, reduziert sich das Kreditausfallrisiko auf die in Gleichung (51) beschriebene Verteilung. Für ein gegebenes Wertepaar $(\widetilde{PD}_T^{ML}, \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML})$ kann diese parametrisiert und hinsichtlich ihrer Quantile ausgewertet werden. Für das oben beschriebene Beispiel ergibt sich die in Abbildung 20 dargestellte Verteilung. Diese weist einen $VaR_{99\%}$ von rund 63 Ausfällen auf, was einer Ausfallquote von 12,6% entspricht.

Abbildung 20:

Dichtefunktion der Portfolioverluste ($\widetilde{PD}_T^{ML} = 2,98\%$, $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} = 0,0245$, $N = 500$)



Wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, besteht hinsichtlich der Parameterschätzung Unsicherheit. Das heißt, dass das dem Risiko zugrunde liegende tatsächliche aber unbekanntes Parameterpaar durchaus auch andere Werte als den Maximum-Likelihood-Schätzer annehmen kann. Dabei umfasst eine Konfidenzregion alle jene Parameterpaare, von denen mit einer Wahrscheinlichkeit von $1 - q$ eines das tatsächliche aber unbekanntes Wertepaar beschreibt. Im obigen Fall liegt beispielsweise das Wertepaar $(PD = 5\%, \rho_{Beta}^{Aus} = 0,04)$ auch in der Konfidenzregion zum Vertrauensniveau von 95%. Würde also ein solches Vertrauensniveau angestrebt werden, könnte auch dieses Parameterpaar das unbekanntes aber tatsächliche Paar sein. In diesem Fall würde der $VaR_{99\%}$ auf 20,2% steigen. Ande-

rerseits ist bei diesem Vertrauensniveau auch das Wertepaar $(PD=1\%, \rho_{Beta}^{Aus}=0,01)$ ein Element der Konfidenzregion. Sollte es sich hierbei um das tatsächlich zugrunde liegende Wertepaar handeln, dann entspräche der $VaR_{99\%}$ der Ausfallquote nur 5%.

Basierend auf einer der asymptotischen Konfidenzregion zugrunde liegenden Verteilung beziehungsweise basierend auf Bootstrapping ist es möglich, mittels Monte-Carlo-Simulation eine Verteilung des VaR des Kreditrisikos abzuleiten. Die Monte-Carlo-Simulation wird gewählt, da sie sowohl für eine Ableitung aus der asymptotischen Konfidenzregion als auch bei Verwendung von Bootstrapping genutzt werden kann. Im Folgenden wird die Vorgehensweise kurz dargestellt.

Zunächst wird die asymptotische Konfidenzregion betrachtet. Dieser liegt im oben beschriebenen Modell eine $\chi^2_{2,1-q}$ -Verteilung mit zwei Freiheitsgraden zugrunde. Das Vertrauensniveau ist mit $1 - q$ bezeichnet, wobei $0 < q < 1$. Bei einem gegebenen Vertrauensniveau können somit alle Wertepaare (PD, ρ_{Beta}^{Aus}) der die Konfidenzregion abgrenzenden Ellipse bestimmt werden. Alle Wertepaare die auf einer solchen Ellipse liegen, weisen dieselbe Wahrscheinlichkeit dafür auf, dass sie das tatsächliche aber unbekannte Parameterpaar abbilden.

Schritt (AS_1) Im Rahmen der Monte-Carlo-Simulation wird zunächst aus einer Gleichverteilung zufällig ein Wert für q gezogen. Mit diesem wird das Quantil der Chi-Quadratverteilung an der Stelle $1 - q$ bestimmt. Ist dieser Quantilswert gegeben, kann sowohl der maximal als auch der minimal mögliche Wert für die Ausfallwahrscheinlichkeit PD abgeleitet werden. Diese Werte entsprechen den beiden Schnittpunkten der durch q definierten Ellipse mit ihrer Hauptachse. Die Ober- und Untergrenze für PD wird wie folgt berechnet:

In Ungleichung (84) kann die rechte Seite mit dem zufällig gezogenen q berechnet werden. Beidseitige Division durch T und Vereinfachen führt zu:

$$\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD \quad \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \right) \begin{pmatrix} I_1 & I_2 \\ I_3 & I_4 \end{pmatrix}_T \begin{pmatrix} \widetilde{PD}_T^{ML} - PD \\ \widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \end{pmatrix} \leq \frac{\chi^2_{2,1-q}}{T} \quad (87)$$

Durch Ausmultiplizieren folgt:

$$\begin{aligned} & \left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD \right) \left[\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD \right) I_1 + \left(\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \right) I_3 \right] \\ & + \left(\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \right) \left[\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD \right) I_2 + \left(\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \right) I_4 \right] \leq \frac{\chi^2_{2,1-q}}{T} \end{aligned} \quad (88)$$

Da hier die Ellipse betrachtet werden soll, für welche die obige Bedingung gerade noch gilt, kann der linke Ausdruck von Ungleichung (88) gleich dem rechten Ausdruck ge-

setzt werden. Nach Substitution von $\widetilde{PD}_T^{ML} - PD \equiv PD^{sub}$ und $\widetilde{\rho}_{Beta,T}^{Aus,ML} - \rho_{Beta}^{Aus} \equiv \rho^{sub}$ kann (88) vereinfacht werden:

$$\left(PD^{sub}\right)^2 I_1 + PD^{sub} \rho^{sub} (I_3 + I_2) + \left(\rho^{sub}\right)^2 I_4 - \frac{\chi_{2,1-q}^2}{T} = 0 \quad (89)$$

Die Lösungen dieser Gleichung lauten:

$$\rho_{1,2}^{sub} = -\frac{PD^{sub} (I_3 + I_2)}{2I_4} \pm \sqrt{\left(\frac{PD^{sub} (I_3 + I_2)}{2I_4}\right)^2 - \frac{\left(PD^{sub}\right)^2 I_1}{I_4} + \frac{\chi_{2,1-q}^2}{TI_4}} \quad (90)$$

Da den beiden Schnittpunkten der Hauptachse mit der Ellipse der Ausfallkorrelation nur genau ein Wert zugeordnet werden kann, muss der Ausdruck unter der Wurzel in Gleichung (90) den Wert null annehmen:

$$\left(\frac{PD^{sub} (I_3 + I_2)}{2I_4}\right)^2 - \frac{\left(PD^{sub}\right)^2 I_1}{I_4} + \frac{\chi_{2,1-q}^2}{TI_4} = 0 \quad (91)$$

Umstellen nach PD^{sub} liefert:

$$PD^{sub} = \pm \sqrt{\frac{-4\chi_{2,1-q}^2 I_4}{T \left[(I_3 + I_2)^2 - 4I_1 I_4 \right]}} \quad (92)$$

Mit $PD^{sub} \equiv \widetilde{PD}_T^{ML} - PD$ folgt:

$$PD_{\min, \max} = \widetilde{PD}_T^{ML} \pm \sqrt{\frac{-4\chi_{2,1-q}^2 I_4}{T \left[(I_3 + I_2)^2 - 4I_1 I_4 \right]}} \quad (93)$$

Mit dieser Gleichung kann somit das Intervall für die Ausfallwahrscheinlichkeit bei gegebenem Vertrauensniveau bestimmt werden. Dabei ist zu beachten, dass im Modell $0 < PD < 1$ gilt. Damit ergibt sich das Intervall der Ausfallwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von q als:

$$\left[\text{Max} \left(0 + \varepsilon; \widetilde{PD}_T^{ML} - \sqrt{\frac{-4\chi_{2,1-q}^2 I_4}{T \left[(I_3 + I_2)^2 - 4I_1 I_4 \right]}} \right), \text{Min} \left(1 - \varepsilon; \widetilde{PD}_T^{ML} + \sqrt{\frac{-4\chi_{2,1-q}^2 I_4}{T \left[(I_3 + I_2)^2 - 4I_1 I_4 \right]}} \right) \right] \quad (94)$$

wobei $\varepsilon \rightarrow 0$.

Schritt (AS_2) Da sämtliche Wertepaare auf der Ellipse die selbe Wahrscheinlichkeit dafür aufweisen, dem tatsächlichen Wertepaar zu entsprechen, kann für die Ausfallwahrscheinlichkeit eine Gleichverteilung im Intervall (94) angenommen werden. Damit

kann im Rahmen der Monte-Carlo-Simulation für jedes zufällig ermittelte q ein zufälliger Wert für die Ausfallwahrscheinlichkeit PD_{Zufall} bestimmt werden.

Schritt (AS_3) Einer zufällig gezogenen Ausfallwahrscheinlichkeit PD_{Zufall} können maximal zwei Ausfallkorrelationen $\rho_{Beta}^{Aus,Zufall}$ zugeordnet werden, damit die linke Seite von Ungleichung (84) genau ihrer rechten Seite entspricht:

$$\rho_{Beta\ 1,2}^{Aus,Zufall} = -\frac{\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD_{Zufall}\right)(I_3 + I_2)}{2I_4} \pm \sqrt{\left(\frac{\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD_{Zufall}\right)(I_3 + I_2)}{2I_4}\right)^2 - \frac{\left(\widetilde{PD}_T^{ML} - PD_{Zufall}\right)^2 I_1}{I_4} + \frac{\chi_{2,1-q}^2}{2I_4}} \quad (95)$$

Auch hier gilt, dass die beiden möglichen Wertepaare die selbe Wahrscheinlichkeit dafür aufweisen, dass sie das tatsächliche Wertepaar abbilden. In der Monte-Carlo-Simulation kann damit eines der beiden Paare zufällig ausgewählt werden, wobei jedes Paar mit einer Wahrscheinlichkeit von 50% gezogen wird.

Da in der hier zugrunde liegenden Konfidenzregion theoretisch auch Werte möglich sind, die außerhalb des Definitionsbereichs der Ausfallkorrelation liegen, werden noch folgende Annahmen getroffen:

- Liegt nur eine der beiden möglichen Ausfallkorrelationen bei gegebener PD_{Zufall} im Definitionsbereich, dann wird dieser Wert als $\rho_{Beta}^{Aus,Zufall}$ gewählt.
- Liegen beide möglichen Werte außerhalb des Definitionsbereichs wird in der Simulation zurück zu Schritt (AS_1) gegangen.

Schritt (AS_4) Mit dem zufällig ermittelten Wertepaar $\left(PD_{Zufall}, \rho_{Beta}^{Aus,Zufall}\right)$ kann die Risikoverteilung aus Gleichung (51) parametrisiert und der VaR abgeleitet werden. Dieser wird gespeichert.

Schritt (AS_5) X-maliges Wiederholen der Schritte (AS_1) bis (AS_4). Für die im folgenden Abschnitt dargestellten Ergebnisse werden jeweils $X = 1\ 000$ VaR erzeugt.

Schritt (AS_6) Ableitung der empirischen Verteilung des VaR aus den in (AS_5) simulierten Werten.

Nachdem beschrieben wurde, wie aus der asymptotischen Konfidenzregion mittels Monte-Carlo-Simulation eine Verteilung des VaR ermittelt wird, erfolgt im Folgenden eine Erläuterung der Vorgehensweise bei der Ableitung dieser Verteilung, wenn die Konfidenzregion mittels Bootstrapping bestimmt wird.

Schritt (BS_1) Zur Bestimmung von zufälligen Value at Risk auf Grundlage der mit Bootstrapping ermittelten Konfidenzregion werden die Schritte (S1) bis (S3) aus Kapitel 3.3.3 durchgeführt. Gleichung (51) wird mit dem in (S3) geschätzten Parameterpaar parametrisiert, der zugehörige VaR bestimmt und gespeichert.

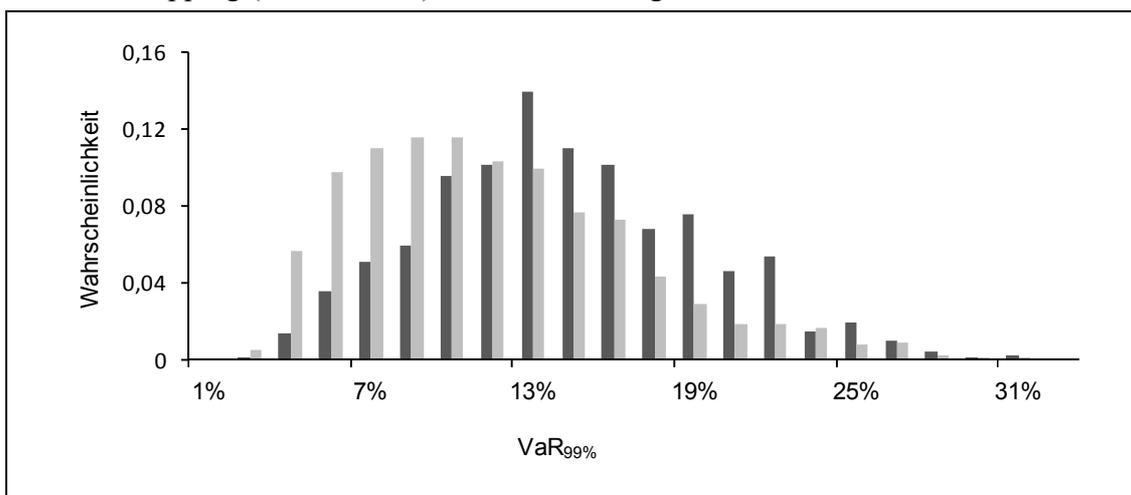
Schritt (BS_2) X-maliges Wiederholen des Schrittes (BS_1). Auch für die auf Bootstrapping beruhenden Berechnungen wird im Folgenden $X = 1\,000$ gewählt.

Schritt (BS_3) Ableitung der empirischen Verteilung des VaR aus den in BS_2 simulierten Werten.

Für das oben beschriebene Beispiel ergeben sich die in Abbildung 21 dargestellten Verteilungen des $\text{VaR}_{99\%}$. Es wird deutlich, dass bei Anwendung der asymptotischen Methode (schwarze Balken) hier im Beispiel die Verteilung des $\text{VaR}_{99\%}$ nach rechts verschoben ist. Die Verteilung des $\text{VaR}_{99\%}$ bei Anwendung der asymptotischen Methode weist einen Mittelwert von 13,6% auf, was in etwa 68 Ausfällen entspricht. Dieser ist deutlich größer als der Mittelwert der mit Bootstrapping ermittelten Verteilung in Höhe von 10,9% (etwa 55 Ausfälle). Bei der Interpretation dieser Werte ist zu berücksichtigen, dass der Mittelwert einer VaR-Verteilung keinen direkten Rückschluss auf den ökonomischen Eigenkapitalbedarf eines Unternehmens zulässt. Hierfür ist es erforderlich, die Verlustverteilung unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit zu bestimmen und aus dieser den „tatsächlichen“ VaR_α abzuleiten.⁴⁸¹ Die Herleitung dieser Verlustverteilung ist allerdings mit einer zusätzlichen Simulation verbunden, wodurch die gesamte Simulationsdauer erheblich erhöht wird.

Abbildung 21:

Verteilung des $\text{VaR}_{99\%}$ bei Anwendung der asymptotischen Methode (dunkle Balken) und Bootstrapping (helle Balken) zur Modellierung der Schätzunsicherheit



⁴⁸¹ Vergleiche hierzu die Argumentation in Abschnitt 3.1.2. Als tatsächlicher Value at Risk wird hier der Value at Risk verstanden, der Schätzunsicherheit berücksichtigt.

Um hier die Simulationszeit in einem vertretbaren Rahmen zu halten, werden im Folgenden nicht die „tatsächlichen“ VaR_α verglichen.⁴⁸² Vielmehr dient ein Vergleich der Mittelwerte der VaR-Verteilungen als Indikator dafür, ab welcher Anzahl historisch verfügbarer Perioden der asymptotische Ansatz ähnliche Ergebnisse erzeugt wie Bootstrapping. Signifikant verschiedene Lageparameter dieser Verteilungen sind ein Hinweis dafür, dass beide Methoden zu unterschiedlichen Risikoeinschätzungen führen.

3.3.5 Vergleich der Verteilungen des VaR mittels Simulationsstudie

Eingangs wurde die Vermutung formuliert, dass asymptotische Konfidenzregionen zur Bewertung von Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung wenig geeignet sein könnten, wenn nur eine geringe Anzahl historischer Perioden zur Verfügung steht, auf deren Grundlage die Parameterschätzung erfolgt. Hier soll anhand eines Vergleichs von Lageparametern der Verteilungen der VaR untersucht werden, ob sich diese signifikant voneinander unterscheiden. Es ist zu vermuten, dass mit zunehmender Anzahl historisch verfügbarer Perioden die Wahrscheinlichkeit abnimmt, dass die mit den beiden Verfahren ermittelten Lageparameter der VaR-Verteilungen signifikant voneinander abweichen. Als Lageparameter wird der Mittelwert der jeweiligen Verteilung betrachtet. Der Vergleich erfolgt auf Grundlage parametrischer Zweistichproben tests. Kann Varianzheterogenität angenommen werden, erfolgt der Test unter Verwendung eines approximativen Gaußtests. Wird hingegen Varianzhomogenität angenommen, erfolgt der Test auf Grundlage eines t -Tests. Varianzhomogenität wird unter Verwendung eines F -Tests überprüft.⁴⁸³ Im oben dargestellten Beispiel ist beispielsweise der Mittelwert der auf der asymptotischen Konfidenzregion beruhenden $\text{VaR}_{99\%}$ -Verteilung zum 1%-Niveau signifikant größer als der auf Bootstrapping beruhenden Verteilung.

Da mit einem Zweistichproben test nur verglichen werden kann, ob die beiden Methoden bei einer gegebenen Kreditrisikohistorie zu ähnlichen Ergebnissen führen, besteht die Möglichkeit, dass ein beobachtetes Ergebnis von der gewählten Kreditrisikohistorie abhängt. Würden beispielsweise im obigen Fall in den einzelnen Jahren andere Ausfallzahlen beobachtet werden, wäre es möglich, dass der Zweistichproben test zu einem anderen Ergebnis geführt hätte. Um dies zu überprüfen, ist es erforderlich, für einen gegebenen historisch verfügbaren Zeitraum verschiedene Kredithistorien zu testen. Im Folgenden werden daher jeweils 200 Kredithistorien betrachtet. Diese werden erzeugt, indem für jede betrachtete historische Periode zufällig eine Anzahl Ausfälle aus dem Intervall $[0;25]$ gleichverteilt gezogen wird. Die Gleichverteilung erscheint hier geeignet, da an dieser Stelle nur zu gewährleisten ist, dass 200 voneinander unabhängige Kredithistorien zur Verfügung gestellt werden. Alternativen, wie beispielsweise die Wahl anderer Intervalllängen oder die Ableitung der Ausgangswerte auf Basis zufällig parametrisierter Beta-Binomialverteilungen, würden zwar die Bandbreite der möglichen Ausgangswerte

⁴⁸² Diese werden in Abschnitt 3.4 untersucht werden.

⁴⁸³ Vgl. *Bleymüller, Gehlert, Gülicher* (1998), 109 ff.

verändern. Substantielle Auswirkungen auf das Ergebnis sind hierdurch allerdings nicht zu erwarten. Für die zufällig erzeugten Kredithistorien werden die Verteilungen der VaR abgeleitet und auf Unterschiede der Lageparameter untersucht. Auf diese Weise stehen für jede untersuchte Periodenlänge 200 Auswertungen zur Verfügung.

In Tabelle 8 werden die Ergebnisse der Simulationsstudie dargestellt. Untersuchungen erfolgen für die Periodenlängen $T = 5$, $T = 25$, $T = 50$, $T = 75$, $T = 100$ und $T = 150$. Die Ratingklassengröße wird über alle Perioden mit $N_t = 500$ als konstant angenommen. Es wird jeweils der Anteil der untersuchten Stichproben angegeben, bei dem die asymptotische Methode zu einem signifikant höheren oder geringeren beziehungsweise nicht signifikant verschiedenen mittleren VaR im Vergleich zur Bootstrap-Methode führt. Die Untersuchung erfolgt für verschiedene Vertrauensniveaus des VaR_α mit $\alpha = 90\%$, 95% , 99% und $99,9\%$. Der Zweistichprobentest testet einseitig zum 5%-Niveau, ob einer der Lageparameter größer ist.

Tabelle 8:

Mittelwertvergleich der VaR-Verteilungen ($N_t = 500$, Signifikanzniveau: 5%)

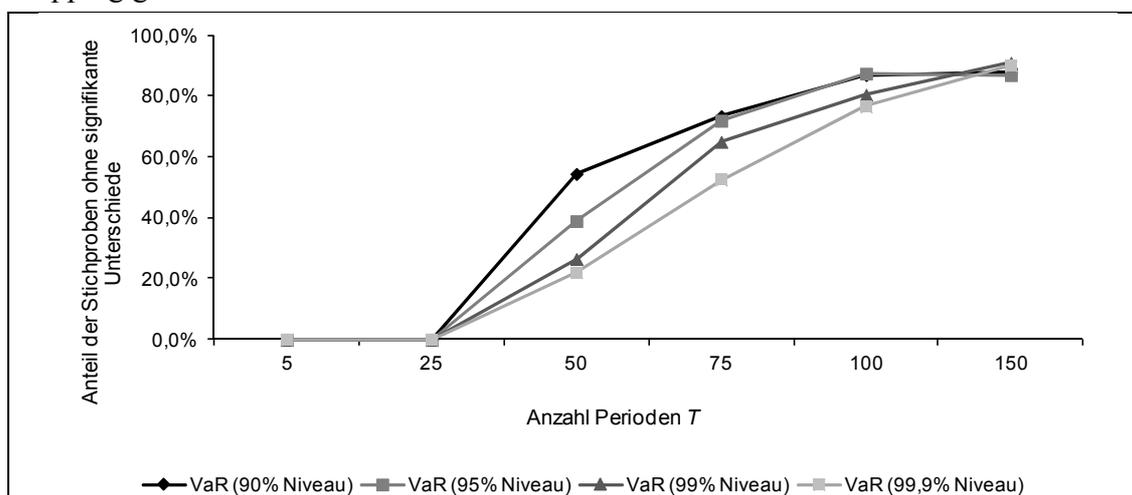
	Die asymptotische Methode führt im Vergleich zum Bootstrapping zu ...	Anteil der Beobachtungen			
		$\text{VaR}_{90\%}$	$\text{VaR}_{95\%}$	$\text{VaR}_{99\%}$	$\text{VaR}_{99,9\%}$
$T = 5$	signifikant größeren mittleren VaR.	100%	100%	100%	100%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	0%	0%	0%	0%
	keinen signifikanten Unterschieden.	0%	0%	0%	0%
$T = 25$	signifikant größeren mittleren VaR.	100%	100%	100%	100%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	0%	0%	0%	0%
	keinen signifikanten Unterschieden.	0%	0%	0%	0%
$T = 50$	signifikant größeren mittleren VaR.	45,5%	61%	73%	78%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	0%	0%	0%	0%
	keinen signifikanten Unterschieden.	54,5%	39%	26,5%	22%
$T = 75$	signifikant größeren mittleren VaR.	22%	25,5%	34,5%	47,5%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	4,5%	2,5%	0,5%	0%
	keinen signifikanten Unterschieden.	73,5%	72%	65%	52,5%
$T = 100$	signifikant größeren mittleren VaR.	4%	4,5%	13%	23,5%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	10%	5,5%	3%	1,5%
	keinen signifikanten Unterschieden.	87%	87,5%	80,5%	76,5%
$T = 150$	signifikant größeren mittleren VaR.	2%	3%	4%	6%
	signifikant kleineren mittleren VaR.	10%	10%	5%	4%
	keinen signifikanten Unterschieden.	88%	87%	91%	90%

Es wird deutlich, dass der Anteil der Stichproben, bei denen keine signifikanten Unterschiede zwischen den Mittelwerten der VaR-Verteilungen gemessen werden, wie erwartet, mit der Periodenlänge zunimmt (vgl. Abbildung 22). Bei den hier untersuchten Periodenlängen führen erstmals für $T = 50$ die beiden Methoden nicht bei allen Stichproben zu signifikanten Unterschieden. Wenn signifikante Unterschiede gemessen wurden, waren die Mittelwerte der mit der asymptotischen Methode hergeleiteten Verteilung für $T = 5$, $T = 25$ und $T = 50$ stets größer als die mit Bootstrapping generierten Mittelwerte. Ab $T = 75$ werden auch signifikant kleinere Mittelwerte bei Verwendung der asymptotischen Methode beobachtet. Der Anteil dieser Stichproben nimmt dabei

mit der Periodenlänge zu. Bis zu einer Periodenlänge von $T = 100$ kann festgestellt werden, dass bei einem geringen Vertrauensniveau des VaR ein größerer Anteil der untersuchten Stichproben keine signifikanten Unterschiede im Vergleich zu den VaR mit hohem Vertrauensniveau aufweist. Dieser Unterschied ist jedoch bei $T = 150$ nicht mehr zu beobachten. Es ist daher zu vermuten, dass im hier dargestellten Fall ab dieser Periodenlänge die Ungleichheit zwischen den Verteilungen der VaR weniger durch die Periodenlänge sondern vielmehr durch die Ratingklassengröße verursacht wird.⁴⁸⁴ Das legt den Schluss nahe, dass je nachdem welches Vertrauensniveau des VaR betrachtet wird, zwischen 100 und 150 historische Perioden zur Verfügung stehen müssen, um mit der asymptotischen Methode ähnliche Ergebnisse zu erzielen wie mit dem Bootstrapping.

Abbildung 22:

Anteil der Stichproben, bei denen keine signifikanten Unterschiede der Mittelwerte der VaR-Verteilungen bei Verwendung der asymptotischen Methode beziehungsweise Bootstrapping gemessen werden



Es stellt sich die Frage, ob ein Zusammenhang zwischen der gewählten Kredithistorie und der Wahrscheinlichkeit besteht, dass mit der asymptotischen Methode ein größerer beziehungsweise kleinerer Mittelwert der VaR-Verteilung beobachtet wird als bei Verwendung von Bootstrapping. Abbildung 23 zeigt für $T = 100$ und $\text{VaR}_{90\%}$ die Maximum-Likelihood-Schätzer der zugrunde liegenden Ausgangsstichproben und die Ergebnisse der Zweistichprobentests.⁴⁸⁵ Die Periodenlänge $T = 100$ sowie das Niveau des $\text{VaR}_{90\%}$ wird gewählt, da hier für die drei Fälle, dass mit der asymptotischen Methode größere, kleinere beziehungsweise gleiche Mittelwerte gemessen werden, Beobachtungen vor-

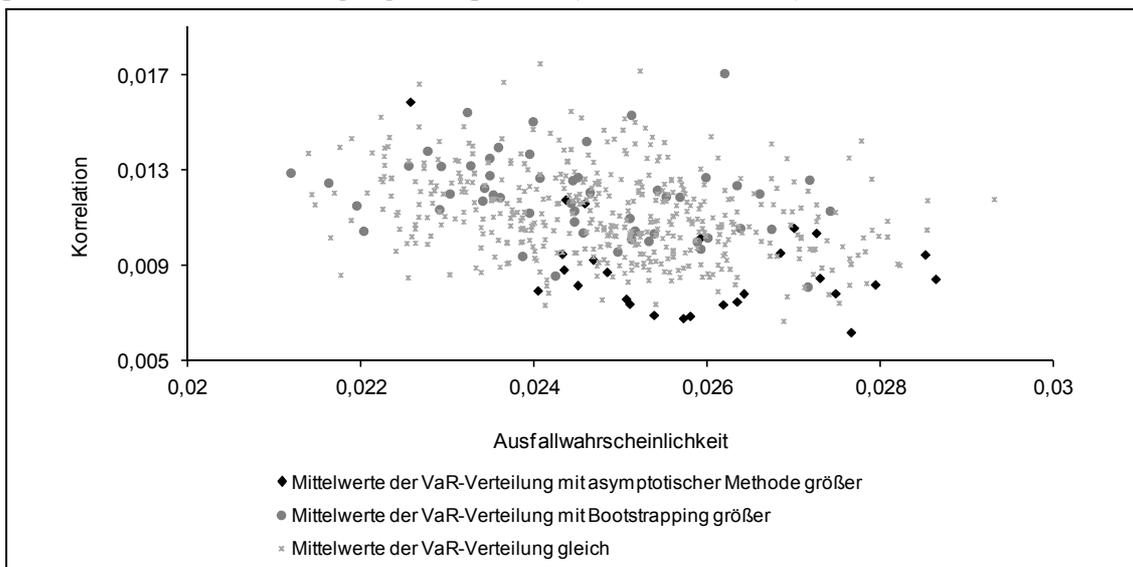
⁴⁸⁴ Hier wurde nur die Anzahl der historisch verfügbaren Perioden als Quelle für die Schätzunsicherheit untersucht. Allerdings resultiert Schätzunsicherheit auch aus der Größe des Portfolios. Es ist daher zu erwarten, dass bei der Betrachtung größerer Portfolios auch in mehr als 90% der Beobachtungen keine signifikanten Unterschiede gemessen werden können.

⁴⁸⁵ Für die Abbildung wurden zu den 200 Stichproben von Tabelle 2 zusätzlich 350 Stichproben ausgewertet.

liegen. Die Abbildung deutet darauf hin, dass in den Fällen, in denen mit der asymptotischen Methode signifikant größere Mittelwerte der VaR-Verteilung gemessen werden, in der Ausgangsstichprobe tendenziell eher geringe Korrelationen vorliegen. Werden mit Bootstrapping hingegen größere Mittelwerte der VaR-Verteilung beobachtet, liegen in der Ausgangsstichprobe tendenziell Beobachtungen mit hoher Korrelation vor.

Abbildung 23:

Ergebnisse der Zweistichprobentests in Abhängigkeit von zugrunde liegenden Parameterpaaren verschiedener Ausgangsstichproben ($\text{VaR}_{90\%}$, $T = 100$)



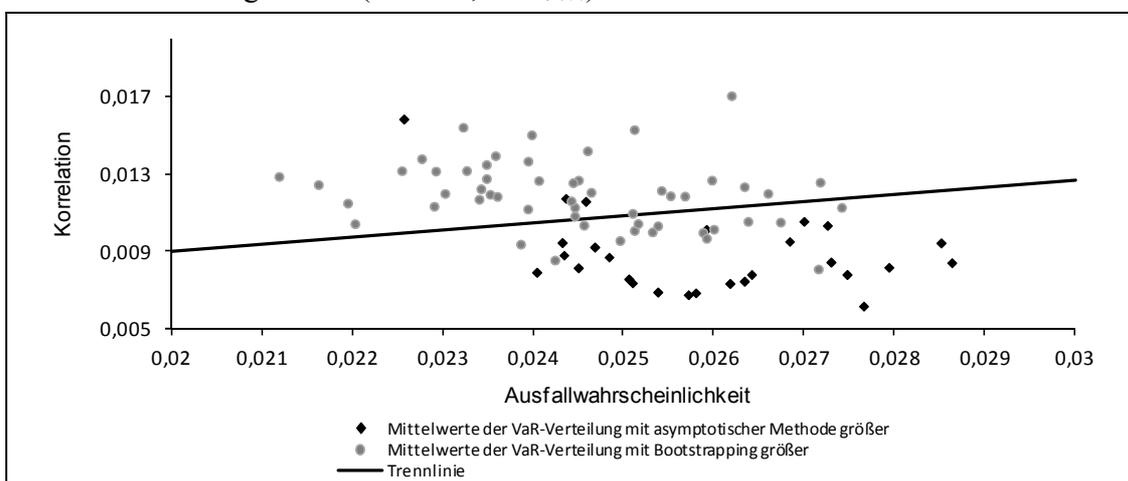
Das Merkmal Korrelation könnte damit geeignet sein, um eine Abgrenzung zwischen den beiden Gruppen vorzunehmen, bei denen signifikant unterschiedliche Mittelwerte der VaR-Verteilungen beobachtet werden. Mit einer multivariaten Diskriminanzanalyse wird im Folgenden kurz untersucht, inwiefern eine Abgrenzung beider Gruppen, basierend auf den beiden Merkmalen Ausfallwahrscheinlichkeit und Korrelation, möglich ist. Abbildung 24 zeigt die beiden Gruppen. Die eingezeichnete Trennlinie beschreibt die Merkmalspaare, für welche die Diskriminanzfunktion den Wert null annimmt. Die mittleren Werte der Diskriminanzfunktionen (Wilks-Lambda) sind für beide Parameter zwischen beiden Gruppen hochsignifikant verschieden (Signifikanzniveau $< 1\%$). Dabei weist die Ausfallkorrelation mit $D_{Korrel} = 0,67$ eine deutlich höhere isolierte Diskriminanz auf als die Ausfallwahrscheinlichkeit mit $D_{PD} = 0,22$. Beide Merkmale weisen zusammen eine Diskriminanz in Höhe von $D_{ges} = 0,72$ auf.

Eine Auswertung für $T = 75$ und $\text{VaR}_{90\%}$ führt zu ähnlichen Ergebnissen. Auch hier weisen die mittleren Werte der Diskriminanzfunktionen beider Gruppen für beide Merkmale hochsignifikante Unterschiede auf. Die gemeinsame als auch die isolierten Diskriminanz(en) ist beziehungsweise sind mit $D_{Korrel} = 0,49$, $D_{PD} = 0,05$ und $D_{ges} = 0,49$ allerdings geringer als für $T = 100$. Es wird jedoch deutlich, dass eine Abgrenzung vorrangig anhand der Ausfallkorrelation in der Ausgangsstichprobe erfolgen kann.

Dieses Ergebnis überrascht nicht, da Höse (2007) darauf hinweist, dass vor allem hinsichtlich der Korrelation die asymptotische Konfidenzregion bei kurzen Datenhistorien ungeeignet ist.⁴⁸⁶ Das heißt, dass Unterschiede bei der Risikobewertung zwischen den beiden hier betrachteten Methoden eher auf jenen der beiden Risikoparameter zurückzuführen sind, für den die Schätzunsicherheit mit der asymptotischen Methode schlechter abgebildet werden kann. Die Ursache hierfür ist vermutlich darin zu sehen, dass bei kurzen Datenhistorien insbesondere die Normalverteilungsannahme des Schätzers für die Korrelation verletzt wird. Damit ist zu erwarten, dass bei hinreichend langen historischen Zeiträumen mögliche signifikante Unterschiede zwischen beiden Methoden zunehmend zufälliger Natur sind und durch die Ratingklassengröße verursacht werden.

Abbildung 24:

Abgrenzung der Ausgangsstichproben, die zu signifikant verschiedenen Mittelwerten der VaR-Verteilung führen ($T = 100$, $\text{VaR}_{90\%}$)



3.3.6 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit stellt ein wichtiges Element bei der Risikobewertung dar. Bleibt diese Risikoquelle unberücksichtigt, werden Risiken und damit Eigenkapitalanforderungen falsch eingeschätzt. Zur Bewertung dieses Modellrisikos werden in der Literatur asymptotische Konfidenzregionen diskutiert. Der Vorteil dieser Regionen ist darin zu sehen, dass sie verhältnismäßig einfach berechnet werden können. Gegen die Verwendung dieser Regionen spricht, dass sie Annahmen hinsichtlich der Verteilung der Maximum-Likelihood-Schätzer treffen, die nur asymptotisch erfüllt werden. Besonders hinsichtlich der Anzahl historisch verfügbarer Perioden stellt sich aber die Frage, ob in der Praxis genügend Beobachtungen für die Schätzung zur Verfügung gestellt werden können.

⁴⁸⁶ Vgl. Höse (2007), 160 ff.

Hier wurde festgestellt, dass in Abhängigkeit vom gewählten Vertrauensniveau des VaR die Vergleichbarkeit für unterschiedliche Periodenlängen erreicht wird. Als Fazit kann jedoch festgehalten werden, dass für die hier untersuchte Wald-Konfidenzregion mindestens 100 bis 150 historische Perioden zur Verfügung stehen müssen, damit beide Verfahren zu vergleichbaren Ergebnissen führen. In der Praxis könnte die Bereitstellung einer solchen Datenhistorie allerdings problematisch sein. Selbst wenn die Daten monatsweise ausgewertet werden würden, müssten die Ausfallzahlen der vergangenen zehn Jahre in die Schätzung einfließen. Erfolgen Schätzungen auf Jahresbasis, müsste die Kredithistorie eines Jahrhunderts zur Verfügung stehen. Weiter wurde festgestellt, dass bei kurzen Kredithistorien mit der asymptotischen Methode eher höhere Mittelwerte der VaR-Verteilungen ermittelt werden als mit Bootstrapping. Dies könnte ein Indiz dafür sein, dass mit der asymptotischen Methode das Kreditrisiko tendenziell eher überschätzt wird. Hier besteht jedoch noch Forschungsbedarf, da bei der Bewertung eines VaR und damit des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs nicht der Mittelwert sondern ein Quantilwert der VaR-Verteilung ausschlaggebend ist.

Die Ergebnisse der Untersuchung deuten weiter darauf hin, dass die unterschiedlichen Risikoeinschätzungen im hier verwendeten Modellrahmen vor allem aus der Bewertung der Korrelation resultieren. Ob dieser Zusammenhang auch bei anderen asymptotischen Konfidenzregionen beobachtet werden kann, wurde hier nicht untersucht. Insbesondere wäre für das hier zugrunde liegende Modell zu untersuchen, wie ein Vergleich der von Höse vorgeschlagenen, auf dem Likelihood-Verhältnis beruhenden, Konfidenzregion und Bootstrapping ausfällt. Möglicherweise führen diese Methoden schon bei kürzeren Kredithistorien zu vergleichbaren Ergebnissen. Da die LV-Region die Konfidenzintervalle der beiden Parameter jedoch sehr konservativ schätzt, ist zu vermuten, dass die Vergleichbarkeit hiervon beeinträchtigt wird. Auf Grundlage der hier erzielten Ergebnisse ist anzunehmen, dass unterschiedliche Risikoeinschätzungen verstärkt auf das Merkmal zurückzuführen sind, für welches die asymptotische Konfidenzregion eine schlechtere Abdeckwahrscheinlichkeit erreicht.

Die Untersuchung erfolgte hier für eine Ratingklasse auf Grundlage eines Beta-Binomial-Modells. Ob ähnliche Ergebnisse auch bei anderen Kreditrisikomodellen beobachtet werden können, wäre zu überprüfen. Insbesondere ist zu untersuchen, welchen Einfluss Schätzunsicherheit auf die Bewertung des Kreditrisikos in großen Portfolios mit mehreren Ratingklassen aufweist. Auch hier könnte das parametrische Bootstrapping eine geeignete Methode zur Bewertung von Schätzunsicherheit sein. Der folgende Abschnitt beschäftigt sich daher mit Schätzunsicherheiten in inhomogenen Portfolios. Für die hier vorgestellte Untersuchung wäre darüber hinaus von Interesse, ob und, wenn ja, wie stark die Vergleichbarkeit von der Anzahl der Debitoren in den historischen Perioden abhängt.

3.4 Schätzunsicherheit im inhomogenen Portfolio

3.4.1 Fragestellung

In den beiden vorangegangenen Abschnitten 3.2 und 3.3 wurden jeweils homogene Portfolios betrachtet. Eine solche Einschränkung ist für die praktische Anwendung problematisch, da sich das Ausfallrisiko zwischen einzelnen Kreditnehmern unterscheiden kann. Aus diesem Grund wird in diesem Abschnitt die Bedeutung von Schätzunsicherheit in inhomogenen Portfolios mit homogenen Subportfolios (Ratingklassen) untersucht. Die Kreditrisikomodellierung in solchen Portfolios wurde in Abschnitt 2.4.2.2 beschrieben. Hier wird angenommen, dass die Verteilungen der Ausfallwahrscheinlichkeiten $F_{\pi_i^r}(\pi_i^r)$ ($r = 1, 2, \dots, R$) in den einzelnen Ratingklassen durch die in Gleichung (44) dargestellte Probit-Normalverteilung modelliert werden kann. Der Fokus dieses Kapitels liegt auf der Frage, ob, und wenn ja, welche Zusammenhänge zwischen den gegebenen beziehungsweise geschätzten Parametern des Modells, wie Portfoliogröße, Ausfallwahrscheinlichkeiten, Inner- und Interklassenkorrelationen, Grad der Inhomogenität zwischen den Ratingklassen, Anzahl auswertbarer historischer Perioden oder Ratingklassenzahl und der Höhe des durch Schätzunsicherheit verursachten Aufschlags auf das ökonomische Eigenkapital bestehen. Zusätzlich wird ein Eindruck vermittelt, in welcher Größenordnung solche Zuschläge erforderlich sind. Die Arbeit hat damit einen ähnlichen Fokus wie Tarashev (2010). Allerdings wird hier ein Modell betrachtet, welches in inhomogenen Portfolios Verwendung findet. Daher sind auch Untersuchungen hinsichtlich der Beziehungen zwischen den Ratingklassen möglich. Anschließend wird in Abschnitt 3.4.5 anhand eines Beispiels veranschaulicht, wie in einem inhomogenen Portfolio mit Krediten unterschiedlicher Größenordnung der Eigenkapitalbedarf bei Berücksichtigung und Vernachlässigung von Schätzunsicherheit kundenspezifisch bestimmt werden kann. Daraus abgeleitet wird gezeigt, wie stark die Kreditkosten von der Schätzunsicherheit determiniert werden. Die Schätzunsicherheit wird wieder durch parametrisches Bootstrapping modelliert. Hierfür wird dargestellt, wie diese Methode im inhomogenen Kreditportfolio angewendet werden kann.

3.4.2 Parametrisierung des Modells

Zur Parametrisierung dieses Modells sind für die univariaten Probit-Normalverteilungen jeweils die Innerklassenkorrelationen $\rho_{Probit}^{r,Asset}$ ($r = 1, 2, \dots, R$) und erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeiten PD^r , sowie für die Copula die Interklassenkorrelationsmatrix \mathbf{K} mit den Elementen $\hat{\rho}^{q,w}$ ($q, w = 1, 2, \dots, R$) zu schätzen. Höse (2007) vergleicht verschiedene Methoden zur Schätzung dieser Parameter.⁴⁸⁷ Hier soll eine von ihr diskutierte Momentenmethode zur Anwendung kommen. Sie weist darauf hin, dass mit dieser Methode die Verteilung für den Schätzer von $\rho_{Probit}^{r,Asset}$ im Vergleich zu den von ihr

⁴⁸⁷ Vgl. Höse (2007), 89 ff.

alternativ untersuchten Methoden (AML-, IFM- und TF-Methode)⁴⁸⁸ verhältnismäßig breit ist.⁴⁸⁹ Daher sind die hier präsentierten Ergebnisse als eher konservativ zu interpretieren. Auch setzt die verwendete Methode im Zeitverlauf konstante Ratingklassengrößen voraus, was in der praktischen Anwendung kaum zu gewährleisten ist. Der hier in der Simulationsstudie genutzte Schätzer ist daher für die Praxis nur bedingt geeignet. Für die Verwendung im Rahmen einer Simulationsstudie bietet er sich jedoch aufgrund seiner schnellen Berechenbarkeit an. In Abschnitt 3.4.5 werden zwei alternative Methoden zur Parametrisierung des hier genutzten Kreditrisikomodells vorgestellt, die auch veränderliche Ratingklassengrößen zulassen.

Die im Folgenden dargestellten Schätzungen der Parameter werden bei Höse (2007) beschrieben.⁴⁹⁰ Grundlage der Schätzung ist die historisch beobachtete Matrix der Ausfallquoten \mathbf{AQ} :

$$\mathbf{AQ} = \begin{pmatrix} AQ_1^1 & \dots & AQ_1^R \\ \vdots & & \vdots \\ AQ_T^1 & \dots & AQ_T^R \end{pmatrix} \quad (96)$$

Die Elemente AQ_t^r dieser Matrix ergeben sich als Quotient aus der Anzahl der in einer Ratingklasse r zum Zeitpunkt t beobachteten Ausfälle H_t^r und der Ratingklassengröße N_t^r :

$$AQ_t^r = \frac{H_t^r}{N_t^r} \text{ für } r = 1, \dots, R \text{ und } t = 1, \dots, T \quad (97)$$

wobei unterstellt wird, dass die Anzahl der Kreditnehmer in einer Ratingklasse im Zeitverlauf nicht variiert $N_t^r = N^r$. Die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit einer Ratingklasse PD^r wird auf Grundlage des Vektors \mathbf{AQ}^r der historischen Ausfallquoten in dieser Ratingklasse geschätzt durch:

$$\widetilde{PD}_T^r = \frac{\mathbf{1AQ}^r}{T} \quad (98)$$

wobei $\mathbf{1}$ einen $1 \times T$ Zeilenvektor bezeichnet, bei dem alle Elemente den Wert eins aufweisen. Die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit wird über den betrachteten Zeitraum als invariant angenommen. Die ebenfalls über die Zeit als konstant angenommene Varianz-Kovarianzmatrix der Ausfallwahrscheinlichkeiten wird geschätzt durch:

⁴⁸⁸ AML- (approximative Maximum-Likelihood-Methode), IFM- (inference for the margins method), TF-Methode (Transformationsmethode).

⁴⁸⁹ Vgl. Höse (2007), 206 ff.

⁴⁹⁰ Vgl. Höse (2007), 89 ff. und 180 ff.

$$\hat{\Sigma}_T = \tilde{\sigma}_T^{qw} = \frac{\mathbf{A}\mathbf{Q}'\mathbf{A}\mathbf{Q} - \frac{\mathbf{A}\mathbf{Q}'\mathbf{1}'\mathbf{1}\mathbf{A}\mathbf{Q}}{T}}{T-1} \quad \text{mit } q, w = 1, 2, \dots, R \quad (99)$$

Die als zeitinvariant angenommene Innerklassenkorrelation $\rho_{Probit}^{r, Asset}$ einer Ratingklasse kann durch die numerische Lösung der Gleichung

$$\Phi_{\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r, Asset}}^{Biv} \left(\Phi^{-1}(\tilde{PD}_T^r), \Phi^{-1}(\tilde{PD}_T^r) \right) = \tilde{\sigma}_T^{rr} + \left(\tilde{PD}_T^r \right)^2 \quad (100)$$

geschätzt werden. Dabei bezeichnet $\Phi_{\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r, Asset}}^{Biv}$ eine bivariate Standardnormalverteilung mit dem zu schätzenden Korrelationskoeffizienten $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r, Asset}$. Die Elemente $\tilde{\rho}^{qw}$ ($q, w = 1, 2, \dots, R$) der Korrelationsmatrix \mathbf{K} werden durch die numerische Lösung der Gleichung

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\tilde{PD}_T^q) + \sqrt{\tilde{\rho}_{Probit,T}^{q, Asset}} z}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}_{Probit,T}^{q, Asset}}} \right) \cdot \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\tilde{PD}_T^w) + \sqrt{\tilde{\rho}_{Probit,T}^{w, Asset}} \cdot \tilde{\partial}_T^{qw} z}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}_{Probit,T}^{w, Asset}} \cdot \left(\tilde{\partial}_T^{qw} \right)^2} \right) \cdot \phi(z) dz = \tilde{\sigma}_T^{qw} + \tilde{PD}_T^q \tilde{PD}_T^w \quad (101)$$

für $q, w = 1, 2, \dots, R$ und $q \neq w$ geschätzt. Die Dichtefunktion der Standardnormalverteilung wird mit $\phi(z)$ bezeichnet. Auch diese Parameter werden über den betrachteten Zeitraum als konstant angenommen.

Im Folgenden wird vereinfachend angenommen, dass alle Kredite einen Wert in Höhe von einer Geldeinheit haben (Exposure at Default). Für den Fall eines Ausfalls wird unterstellt, dass der gesamte Kreditbetrag, der dem ausgefallenen Kunden gewährt wurde, abgeschrieben werden muss. Der Loss Given Default wird also ebenfalls als Eins angenommen. Die Kreditrisikoverteilung entspricht in diesem Fall der Verteilung der Kreditausfälle und kann mit einer Monte-Carlo-Simulation bestimmt werden.

Aus der Verlustverteilung können Kennzahlen zur Bewertung des Risikos des gesamten Kreditportfolios abgeleitet werden. Wird angenommen, dass ein Unternehmen eine Eigenkapitalrendite τ erwartet und eine Überlebenswahrscheinlichkeit von α anstrebt, beträgt der Bedarf an ökonomischem Eigenkapital (EK):

$$EK = \frac{\text{VaR}_\alpha - E(V)}{1 + \tau} \quad (102)$$

wobei VaR_α den Value at Risk zum Vertrauensniveau α und $E(V)$ den Erwartungswert der Verlustverteilung bezeichnet.

Ein auf Basis der Gleichungen (96) bis (101) parametrisiertes Modell berücksichtigt keine Schätzunsicherheit. Die Einbeziehung dieses Modellrisikos in die Risikobewertung inhomogener Kreditportfolios durch parametrisches Bootstrapping beschreibt der folgende Abschnitt.

3.4.3 Bewertung der Schätzunsicherheit

3.4.3.1 Herleitung der Verlustverteilung

Die Bewertung der Schätzunsicherheit erfolgt hier wie im vorangegangenen Abschnitt auf Basis des parametrischen Bootstrappings. Diese Methode setzt voraus, dass eine Vorstellung hinsichtlich der den historischen Beobachtungen zugrunde liegenden Verteilung existiert. Diese entspricht im vorliegenden Fall der Mischung aus der R -dimensionalen Probit-Normalverteilung und R Binomialverteilungen, welche auf Grundlage historischer Beobachtungen parametrisiert werden. Beim parametrischen Bootstrapping werden aus dieser Verteilung zufällig $T \cdot R$ Ausfallzahlen gezogen. Diese repräsentieren eine Bootstrapstichprobe, für welche entsprechend der Gleichungen (96) bis (101) die Parameter $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ ($r = 1, \dots, R$) geschätzt werden. Durch das wiederholte Erzeugen von Bootstrapstichproben, können eine Vielzahl möglicher Parameterkonstellationen generiert und ausgewertet werden.

Nachdem mit Bootstrapping eine große Anzahl möglicher Parameterkonstellationen $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ erzeugt wurde, können diese genutzt werden, um das Kreditausfallrisiko unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit im Zeitpunkt $T + 1$ zu bewerten. Hierzu wird im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation in jedem Simulationsschritt zufällig eine Parameterkonstellation aus der Bootstrapstichprobe ausgewählt und die multivariate Probit-Normalverteilung damit parametrisiert. Aus dieser Verteilung werden dann wieder R Realisationen der Ausfallwahrscheinlichkeit gezogen und in Binomialverteilungen eingesetzt. Aus diesen Verteilungen wird für jede Ratingklasse zufällig eine Anzahl Ausfälle gezogen. Durch ein vielfaches Wiederholen des Simulationsschritts kann die Kreditrisikoverteilung des Portfolios unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bestimmt werden. Soll Schätzunsicherheit nicht berücksichtigt werden, wird die multivariate Probit-Normalverteilung nicht durch die Bootstrapstichprobe sondern durch die Schätzer der Ausgangsstichprobe parametrisiert. Dadurch bleibt die Streuung der Parameter bei der Kreditrisikobewertung unberücksichtigt. Im Folgenden wird die Herleitung der Kreditrisikoverteilung noch einmal zusammengefasst. In den Schritten (S1) bis (S6) wird die Erzeugung der Bootstrapstichproben beschrieben. Die Schritte (S7) bis (S12) erläutern die Herleitung der Risikoverteilung.

Erzeugung der Bootstrapstichprobe:

- (S1) Im ersten Schritt werden die Parameter $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ ($r = 1, \dots, R$) aus den historischen Daten entsprechend der Gleichungen (96) bis (101) geschätzt. In der folgenden Simulationsstudie werden diese Werte vorgegeben.

- (S2) Im zweiten Schritt werden auf Grundlage der in (S1) geschätzten Parameter aus $\Phi_{\mathbf{K}}(\cdot)$ zufällig Werte für $F_{\tilde{\pi}_t^r}(\pi_t^r)$ ($r = 1, \dots, R$ und $t = 1, \dots, T$) gezogen.⁴⁹¹
- (S3) Durch Umstellen von Gleichung (44) nach π_t^r (dort als π bezeichnet) kann für jeden Zeitpunkt t und für jede Ratingklasse r eine zufällige Realisation der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmt werden. Die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit und die Innerklassenkorrelation in Gleichung (44) werden jeweils mit den geschätzten Werten parametrisiert.
- (S4) Parametrisierung von $R \cdot T$ Binomialverteilungen $Bin(N_t^r; \pi_t^r)$ ($r = 1, \dots, R$ und $t = 1, \dots, T$) und zufälliges Ziehen einer Ausfallzahl für jeden Zeitpunkt und jede Ratingklasse mit den so definierten Binomialverteilungen.
- (S5) Schätzen der Parameter $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ ($r = 1, \dots, R$) und Speichern der Parameterkonstellation.
- (S6) X -maliges Wiederholen der Schritte (S2) bis (S5) (wenn nicht anders angegeben, ist im Folgenden $X = 1\,000$).

Ableitung der Risikoverteilung:

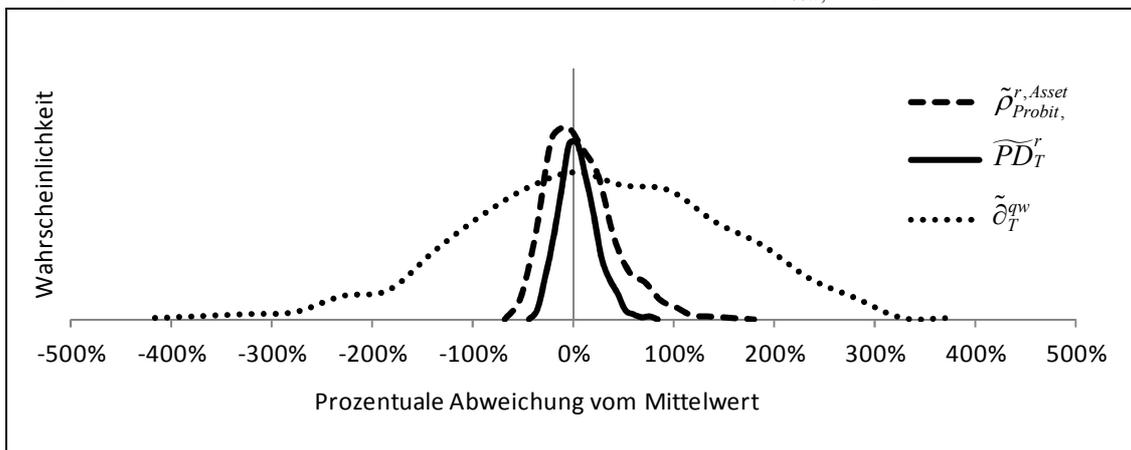
- (S7) Zufällige Auswahl einer Parameterkonstellation $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ aus der in (S1) bis (S6) erzeugten Bootstrapstichprobe, wenn Schätzunsicherheit berücksichtigt werden soll. Wenn Schätzunsicherheit nicht berücksichtigt werden soll, entspricht $PD^r, \rho_{Probit}^{r, Asset}, \mathbf{K}$ den Schätzern, wie sie sich aus der Ausgangsstichprobe ergeben.
- (S8) Einsetzen der ausgewählten Parameter in die Gauß-Copula $\Phi_{\mathbf{K}}(\cdot)$ und zufälliges Ziehen von R Werten für $F_{\tilde{\pi}_{T+1}^r}(\pi_{T+1}^r)$ ($r = 1, \dots, R$).
- (S9) Durch Umstellen von Gleichung (44) nach π_{T+1}^r kann für jede Ratingklasse r eine zufällige Realisation der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmt werden. Die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit und die Innerklassenkorrelation in Gleichung (44) entsprechen jeweils den in (S7) ausgewählten Werten.
- (S10) Einsetzen von N_{T+1}^r und π_{T+1}^r in eine Binomialverteilung $Bin(N_{T+1}^r; \pi_{T+1}^r)$ ($r = 1, \dots, R$) und Ziehen einer zufälligen Anzahl Ausfälle aus dieser Verteilung.
- (S11) Bildung der Summe der Ausfälle über alle Ratingklassen und Speichern dieses Ergebnisses.
- (S12) Y -maliges Wiederholen der Schritte (S7) bis (S11) (wenn nicht anders angegeben, ist im Folgenden $Y = 100\,000$).

⁴⁹¹ Das Ziehen von Zufallszahlen aus einer Gauß-Copula beschreiben beispielsweise *Cherubini, Luciano, Vecchiato* (2004), 181.

Mit den Schritten (S1) bis (S6) kann für jeden Parameter eine Verteilung des Schätzers erzeugt werden. Da die Schätzung der Innerklassenkorrelation auf der Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit aufbaut und die Schätzung der Interklassenkorrelation wiederum von den geschätzten Innerklassenkorrelationen abhängt, erhöht sich die Schätzunsicherheit mit jedem Schätzschritt. Fließt also ein geschätzter Parameter in die Schätzung eines anderen Parameters ein, fließt auch dessen Schätzunsicherheit in die nachgelagerte Schätzung ein. Damit weist hier insbesondere die Interklassenkorrelation erhebliche Schätzunsicherheiten auf. Dieser Zusammenhang wird für ein fiktives Beispiel anhand von drei Parametern \widetilde{PD}_T^r , $\widetilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$, $\widetilde{\sigma}_T^{qw}$ in Abbildung 25 veranschaulicht. Es wird deutlich, dass die Interklassenkorrelation als zuletzt geschätzter Parameter die größte Streuung aufweist. Die erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit als zuerst geschätzter Parameter streut hingegen vergleichsweise wenig.

Abbildung 25:

Vergleich der Bedeutung der Schätzunsicherheit für \widetilde{PD}_T^r , $\widetilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$, $\widetilde{\sigma}_T^{qw}$ 492



3.4.3.2 Umgang mit Schätzfehlern

Bei der im Folgenden beschriebenen Untersuchung hat sich gezeigt, dass der Schätzer $\widetilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$ zwar konsistent aber in kleinen Stichproben verzerrt ist. Das Bootstrapping legt die Vermutung nahe, dass das Ausmaß der Verzerrung sowohl auf die Anzahl der betrachteten Perioden T aber auch auf die beiden Parameter der Probit-Verteilung PD und ρ_{Probit}^{Asset} zurückzuführen ist. Diese Verzerrung tritt zwei Mal auf. Das erste Mal erfolgt eine Verzerrung bei der Schätzung der Innerklassenkorrelation auf Grundlage der historisch beobachtbaren Kreditausfälle. In der vorliegenden Untersuchung spielt dieser Fehler keine Rolle, da die Innerklassenkorrelationen vorgegeben werden, sodass dieses Problem hier nicht relevant ist.

Das zweite Mal tritt dieser Fehler bei der Erzeugung der Bootstrapstichproben auf. Das heißt, dass der Mittelwert der mit Bootstrapping in den Schritten (S2) bis (S6) erzeugten

492 Der Abbildung liegen 1 000 Bootstrapreplikationen und eine fiktive Kredithistorie zugrunde.

Verteilung der Innerklassenkorrelation von der im Schritt (S1) vorgegebenen (beziehungsweise geschätzten) Innerklassenkorrelation abweichen kann. Da dieser Fehler bei einer Berücksichtigung von Schätzunsicherheit auftritt, ist er für die in diesen Abschnitten vorgestellten Untersuchungen relevant. Für die Korrektur dieses Fehlers würde sich wiederum Bootstrapping anbieten. Hier soll an dieser Stelle jedoch auf die Verwendung dieser Methode verzichtet werden, um die Simulationszeiten in einem vertretbaren Rahmen zu halten.⁴⁹³ Die Korrektur der Bootstraptichprobe erfolgt in den nachfolgenden Untersuchungen, indem zunächst der Unterschied zwischen der im Schritt (S1) vorgegebenen Innerklassenkorrelation und dem Mittelwert der in den Schritten (S2) bis (S6) mit Bootstrapping erzeugten Verteilung der Innerklassenkorrelation bestimmt wird. Alle Elemente der Bootstraptichprobe werden dann um diesen Unterschied korrigiert, sodass die mit Bootstrapping erzeugte Verteilung der Innerklassenkorrelation soweit parallel verschoben wird, bis ihr Mittelwert der in Schritt (S1) vorgegebenen Innerklassenkorrelation entspricht. Die Parallelverschiebung der Bootstrapverteilung setzt voraus, dass eine Verzerrung nur hinsichtlich des Mittelwertes erfolgt. Es ist zu vermuten, dass mögliche Veränderungen hinsichtlich Varianz, Schiefe oder Wölbung der Verteilung dieses Schätzers hier vernachlässigt werden können, insbesondere auch vor dem Hintergrund, dass die beobachtete Verzerrung im Verhältnis zur Standardabweichung der Verteilung in den hier untersuchten Fällen eher gering ist. Wesentliche Einflüsse auf das Ergebnis der Simulation sind daher nicht zu erwarten.

Der Fehler bei der Schätzung von $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$ fließt allerdings auch bei der Bestimmung von \mathbf{K} ein. Hierdurch können nicht positiv definite Korrelationsmatrizen geschätzt werden. Wird während des Bootstrappings eine nicht positiv definite Korrelationsmatrix geschätzt, wird diese korrigiert. Die Korrektur erfolgt, indem die Elemente von \mathbf{K} schrittweise in Richtung einer Korrelationsmatrix verschoben werden, deren Parameter den Pearson'schen Korrelationskoeffizienten zwischen den modellierten Ausfallzahlen der Ratingklassen entsprechen. Das bedeutet, dass einige der mit Bootstrapping erzeugten Korrelationsmatrizen von der mit Gleichung (101) geschätzten Korrelationsmatrix abweichen können. Hierdurch kann das im folgenden Abschnitt diskutierte Ergebnis beeinflusst werden. Da aber die Schätzer Korrelationskoeffizienten sehr breit streuen, erscheint auch dieser Fehler hier vernachlässigbar.⁴⁹⁴

Auch ist zu berücksichtigen, dass durch das Bootstrapping die Kovarianz der Ausfallquoten zwischen den Ratingklassen Richtung null verzerrt wird. Die Ursache hierfür

⁴⁹³ Es wäre für jede der mit Bootstrapping erzeugten Elemente eine Korrektur vorzunehmen, die wiederum auf Bootstrapping beruhen würde. Es wird dabei numerisch jener Wert der Innerklassenkorrelation gesucht, dessen Bootstraptichprobe einen Erwartungswert in Höhe des geschätzten Innerklassenkorrelation $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$ aufweist. Hierdurch würde sich der Zeitbedarf der hier durchgeführten Simulationsstudie jedoch sehr stark erhöhen.

⁴⁹⁴ Beispielsweise weist die mit Bootstrapping erzeugte und korrigierte Verteilung des Schätzers $\tilde{\sigma}_T^j$ des in Abbildung 25 gezeigten Beispiels einen Mittelwert von 0,218, ein Minimum von -0,688 und ein Maximum von 0,829 bei einem Ausgangswert von 0,228 auf.

liegt darin, dass mit der Binomialverteilung nur diskrete Beobachtungen erzeugt werden können. Da die multivariate Probit-Normalverteilung jedoch eine stetige Verteilung ist, sind die Kovarianzen der aus dieser Verteilung gezogenen bedingten Ausfallwahrscheinlichkeiten zwischen den Ratingklassen tendenziell größer als die Kovarianzen der im Rahmen des Bootstrappings erzeugten Ausfallquoten.⁴⁹⁵ Damit werden auch die Elemente der Korrelationsmatrix \mathbf{K} Richtung null verzerrt. Diese Verzerrung reduziert sich mit einer Erhöhung der Ratingklassengröße. In realen Ratingklassen kann sie jedoch auftreten. In diesem Abschnitt wird dieses Problem dadurch umgangen, dass in den meisten Fällen Unkorreliertheit unterstellt wird. Bei der Untersuchung ob Zusammenhänge zwischen der Interklassenkorrelation und der Schätzunsicherheit existieren, erfolgt eine Überprüfung der gefundenen Ergebnisse für ein sehr großes Portfolio.

Durch die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit wird die Streuung der Kreditrisikoverteilung verändert. Darüber hinaus können weitere Momente der Verteilung, wie Schiefe und Wölbung, durch die Schätzunsicherheit beeinflusst werden. Allerdings entspricht der Erwartungswert der Risikoverteilung, bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit, dem der Verteilung bei Vernachlässigung dieses Faktors, was darauf zurückzuführen ist, dass die Erwartungswerte der Bootstrapstichproben den Schätzern der Ausgangsstichprobe entsprechen. Für das Risikomanagement sind neben dem Erwartungswert vor allem die Quantilswerte von Interesse. Aufgrund der Unterschiede hinsichtlich der dritten und vierten Momente der Verteilungen kann nicht grundsätzlich davon ausgegangen werden, dass die Risikoverteilung bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit einem Quantilswert immer eine höhere Anzahl Ausfälle zuordnet als eine Verteilung, die unter Vernachlässigung dieses Risikofaktors gebildet wird. Das ist darauf zurückzuführen, dass die Verteilungen der Parameterschätzer bei kleinen Stichproben nicht in jedem Fall symmetrisch sind.⁴⁹⁶ Dennoch sorgt die Streuung der Schätzer dafür, dass die Ränder der Risikoverteilung bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit in jedem Fall breiter sind als bei einer Vernachlässigung dieses Faktors. In den für das Risikomanagement interessanten Fällen, also bei Betrachtung hoher Quantile ($\alpha \geq 95\%$), ist daher davon auszugehen, dass durch die Vernachlässigung von Schätzunsicherheit das Kreditrisiko unterschätzt wird.

Im folgenden Abschnitt wird untersucht, inwiefern sich das Kreditrisiko erhöht, wenn bei der Risikobewertung Schätzunsicherheit einfließt. Der Fokus liegt dabei auf der Frage, ob Zusammenhänge zwischen den Schätzern beziehungsweise Parametern der

⁴⁹⁵ Hier sei zur Veranschaulichung dieses Problems eine 400 Kreditnehmer umfassende Ratingklasse betrachtet. Wird beispielsweise angenommen, dass beim Erzeugen der Bootstrapstichprobe zufällig das 20% Quantil aus der dieser Ratingklasse zugrunde liegenden Binomialverteilung gezogen wird, dann würden bei einer bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit in Höhe von 2%, sechs Ausfälle, also eine Ausfallquote von 1,5%, simuliert werden. Diese Ausfallquote wäre jedoch auch für alle anderen bedingten Ausfallwahrscheinlichkeiten im Intervall zwischen 1,97% und 2,26% gezogen worden.

⁴⁹⁶ Vgl. hierzu beispielsweise auch die Argumentation in Abschnitt 3.3 für die Vorteile des parametrischen Bootstrappings im Vergleich zur asymptotischen Vorgehensweise in kleinen Stichproben.

Ausgangsstichprobe und der Höhe des aufgrund von Schätzunsicherheit verursachten zusätzlichen Eigenkapitalbedarfs bestehen.

3.4.4 Determinanten von Schätzunsicherheit im inhomogenen Portfolio

3.4.4.1 Simulationsdesign

Das Kreditrisiko im hier betrachteten Portfoliomodell wird durch die Ausfallwahrscheinlichkeiten, die Inner- und Interklassenkorrelationen und die Anzahl der betrachteten Ratingklassen bestimmt. Für die Parameterschätzungen sind darüber hinaus die Ratingklassengrößen und die Anzahl der historisch beobachtbaren Perioden relevant.

In den folgenden Untersuchungen wird jeweils der durch Schätzunsicherheit erforderliche Eigenkapitalzuschlag für ein Kreditportfolio bestimmt. Das heißt, es wird jeweils mit einer Monte-Carlo-Simulation ermittelt, wie groß der relative Unterschied zwischen den Eigenkapitalerfordernissen entsprechend Gleichung (102) bei Berücksichtigung und Vernachlässigung von Schätzunsicherheit in einem Portfolio ist. Da für einen solchen Vergleich die geforderte Eigenkapitalrendite τ ohne Bedeutung ist, wird auf diese im Folgenden nicht eingegangen.

Es wird untersucht, ob sich durch die Veränderung einer Variable – beispielsweise der Anzahl historisch verfügbarer Perioden – auch der Bedarf an zusätzlichem Eigenkapital ändert. Es werden jeweils verschiedene Untersuchungsgruppen gebildet, die dann hinsichtlich der Erhöhung des Eigenkapitalbedarfs in Folge der Berücksichtigung von Schätzunsicherheit verglichen werden. In jeder dieser Untersuchungsgruppen werden 50 Portfolios simuliert und ausgewertet. Der Vergleich erfolgt dann auf Grundlage des mittleren Eigenkapitalzuschlags der jeweils 50 ausgewerteten Portfolios zwischen den Gruppen beziehungsweise auf Grundlage von Korrelations- und Regressionsanalysen.

Die auszuwertenden Portfolios werden zufällig erzeugt. Im Folgenden wird, wenn nicht anders angegeben, ein drei Ratingklassen umfassendes Portfolio betrachtet. Da hier nur die Bedeutung der Schätzunsicherheit zu untersuchen ist, erfolgt die Vorgabe der Parameter der Portfolios direkt. Das heißt, dass auf die Parameterschätzung im Schritt (S1) verzichtet wird. Die Ausgangswerte für die Ausfallwahrscheinlichkeiten, Innerklassenkorrelationen und Ratingklassengrößen PD^r , $\rho_{Probit}^{r,Asset}$, N^r mit $r = 1, \dots, R$ werden jeweils zufällig bestimmt, insofern sie nicht aufgrund der jeweiligen Fragestellung deterministisch vorgegeben werden. Die Ratingklassengrößen werden dabei als über die Zeit konstant angesehen $N^r = N_t^r$ mit $t = 1, \dots, T$.⁴⁹⁷ Die Ausgangswerte werden gleichverteilt aus vorgegebenen Intervallen gezogen.

⁴⁹⁷ Diese Annahme ist hier aufgrund des gewählten Schätzverfahrens erforderlich. Im in Abschnitt 3.4.5 dargestellten Beispiel wird auf diese Annahme verzichtet.

Die im vorangegangenen Abschnitt thematisierte Verzerrung bei der Schätzung der Innerklassenkorrelation ist in den hier untersuchten Intervallen von geringer Bedeutung. Die Korrelationsmatrix \mathbf{K} , die Anzahl historisch verfügbarer Perioden und die Anzahl der Ratingklassen wird jeweils deterministisch vorgegeben.

3.4.4.2 Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Anzahl historischer Perioden

Zunächst erfolgt eine Simulation der Eigenkapitalzuschläge in Abhängigkeit von der Anzahl historisch verfügbarer Perioden. Auf einen Zusammenhang zwischen dieser Kennzahl und der Schätzunsicherheit deuten bereits die Ergebnisse in Abschnitt 3.3 beziehungsweise von Tarashev (2010) hin. Es wird für drei verschiedene historisch verfügbare Periodenlängen T untersucht, wie sich der Eigenkapitalbedarf durch die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit verändert. Für diese Teilstudie wird unterstellt, dass die Ausfälle einer Ratingklasse unabhängig von den Ausfällen einer anderen Ratingklasse sind. Das heißt, die Interklassenkorrelation wird als $\hat{\rho}^{qw} = 0$ mit $q \neq w$ und $\hat{\rho}^{qw} = 1$, wenn $q = w$ ($q, w = 1, 2, 3$) angenommen. Den Ausfallwahrscheinlichkeiten liegen die Intervalle $PD^{r=1} \in [0,1\%; 0,3\%]$, $PD^{r=2} \in [0,5\%; 1,5\%]$, $PD^{r=3} \in [4,0\%; 6,0\%]$ zugrunde. Die Innerklassenkorrelationen werden aus den Intervallen $\rho_{Probit}^{r=1, Asset} \in [0,17; 0,18]$, $\rho_{Probit}^{r=2, Asset} \in [0,15; 0,16]$, $\rho_{Probit}^{r=3, Asset} \in [0,14; 0,15]$ gezogen. Die Ratingklassengrößen sind $N^{r=1} \in [1\ 000; 1\ 200]$, $N^{r=2} \in [500; 700]$, $N^{r=3} \in [1\ 100; 1\ 300]$.⁴⁹⁸

Tabelle 9 fasst die Simulationsergebnisse für verschiedene, unabhängig voneinander untersuchte, Periodenlängen T zusammen. Es wird der prozentuale Unterschied der Eigenkapitalanforderungen bei Vernachlässigung und Berücksichtigung von Schätzunsicherheit gezeigt. Da unterschiedliche Eigenkapitalanforderungen allein auf Veränderungen des Value at Risk zurückzuführen sind, resultiert die Erhöhung des Eigenkapitalbedarfs aus einer Erhöhung des Value at Risk bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit. In Tabelle 9 werden jeweils sowohl das 5%- und 95%-Quantil, der Mittelwert (MW) und die Standardabweichung ($SABW$) des prozentualen Unterschiedes zwischen den Eigenkapitalanforderungen der jeweils 50 Beobachtungen dargestellt. Es werden drei verschiedene Absicherungsniveaus α für drei Periodenlängen betrachtet. Für den Fall $T = 15$ und $\alpha = 99,9\%$ erhöht sich beispielsweise der ökonomische Eigenkapitalbedarf im Durchschnitt der 50 untersuchten Fälle um 29,1%, wenn Schätzunsicherheit berücksichtigt wird. Bei 5% der Beobachtungen liegt die Erhöhung unter 20,74% und in 95% der Fälle unter 37,21%.

Es wird deutlich, dass der durch Schätzunsicherheit verursachte Bedarf an zusätzlichem Eigenkapital mit der zur Verfügung stehenden Anzahl historischer Perioden abnimmt. Auch ist zu erkennen, dass das gewählte Absicherungsniveau einen erheblichen Einfluss auf die Risikobewertung hat. Da für die Praxis insbesondere hohe Absicherungsniveaus von Interesse sind, stellt die Schätzunsicherheit damit auch einen sehr wichtigen Risiko-

⁴⁹⁸ Diese Intervalle orientieren sich grob an den Ratingklassen Baa, Ba und B von Moody's (vgl. Emery et al., 2009).

treiber dar. Die Standardabweichungen in den einzelnen Untersuchungen könnten durch eine Erhöhung der Simulationsdurchläufe beziehungsweise durch eine Vergrößerung der Bootstrapstichproben deutlich reduziert werden. Allerdings lässt sich ein Teil der beobachteten Streuung auch auf Unterschiede in den Ausgangsstichproben zurückführen. Hierauf wird im folgenden Abschnitt eingegangen.

Tabelle 9:

Erhöhung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs aufgrund von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der historischen Periodenlänge

- in % -

α	T = 10			T = 15			T = 20		
	95%	99%	99,9%	95%	99%	99,9%	95%	99%	99,9%
5%	3,02%	15,83%	33,98%	2,24%	11,93%	20,74%	0,43%	8,99%	19,52%
MW	5,82%	19,60%	40,45%	3,94%	14,45%	29,10%	2,70%	11,02%	24,00%
95%	7,96%	22,52%	48,77%	6,16%	17,08%	37,21%	4,88%	13,19%	30,12%
SABW	1,60%	2,29%	4,93%	1,18%	1,67%	4,77%	1,26%	1,33%	3,23%

3.4.4.3 Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Ausfallwahrscheinlichkeit, der Innerklassenkorrelation sowie der Ratingklassengröße

Da in den 50 untersuchten Portfolios je gegebener Periodenlänge sehr starke Variationen hinsichtlich des erforderlichen Eigenkapitalzuschlags beobachtet werden können, stellt sich die Frage, ob zwischen den durch unabhängige Risikoverteilungen modellierten Ausgangswerten für die Ausfallwahrscheinlichkeiten, die Innerklassenkorrelationen sowie der Ratingklassengrößen und der Schätzunsicherheit Abhängigkeiten bestehen. Zur Beantwortung dieser Frage erfolgen hier drei separate Untersuchungen. Diesen liegt ein identisches Ausgangsportfolio zugrunde, welches je nach Fragestellung variiert wird. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten dieses Ausgangsportfolios werden mit $PD^{r=1} = 0,2\%$, $PD^{r=2} = 1,0\%$, $PD^{r=3} = 5,0\%$ vorgegeben. Die Innerklassenkorrelationen betragen $\rho_{Probit}^{r=1,Asset} = 0,16$, $\rho_{Probit}^{r=2,Asset} = 0,15$ und $\rho_{Probit}^{r=3,Asset} = 0,14$ und die Ratingklassengrößen werden mit $N^{r=1} = 1\ 100$, $N^{r=2} = 600$, $N^{r=3} = 1\ 200$ festgelegt. Auch für diese Teilstudie wird unterstellt, dass die Ausfälle einer Ratingklasse unabhängig von den Ausfällen einer anderen Ratingklasse sind. Es wird jeweils eine Ratinghistorie von 15 Perioden betrachtet.

Zur Beantwortung der Frage, ob Abhängigkeiten zwischen den Ausfallwahrscheinlichkeiten, den Innerklassenkorrelationen sowie den Ratingklassengrößen und der Schätzunsicherheit bestehen, wird jeweils eine dieser drei Größen in allen Ratingklassen schrittweise von 70% auf 130% des Ausgangswertes erhöht. Die Ergebnisse werden in den Abbildungen 26 bis 28 für das gesamte Portfolio dargestellt. Die Auswertung erfolgt zum Vertrauensniveau der Value at Risk in Höhe von $\alpha = 99,9\%$. Es zeigt sich,

Abbildung 26:

Zusammenhang zwischen der Ausfallwahrscheinlichkeit und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)

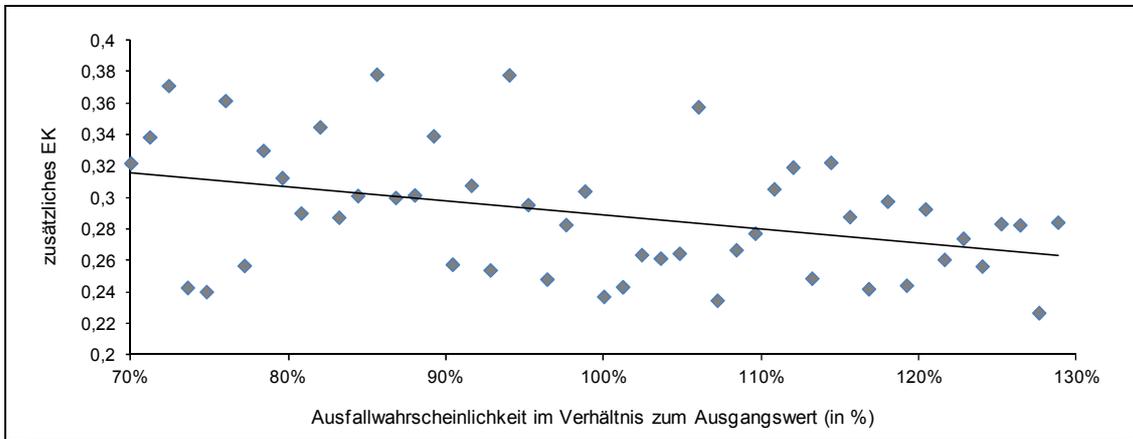


Abbildung 27:

Zusammenhang zwischen der Innerklassenkorrelation und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)

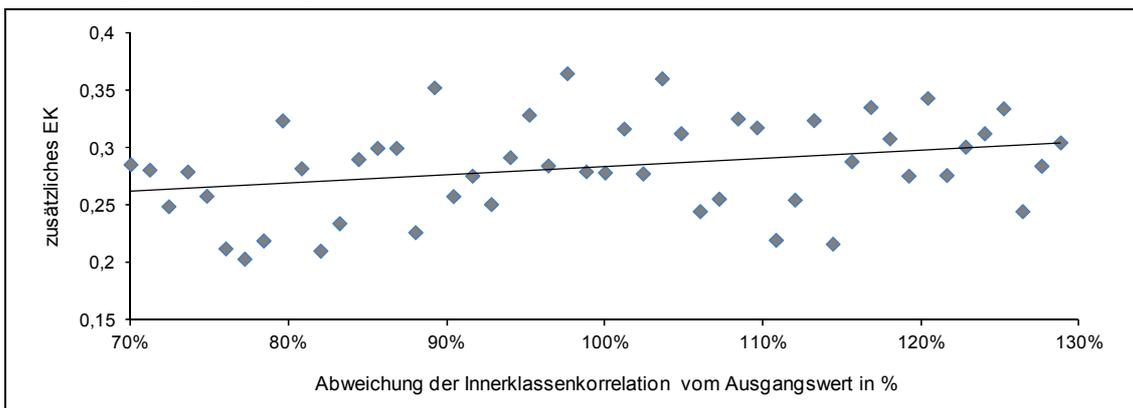
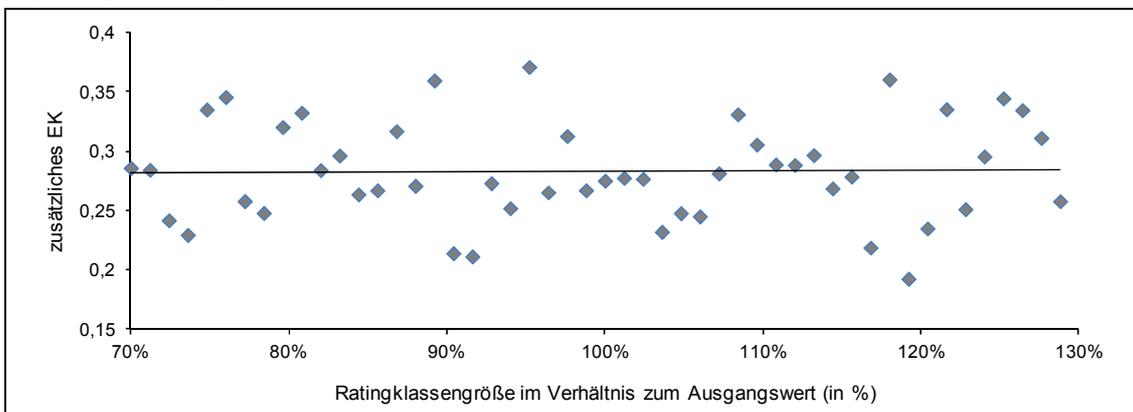


Abbildung 28:

Zusammenhang zwischen der Ratingklassengröße und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapital aufgrund von Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)



dass ein negativer Zusammenhang zwischen der Höhe des zusätzlich erforderlichen Eigenkapitals und der Ausfallwahrscheinlichkeit besteht. Damit ist insbesondere in Ratingklassen mit Kreditnehmern guter Bonität die Schätzunsicherheit von hoher Bedeutung. Der Anstieg der Regressionsgeraden ist zum 1%-Niveau hochsignifikant kleiner als null (F -Wert der Regressionsgleichung: 8,51, $R^2 = 0,15$). Der Korrelationskoeffizient nach Pearson ist ebenfalls mit $-0,39$ zum 1%-Niveau kleiner als null. Dieses Ergebnis bestätigt damit den bereits in Abschnitt 3.2 beobachteten Zusammenhang zwischen der Schätzunsicherheit und der Bonität.

Die Innerklassenkorrelation leistet einen zum 5%-Niveau signifikant positiven Erklärungsbeitrag zur Höhe des zusätzlich erforderlichen Eigenkapitals (F -Wert der Regressionsgleichung: 5,13, $R^2 = 0,097$). Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient ist mit $0,31$ ebenfalls zum 5%-Niveau signifikant größer als null. Das heißt, je größer dieser Parameter in der zugrunde liegenden Ausgangsstichprobe ist, umso höher ist die Bedeutung der Schätzunsicherheit.

Hinsichtlich der Ratingklassengröße ist kein Zusammenhang mit dem erforderlichen zusätzlichen ökonomischen Eigenkapitalbedarf zu erkennen. Es kann weder ein signifikant von null verschiedener Anstieg der Regressionsgeraden noch ein signifikant von null verschiedener Korrelationskoeffizient nach Pearson gemessen werden (F -Wert der Regressionsgleichung: 0,024, $R^2 = 0,0005$, Korrelationskoeffizient: 0,02). Im Prinzip wäre hier eine negative Abhängigkeit zu erwarten gewesen. Allerdings sind die hier betrachteten Ratingklassen vermutlich bereits zu groß, als dass die Größe noch einen nachweisbaren Einfluss auf die Schätzunsicherheit hat.

3.4.4.4 Abhängigkeit der Schätzunsicherheit vom Grad der Inhomogenität

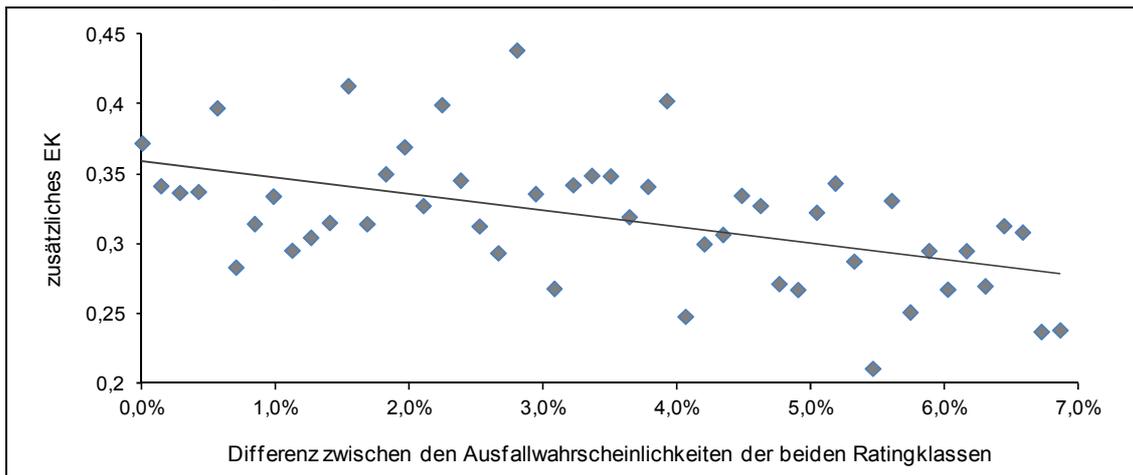
Die Ergebnisse des vorangegangenen Abschnitts deuten darauf hin, dass ein Zusammenhang zwischen der Bedeutung von Schätzunsicherheit und der zugrundegelegten erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit besteht. Es ist daher zu untersuchen, ob der Grad der Inhomogenität hinsichtlich der Bonität zwischen den Ratingklassen von Bedeutung für den Eigenkapitalaufschlag ist. Es wird ein zwei Ratingklassen umfassendes Portfolio betrachtet. Die Innerklassenkorrelation und die Ratingklassengröße werden hier als in beiden Klassen identisch angenommen und betragen $\rho_{Probit}^{r=1,Asset} = \rho_{Probit}^{r=2,Asset} = 0,15$ und $N^{r=1} = N^{r=2} = 1\ 100$. Die Interklassenkorrelationen wird mit $\partial^{qw} = 0$ angenommen, wenn $q \neq w$ beziehungsweise ist $\partial^{qw} = 1$, wenn $q = w$ ($q, w = 1, 2$). Die Ratinghistorie ist $T = 15$.

Abbildung 29 zeigt die erforderlichen Eigenkapitalaufschläge für verschiedene Grade der Inhomogenität zum Vertrauensniveau des Value at Risk von 99,9%. Alle betrachteten Portfolios weisen eine durchschnittlich erwartete Ausfallwahrscheinlichkeit von 4% auf. Die erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeiten der beiden Ratingklassen $PD^{r=1}$ und $PD^{r=2}$ werden jedoch variiert. Der erforderliche Eigenkapitalaufschlag nimmt signifikant zum 1%-Niveau mit dem Grad der Inhomogenität ab (F -Wert der Regressionsgleichung: 16,8, $R^2 = 0,25$). Das heißt, in Fällen, in denen sich die Bonität zwischen den

Ratingklassen nur geringfügig unterscheidet, spielt Schätzunsicherheit eine größere Rolle als in Portfolios mit sehr unterschiedlichen Bonitäten. Dieses Ergebnis spricht für einen nichtlinearen Zusammenhang zwischen der Schätzunsicherheit und der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit.

Abbildung 29:

Einfluss der Inhomogenität auf die Schätzunsicherheit (Vertrauensniveau: 99,9%)



3.4.4.5 Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Ratingklassenzahl

In den bisher erfolgten Untersuchungen wurden jeweils nur zwei beziehungsweise drei Ratingklassen betrachtet. Es stellt sich die Frage, ob die in den oberen Abschnitten ausgewiesenen Ergebnisse von der Anzahl der untersuchten Ratingklassen abhängen. Eine Ursache für einen solchen Zusammenhang könnte Diversifikation sein. Das heißt, das hier betrachtete Modellrisiko könnte gegebenenfalls mit der Ratingklassenzahl abnehmen, weil Schätzunsicherheiten in verschiedenen Ratingklassen auftreten und sich gegenseitig teilweise aufheben.

Diese Annahme kann bestätigt werden. So steigt zwar mit einer Erhöhung der Ratingklassenzahl der erforderliche Aufschlag auf das ökonomische Eigenkapital an, der Anstieg des zusätzlich erforderlichen Eigenkapitals nimmt allerdings mit der Ratingklassenzahl ab. Tabelle 10 zeigt die erforderlichen Aufschläge in Abhängigkeit von der Ratingklassenzahl für $\partial^{qw} = 0$ mit $q \neq w$ und $\partial^{qw} = 1$, wenn $q = w$ ($q, w = 1, \dots, 7$).⁴⁹⁹ Die Periodenlänge wird wieder mit $T = 15$ vorgegeben. Abweichend von den bisherigen Untersuchungen werden in Tabelle 10 hinsichtlich der Ausfallwahrscheinlichkeit, der Innerklassenkorrelation und der Größe identische Ratingklassen betrachtet. Damit wird im Prinzip ein homogenes Portfolio untersucht, welches zu einer Ratingklasse zusammengefasst werden könnte. Da hier aber von Interesse ist, ob die Anzahl der Ratingklassen einen Einfluss auf die Schätzunsicherheit hat, ist eine solche Annahme erforderlich, da

⁴⁹⁹ Die Betrachtung von sieben Ratingklassen erfolgt hier in Anlehnung an die Eigenkapitalempfehlungen des *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 404.

ansonsten schwer zu identifizieren wäre, ob eine Veränderung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs bei Hinzufügung einer weiteren Ratingklasse auf Eigenschaften dieser Ratingklasse oder auf die Erhöhung der Ratingklassenzahl zurückzuführen ist. Die Ausgangsparameter werden aus den Intervallen $PD^r \in [0,1\%; 6,0\%]$, $\rho_{Probit}^{r,Asset} \in [0,14; 0,17]$ und $N^r \in [500; 1\ 300]$ zufällig gezogen.

Tabelle 10:

Erhöhung des ökonomischen Eigenkapitalbedarfs aufgrund von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der Ratingklassenzahl

	α	$R = 1$	$R = 2$	$R = 3$	$R = 4$	$R = 5$	$R = 6$	$R = 7$
$T = 15$	95%	2,11%	4,90%	6,64%	7,89%	9,17%	10,16%	11,46%
	99%	12,89%	17,46%	19,78%	22,00%	24,07%	25,69%	27,45%
	99,9%	30,69%	36,95%	40,27%	43,24%	45,56%	47,40%	49,80%

3.4.4.6 Abhängigkeit der Schätzunsicherheit von der Interklassenkorrelation

Bisher wurde die Interklassenkorrelation der Nichtdiagonalelemente jeweils mit null angenommen. Im Folgenden werden auch von null abweichende Nichtdiagonalelemente der Interkorrelationsmatrix \mathbf{K} betrachtet. Abbildung 30 zeigt für sieben verschiedene Werte der Nichtdiagonalelemente dieser Matrix den durch die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit verursachten Aufschlag auf das ökonomische Eigenkapital, wenn der Value at Risk zum 99,9%-Niveau betrachtet wird. Es wird jeweils ein fünf Ratingklassen umfassendes Portfolio untersucht. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten liegen in den Intervallen $PD^{r=1} \in [0,1\%; 0,3\%]$, $PD^{r=2} \in [0,7\%; 0,9\%]$, $PD^{r=3} \in [1,0\%; 2,0\%]$, $PD^{r=4} \in [2,0\%; 3,0\%]$, $PD^{r=5} \in [3,0\%; 5,0\%]$. Die Innerklassenkorrelationen werden jeweils aus dem Intervallen $\rho_{Probit}^{r,Asset} \in [0,14; 0,15]$ mit $r = 1, \dots, 5$ gezogen. Den Ratingklassengrößen liegt das Intervall $N^r \in [500; 1\ 200]$ mit $r = 1, \dots, 5$ zugrunde.⁵⁰⁰ Es wird jeweils der Mittelwert des simulierten zusätzlichen Eigenkapitalbedarfs in Abhängigkeit von den Werten der Diagonalelemente \mathbf{K} dargestellt. Die Abbildung zeigt, dass dieser Aufschlag mit dem Wert der Nichtdiagonalelemente abnimmt.⁵⁰¹

Für die in Abbildung 30 mit einer Raute gekennzeichneten Werte wurden zur Reduktion des Berechnungsaufwandes abweichend von den bisherigen Untersuchungen jeweils nur 500 anstatt 1 000 Bootstrapschichproben und jeweils 10 000 anstatt 100 000 Replikationen erzeugt. Eine Ursache für die abnehmenden Eigenkapitalaufschläge könnte in einer asymmetrischen Verteilung des Schätzers für die Interklassenkorrelation liegen. Sind diese für Nichtdiagonalelemente mit einem Ausgangswert kleiner null in kleinen Stichproben linkssteil und rechtssteil bei einem Ausgangswert größer null, sind im ersten Fall größere Abweichungen nach oben und im zweiten Fall nach unten möglich.

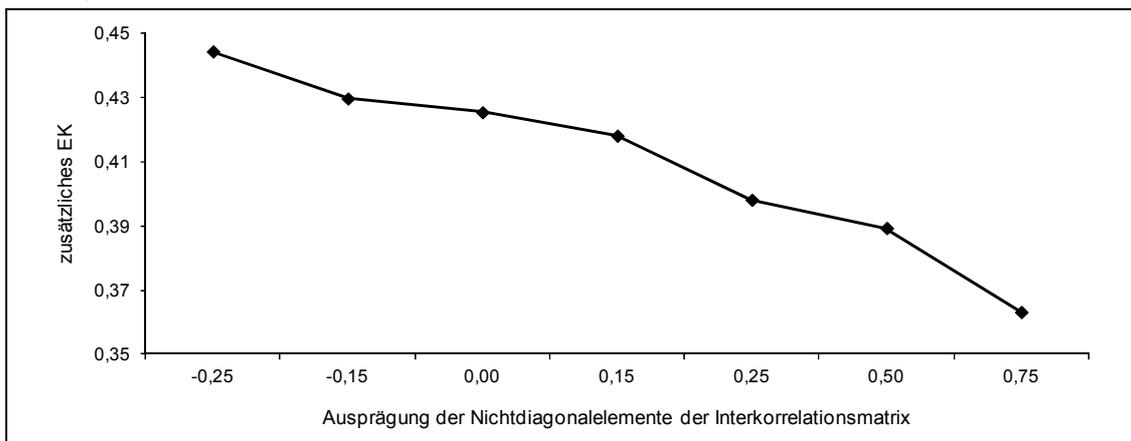
⁵⁰⁰ Es ergeben sich vergleichbare Ergebnisse, wenn $N^r \in [3\ 000; 3\ 500]$ ist.

⁵⁰¹ Eine Betrachtung des 99%- beziehungsweise des 95%-Niveaus zeigt einen vergleichbaren Zusammenhang.

Da eine positive Korrelation dazu führt, dass Ausfälle verstärkt gemeinsam auftreten, hat das zur Folge, dass bei kleinen beziehungsweise negativen Ausgangswerten der Interklassenkorrelationsmatrix die Schätzunsicherheit eine größere Bedeutung aufweist als bei großen Ausgangswerten.

Abbildung 30:

Erforderlicher Zuschlag auf das ökonomische Eigenkapital bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit in Abhängigkeit von der Interklassenkorrelation (Vertrauensniveau: 99,9%)



3.4.5 Umsetzung der quantitativen Kreditrisikobewertung anhand eines Beispiels

Im vorangegangenen Abschnitt wurde für verschiedene Determinanten untersucht, inwiefern sie die Höhe der Schätzunsicherheit beeinflussen. In diesem Abschnitt wird exemplarisch anhand eines fiktiven Portfolios gezeigt, inwiefern Schätzunsicherheit die Kreditkosten beeinflusst. Die Risikobewertung erfolgt auf Jahresbasis. Das heißt, die zu berechnenden Kosten beziehen sich auf eine Kreditlaufzeit von einem Jahr. In der Praxis werden in der Regel kürzere Kreditlaufzeiten vereinbart. Hier wird vorgeschlagen, bei kürzeren Laufzeiten, die Kreditkosten anteilig zu den jährlichen Kosten zu berechnen.

Kreditkosten setzen sich aus Prozess-, Refinanzierungs- und Risikokosten zusammen.⁵⁰² Es sei unterstellt, dass Prozess- und Refinanzierungskosten vom Unternehmen bestimmt werden können. Somit verbleiben die zu bewertenden Risikokosten. Diese setzen sich aus dem erwarteten Verlust eines Kreditarrangements und den Kosten des Eigenkapitals zusammen, welches zur Deckung unerwarteter Verluste zur Verfügung zu stellen ist. Es ist daher erforderlich, kreditnehmerspezifisch den erwarteten Verlust als auch den Eigenkapitalbedarf zu bewerten. Für das im Folgenden dargestellte Beispiel werden folgende Annahmen getroffen.

- Das Unternehmen bewertet sein Kreditrisiko auf Jahresbasis und nutzt das oben dargestellte multivariate Probit-Normalmodell.

⁵⁰² Vgl. Behr, Güttler, Hackethal (2004), 32.

- Die geforderte Eigenkapitalrendite beträgt $\tau = 10\%$.
- Es werden $R = 3$ Ratingklassen gebildet. Ratingklasse 1 werden die Kredite mit der geringsten und Ratingklasse 3 die Kredite mit der höchsten Ausfallwahrscheinlichkeit zugeordnet.
- Es stehen $T = 20$ historische Perioden als Basis der Parameterschätzung zur Verfügung.
- Zur Reduktion des Simulationsaufwandes werden in den einzelnen Ratingklassen r Exposure-Klassen i gebildet. Das heißt, Kreditnehmer mit vergleichbaren Kreditvolumen werden innerhalb einer Ratingklasse zusammengefasst. Der in einer solchen Klasse gewährte Forderungsbetrag wird als $E_{T+1}^{r,i}$ bezeichnet.⁵⁰³ Die Berechnung der Eigenkapitalkosten erfolgt auf Basis des durchschnittlichen Exposures einer solchen Klasse.

Tabelle 11 zeigt die Kredithistorie des Beispiels. Auf Grundlage dieser Daten können die Ausfallwahrscheinlichkeiten PD^r , die Innerklassenkorrelationen $\rho_{Probit}^{r,Asset}$ und die Interklassenkorrelationsmatrix \mathbf{K} geschätzt werden.

Tabelle 11:
Historische Beobachtungen des Beispiels

Rating T	Ausfälle			Kreditnehmer		
	1	2	3	1	2	3
1	1	16	5	480	795	520
2	5	37	40	465	835	490
3	1	14	15	367	838	456
4	3	28	17	351	865	549
5	2	50	15	377	933	526
6	3	3	26	431	842	510
7	3	5	23	439	959	473
8	1	4	61	468	990	463
9	0	1	7	566	823	529
10	2	17	13	651	881	518
11	6	20	10	669	884	519
12	0	37	39	607	889	513
13	1	26	5	554	920	484
14	0	8	5	573	824	463
15	2	17	9	550	893	532
16	3	3	19	555	757	542
17	8	9	18	559	787	494
18	6	8	17	598	852	472
19	2	35	44	598	913	489
20	1	7	27	590	842	451

Da die in den Gleichungen (96) bis (101) beschriebenen Schätzer konstante Ratingklassengrößen im Zeitverlauf voraussetzen, erfolgt hier die Parameterschätzung auf Grundlage eines Maximum-Likelihood-Ansatzes. Zur Beurteilung der Bedeutung von Schätzunsicherheit wird darüber hinaus auch noch eine Momentenmethode verwendet.

⁵⁰³ Das Zusammenfassen ähnlicher Forderungsbeträge ist eine typische Vorgehensweise (vgl. beispielsweise Bröker, 2000, 93 ff.).

Die Vorgehensweise dieser beiden Verfahren wird im Folgenden kurz dargestellt. Die Schätzer werden wieder mit \widehat{PD}^r und $\widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}$ bezeichnet.

Zur Schätzung der Parameter im Rahmen des Maximum-Likelihood-Ansatzes kommt hier die Canonical-Maximum-Likelihood-Methode zur Anwendung.⁵⁰⁴ Es werden zunächst unabhängig voneinander die Parameter der Probit-Normalverteilungen geschätzt. Basierend auf diesen Schätzungen erfolgt im zweiten Schritt die Bewertung der Interklassenkorrelationsmatrix \mathbf{K} . Die Maximum-Likelihood-Funktionen der Probitverteilungen leiten sich aus Gleichung (42) ab. Die zu maximierende Funktion für eine Ratingklasse r ist:⁵⁰⁵

$$l\left(\widehat{PD}^r, \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}, N_{t=1}^r, \dots, N_{t=T}^r, H_{t=1}^r, \dots, H_{t=T}^r\right) = \sum_{t=1}^T \ln \left(\frac{H_t^r}{N_t^r} \right) + \sum_{t=1}^T \ln \left(\int_{-\infty}^{\infty} \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\widehat{PD}^r) - \sqrt{\widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}} f}{\sqrt{1 - \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}}} \right) \right]^{H_t^r} \cdot \left[1 - \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\widehat{PD}^r) - \sqrt{\widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}} f}{\sqrt{1 - \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}}} \right) \right]^{N_t^r - H_t^r} \phi(f) df \right) \quad (103)$$

Bei dem ersten Term nach dem Gleichheitszeichen handelt es sich um eine Konstante, die bei der Schätzung vernachlässigt werden kann. $\phi(f)$ bezeichnet die Dichtefunktion der Standardnormalverteilung. Basierend auf Frey, McNeil (2003) kann die Likelihood-Funktion durch Substitution von $\nu = \Phi(f)$ vereinfacht werden:⁵⁰⁶

$$l\left(\widehat{PD}^r, \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}, N_{t=1}^r, \dots, N_{t=T}^r, H_{t=1}^r, \dots, H_{t=T}^r\right) = \sum_{t=1}^T \ln \left(\int_0^1 \exp \left(H_t^r \cdot \ln \left[\Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\widehat{PD}^r) - \sqrt{\widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}} \Phi^{-1}(\nu)}{\sqrt{1 - \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}}} \right) \right] + (N_t^r - H_t^r) \cdot \ln \left[1 - \Phi \left(\frac{\Phi^{-1}(\widehat{PD}^r) - \sqrt{\widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}} \Phi^{-1}(\nu)}{\sqrt{1 - \widetilde{\rho}_{Probit}^{r,Asset}}} \right) \right] \right) d\nu \right) \quad (104)$$

Diese Funktion wird für jede Ratingklasse numerisch in Abhängigkeit der Ausfallwahrscheinlichkeit und der Innerklassenkorrelation maximiert. Die Berechnung des Integrals erfolgt ebenfalls numerisch mittels Gauß-Quadratur.

Im hier vorgestellten Ansatz wird die Abhängigkeit zwischen den Ratingklassen durch eine Gauß-Copula modelliert. Die über \mathbf{K} zu maximierende Likelihood-Funktion ist:⁵⁰⁷

⁵⁰⁴ Siehe zur Canonical-Maximum-Likelihood-Methode *Cherubini, Luciano, Vecchiato* (2004), 160.

⁵⁰⁵ Vgl. *Frey, McNeil* (2003), 81.

⁵⁰⁶ Vgl. *Frey, McNeil* (2003), 81.

⁵⁰⁷ Vgl. *Cherubini, Luciano, Vecchiato* (2004), 155 und 160.

$$l\left(PD^{r=1}, \dots, PD^{r=R}, \rho_{Probit}^{r=1, Asset}, \dots, \rho_{Probit}^{r=R, Asset}, \mathbf{K}\right) = \sum_{t=1}^T \ln\left(\Phi_{\mathbf{K}}\left(\Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^1}\left(\pi_t^1\right)\right), \Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^2}\left(\pi_t^2\right)\right), \dots, \Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^R}\left(\pi_t^R\right)\right)\right)\right) \quad (105)$$

mit:

$$\Phi_{\mathbf{K}}\left(\Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^1}\left(\pi_t^1\right)\right), \dots, \Phi^{-1}\left(F_{\tilde{\pi}_t^R}\left(\pi_t^R\right)\right)\right) = \frac{1}{\sqrt{\det(\mathbf{K})}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \xi_t' (\mathbf{K}^{-1} - \mathbf{I}) \xi_t\right) \quad (106)$$

und $\xi_t = \left(F_{\tilde{\pi}_t^1}\left(\pi_t^1\right), F_{\tilde{\pi}_t^2}\left(\pi_t^2\right), \dots, F_{\tilde{\pi}_t^R}\left(\pi_t^R\right)\right)'$. Der Term \mathbf{I} bezeichnet die Einheitsmatrix. Werden die Realisationen der stochastischen Ausfallwahrscheinlichkeiten π_t^r durch die beobachteten Ausfallquoten AQ_t^r ersetzt und werden die geschätzten Parameter der Randverteilungen eingesetzt, kann die Korrelationsmatrix \mathbf{K} durch numerische Maximierung dieser Funktion geschätzt werden.

Die Anwendung des Maximum-Likelihood-Ansatzes zur Herleitung der Parameterverteilungen ist verhältnismäßig zeitintensiv. Als Alternative zur Schätzung der Parameter der Randverteilungen der Copula könnte sich daher eine Momentenmethode anbieten. Die Ausfallwahrscheinlichkeit einer Ratingklasse \widetilde{PD}_T^r wird in diesem Fall entsprechend Gleichung (98) geschätzt.⁵⁰⁸ Die Assetkorrelation wird durch Lösung der Gleichung

$$\Phi_{\rho_{Probit, T}^{r, Asset}}^{Biv}\left(\Phi^{-1}\left(PD^r\right), \Phi^{-1}\left(PD^r\right)\right) = PD_{i, j}^r \quad (107)$$

bestimmt, wobei die gemeinsame Ausfallwahrscheinlichkeit $PD_{i, j}^r$ zweier Kreditnehmer einer Ratingklasse geschätzt wird durch:⁵⁰⁹

$$\widetilde{PD}_{i, j}^r = \left(\widetilde{PD}_T^r\right)^2 + \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(AQ_t^r - \widetilde{PD}_T^r\right)^2 - \frac{\widetilde{PD}_T^r \left(1 - \widetilde{PD}_T^r\right)}{T} \sum_{t=1}^T \frac{1}{N_t^r}}{1 - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{1}{N_t^r}} \quad (108)$$

Die Korrelationsmatrix \mathbf{K} kann wieder durch die Maximierung von Gleichung (105) bestimmt werden. Da auch die Lösung von Gleichung (105) relativ zeitaufwändig ist, könnte die Rangkorrelationsmatrix der Ausfallquoten nach Spearman gegebenenfalls ein akzeptabler Schätzer für die Interklassenkorrelationsmatrix sein.⁵¹⁰ Bei der Bewertung der Schätzunsicherheit im hier dargestellten Beispiel findet die Rangkorrelationsmatrix im Rahmen der Momentenmethode Verwendung.

⁵⁰⁸ Vgl. McNeil, Frey, Embrechts (2005), 376.

⁵⁰⁹ Vgl. Gordy (2000), 146; Frey, McNeil (2003), 78.

⁵¹⁰ Vgl. Cherubini, Luciano, Vecchiato (2004), 95 ff.

Basierend auf Gleichung (104) werden in Tabelle 12 die Parameter der Randverteilungen des in Tabelle 11 eingeführten Beispiels dargestellt. Es wird deutlich, dass in der Ratingklasse $r = 1$ das geringste und in der Ratingklasse $r = 3$ das höchste Ausfallrisiko besteht.

Tabelle 12:

Schätzer der Ausfallwahrscheinlichkeiten und der Innerklassenkorrelationen⁵¹¹

Rating	1	2	3
\widetilde{PD}_T^r	0,45%	2,07%	4,35%
$\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset}$	0,026	0,110	0,101

Basierend auf der geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeit und Innerklassenkorrelation wird die Interklassenkorrelationsmatrix \mathbf{K} für das Beispiel geschätzt. Die Elemente dieser Matrix lauten:⁵¹²

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} 1 & 0,09 & 0,12 \\ 0,09 & 1 & 0,02 \\ 0,12 & 0,02 & 1 \end{pmatrix} \quad (109)$$

Neben den historischen Daten stehen die in Tabelle 13 angegebenen Informationen für den Prognosezeitraum zur Verfügung. Demnach werden beispielsweise 500 Unternehmen der Ratingklasse 1 zugeordnet. Von diesen haben 10% einen durchschnittlichen Exposure $E_{i=1,T+1}^{r=1}$ von 500 Euro. Das heißt, in der ersten Ratingklasse werden $N_{i=1,T+1}^{r=1} = 50$ Kunden der Exposureklasse $i = 1$ zugeordnet. Bei der Festlegung dieses Exposures ist zu beachten, dass dieser nur die Gesamtkosten des Lieferanten widerspiegeln soll und keine geplanten Gewinne enthalten darf. Eine solche Festlegung ist erforderlich, da durch eine Berücksichtigung geplanter Gewinne an dieser Stelle das Verlustpotenzial falsch bewertet würde. Das heißt, der hier betrachtete Exposure entspricht nicht dem Exposure at Default.

Das hier betrachtete Portfolio weist eine relativ hohe Konzentration auf. Der normierte Gini-Koeffizient beträgt ca. 0,66. Die zugehörige Lorenzkurve ist in Abbildung 31 dargestellt.⁵¹³ Der Koeffizient deutet darauf hin, dass das Portfoliorisiko verhältnismäßig stark von einer kleinen Gruppe Kunden determiniert wird. Wird dieses Konzentrations-

⁵¹¹ Mit der Momentenmethode ergeben sich für die Ausfallwahrscheinlichkeiten folgende Werte: $\widetilde{PD}_T^1 = 0,49\%$, $\widetilde{PD}_T^2 = 1,97\%$, $\widetilde{PD}_T^3 = 4,22\%$. Mit dieser Methode werden folgende Assetkorrelationen berechnet: $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset} = 0,028$, $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset} = 0,078$, $\tilde{\rho}_{Probit,T}^{r,Asset} = 0,096$.

⁵¹² Die Rangkorrelationsmatrix nach Spearman ist:
$$\begin{pmatrix} 1 & 0,14 & 0,29 \\ 0,14 & 1 & -0,04 \\ 0,29 & -0,04 & 1 \end{pmatrix}.$$

⁵¹³ Vgl. Litz (2003), 108 ff., oder Assenmacher (1996), 138 ff.

risiko (Klumpenrisiko) bei der Kreditrisikobewertung nicht berücksichtigt, kann das Gesamtrisiko eines Portfolios unterschätzt werden.⁵¹⁴ Daher ist zu erwarten, dass in den Klassen mit großem Exposure die Eigenkapitalkosten im Verhältnis zum gewährten Forderungsbetrag auch etwas höher sind.

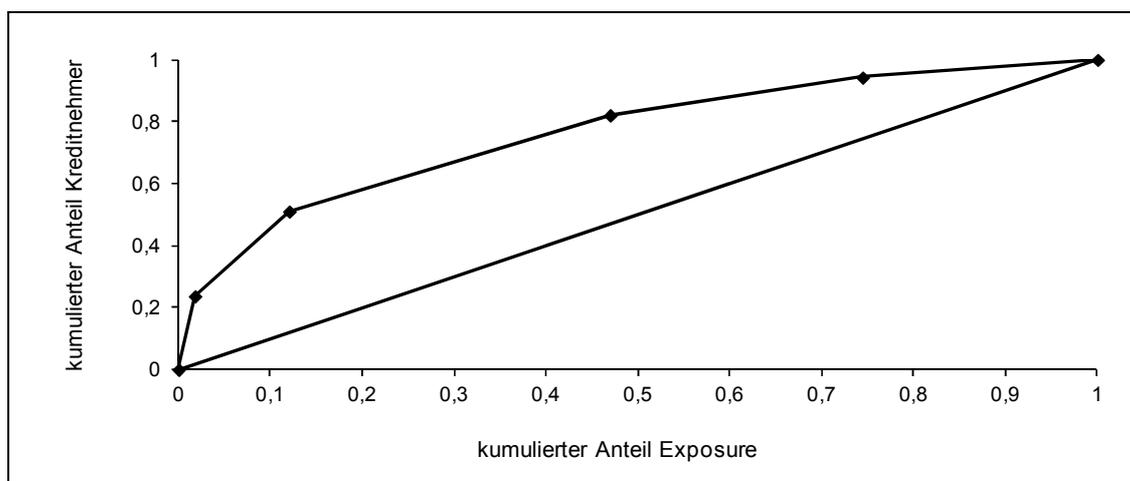
Tabelle 13:

Kreditportfolio im Prognosezeitraum

Ratingklasse	1	2	3
N_{T+1}^r	500	1 000	400
Anteil $E_{i=1,T+1}^r = 500$ Euro	10%	20%	50%
Anteil $E_{i=2,T+1}^r = 2 500$ Euro	20%	30%	30%
Anteil $E_{i=3,T+1}^r = 7 500$ Euro	50%	30%	10%
Anteil $E_{i=4,T+1}^r = 15 000$ Euro	10%	15%	8%
Anteil $E_{i=5,T+1}^r = 30 000$ Euro	10%	5%	2%

Abbildung 31:

Lorenzkurve des Kreditvolumens



Zur Beurteilung des Portfoliorisikos wird, basierend auf den geschätzten Parametern, die Verteilung der Ausfallquote für den Prognosezeitraum entsprechend der in Abschnitt 3.4.3.1 beschriebenen Vorgehensweise bestimmt. Allerdings werden die Parameter auf Grundlage der in diesem Abschnitt beschriebenen Methoden geschätzt.

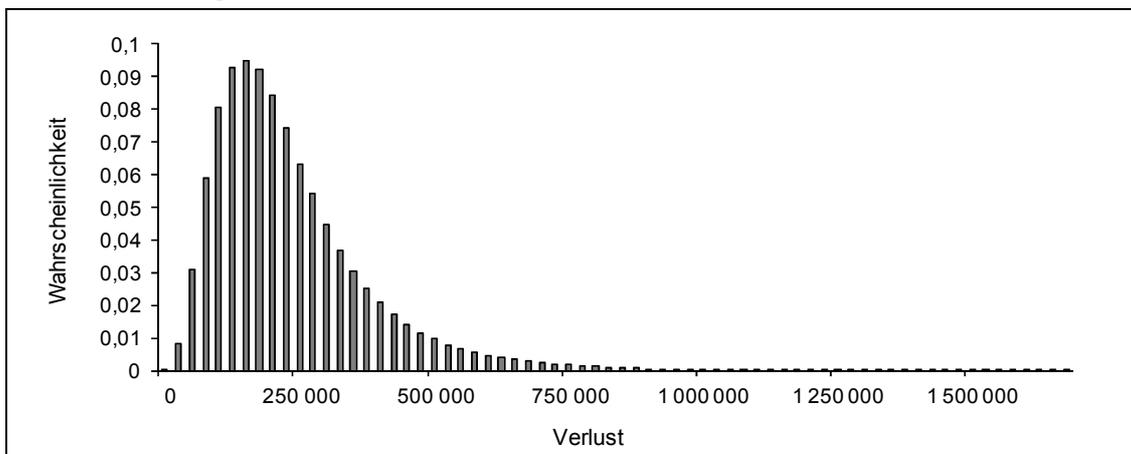
Abweichend von der oben beschriebenen Vorgehensweise werden hier $x = 5\,000$ Bootstrapstichproben erzeugt und es erfolgen $y = 200\,000$ Simulationsschritte. Die Gesamtzahl der Ausfälle des Portfolios ergibt sich in jedem Simulationsschritt aus der Summe der Ausfälle in den einzelnen Ratingklassen. Das heißt, es werden 200 000 Ausfall-

⁵¹⁴ Vgl. *Deutsche Bundesbank* (2006), 35 ff.

szenarien erzeugt, wobei in jedem Szenario jeder Ratingklasse eine Anzahl Ausfälle zugeordnet werden kann.

Da die Innerklassenkorrelation und die Ausfallwahrscheinlichkeit aller Kreditnehmer einer Ratingklasse als identisch angenommen werden, kann in jedem Szenario die Anzahl der Ausfälle einer Ratingklasse zufällig auf die einzelnen Exposureklassen verteilt werden. Der Verlust in einer Exposureklasse berechnet sich als Produkt des durchschnittlichen Forderungsbetrages und der dieser Klasse zugeordneten Anzahl Ausfälle. Damit ergibt sich in Abhängigkeit vom Ausfallszenario ein Schadensszenario. Hier werden für jedes Ausfallszenario fünf Schadensszenarien betrachtet. Auf diese Weise stehen für jede Exposureklasse insgesamt 1 000 000 Schadensszenarien zur Verfügung. Der Verlust einer Ratingklasse berechnet sich in jedem Schadensszenario aus der Summe der Ergebnisse in den Exposureklassen und der Gesamtschaden des Portfolios entspricht der Summe der Verluste in den Ratingklassen. Abbildung 32 veranschaulicht die Verlustverteilung des hier untersuchten Portfolios bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit, wenn diese auf Grundlage der Momentenmethode modelliert wird. Es wird eine *LGD* in Höhe von eins unterstellt.

Abbildung 32:
Verlustverteilung des Portfolios



Aus der Verlustverteilung kann sowohl der erwartete Verlust des Portfolios als auch der Value at Risk zu einem gegebenen Vertrauensniveau hergeleitet werden. Hier im Beispiel beträgt der erwartete Verlust des Portfolios 223 051 Euro, wenn die *LGD* als eins angenommen wird. Der Value at Risk zum $\alpha = 99,9\%$ -Niveau ergibt bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit rund 1 292 000 Euro (Momentenmethode) und bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit 1 104 000 Euro.⁵¹⁵ Der erwartete Verlust des Portfolios kann den einzelnen Kreditpositionen zugeordnet werden. Wird der erwartete Verlust eines Kredites, korrigiert um die Ausfallwahrscheinlichkeit der entsprechenden

⁵¹⁵ Bei der Bewertung der Schätzunsicherheit mit der Maximum-Likelihood-Methode ist die Streuung der Schätzer geringfügig größer. Dies wirkt sich jedoch relativ stark auf den hier betrachteten VaR aus. Dieser steigt bei Nutzung der Maximum-Likelihood-Methode auf 1 408 000 Euro.

Ratingklasse, eingepreist, erwirtschaftet der Lieferant einen Gewinn in Höhe dieses Betrags, wenn der entsprechende Kredit nicht ausfällt. Wird unterstellt, dass ein Unternehmen sehr lange existiert, können mit diesen Gewinnen alle Verluste kompensiert werden, die durch Kreditausfälle entstehen.⁵¹⁶ Für eine einzelne Planperiode beträgt der erwartete Gewinn damit null.

In einer Periode kann der tatsächlich realisierte Verlust den erwarteten Verlust des Portfolios jedoch auch übersteigen. Dieser Verlust könnte zwar theoretisch langfristig kompensiert werden, wenn weiterhin die mit den Ausfallwahrscheinlichkeiten korrigierten erwarteten Verluste eingepreist werden, allerdings würde ein Verlust, der den erwarteten Verlust übersteigt, sofort zur Überschuldung des Unternehmens führen, wenn dieses kein Eigenkapital vorhält. Das heißt, das Unternehmen würde die künftigen Perioden nicht mehr erleben, um seine Verluste zu kompensieren. Aus diesem Grund ist von Unternehmen Eigenkapital vorzuhalten. Der Bedarf an ökonomischem Eigenkapital EK berechnet sich entsprechend Gleichung (102) und beträgt hier im Beispiel ca. 971 900 Euro bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und bei Vernachlässigung dieses Risikofaktors rund 800 900 Euro.

Da Eigenkapital in der Regel nicht kostenlos zur Verfügung steht, stellen die Eigenkapitalkosten eine Komponente der Kreditkosten dar. Die Eigenkapitalkosten des gesamten Portfolios lassen sich berechnen, indem das ökonomische Eigenkapital mit der geforderten Eigenkapitalrendite τ multipliziert wird. Hier im Beispiel betragen die Eigenkapitalkosten also 97 190 Euro beziehungsweise 80 090 Euro. Zur Beurteilung der Eigenkapitalkosten auf Einzelkreditebene muss das ökonomische Eigenkapital des Portfolios jedoch den einzelnen Krediten zugeordnet werden. Diese Kapitalallokation erfolgt hier auf Grundlage des Conditional Value at Risk $CVaR_\alpha$.⁵¹⁷

Ein Nachteil des $CVaR_\alpha$ ist darin zu sehen, dass bei einer Berechnung des Eigenkapitalbedarfs auf Grundlage dieser Kennzahl deutlich mehr ökonomisches Eigenkapital zur Verfügung gestellt wird, als es das Vertrauensniveau α erfordert. Hier wird daher eine Berechnung in zwei Schritten vorgeschlagen. Zunächst wird der Eigenkapitalbedarf, wie oben beschrieben, auf Grundlage des Value at Risk bestimmt. Im zweiten Schritt wird dann ein Vertrauensniveau $\hat{\alpha}$ ermittelt, für welches gilt: $CVaR_{\hat{\alpha}} = VaR_\alpha$. Auf diese Weise wird gewährleistet, dass vom Unternehmen in der Summe nur so viel Eigenkapital vorgehalten wird, wie es für das gewählte Vertrauensniveau α erforderlich ist. Der Eigenkapitalbedarf einer Exposureklasse i der Ratingklasse r EK_i^r kann, basierend auf dem Conditional Value at Risk, wie folgt berechnet werden:⁵¹⁸

⁵¹⁶ Der erwartete Verlust eines Kredits kann alternativ auch entsprechend Gleichung (25) berechnet werden. Die Summe aller erwarteten Verluste entspricht dem erwarteten Portfolioverlust. Die Korrektur der erwarteten Verluste erfolgt, da nur die überlebenden Kunden ihre Rechnung bezahlen.

⁵¹⁷ Vgl. Abschnitt 2.4.1. Für alternative Allokationsverfahren vgl. *Gleißner, Schrei, Wolfrum* (2009), 96 und dort zitierte Literatur.

⁵¹⁸ Vgl. *Gleißner, Schrei, Wolfrum* (2009), 96.

$$EK_i^r = \frac{E \left[V_i^r \mid \sum_{i,r} V_i^r \geq \text{VaR}_{\hat{\alpha}} \right]}{\text{CVaR}_{\hat{\alpha}}} \cdot EK \quad (110)$$

Das heißt, es wird zunächst der Erwartungswert der Verluste einer Exposureklasse über alle Schadensszenarien gebildet, in denen der Gesamtverlust des Portfolios den Value at Risk zum Vertrauensniveau $\hat{\alpha}$ übersteigt. Der Anteil des ökonomischen Eigenkapitals, der einer Exposureklasse zugeordnet wird, berechnet sich als Quotient aus diesem Erwartungswert und dem Conditional Value at Risk. Die Summe des den einzelnen Klassen zugeordneten Eigenkapitals entspricht damit dem Eigenkapitalbedarf des Portfolios. Die Eigenkapitalkosten $K(EK_i^r)$ einer Exposureklasse entsprechen damit:

$$K(EK_i^r) = \tau \cdot EK_i^r \quad (111)$$

In den Tabellen 14 und 15 werden die Risikokosten in den einzelnen Exposureklassen bestimmt. Es erfolgt eine Unterscheidung zwischen einer Risikoberechnung unter Berücksichtigung und unter Vernachlässigung von Schätzunsicherheit. Schätzunsicherheit wird einmal mittels Maximum-Likelihood-Methode und einmal mittels Momentenmethode bewertet. Im Text beschriebene Szenarien beziehen sich auf ein mit der Momentenmethode modelliertes Portfolio. In der dritten Spalte der beiden Tabellen ist der erwartete Verlust eines Kredites der jeweiligen Exposureklasse angegeben. Die vierte (vgl. Tabelle 14) beziehungsweise die vierte und die siebente Spalte (vgl. Tabelle 15) zeigen die Eigenkapitalkosten je Kredit. In den Spalten fünf beziehungsweise fünf und acht werden die Eigenkapitalkosten eines Kredites ins Verhältnis zum gewährten Forderungsbetrag gesetzt. Dieser Betrag wird um die Ausfallwahrscheinlichkeit der Ratingklasse korrigiert, da zu berücksichtigen ist, dass die Kosten bei den überlebenden Kunden erwirtschaftet werden müssen. In den Spalten sechs beziehungsweise sechs und neun werden die gesamten Risikokosten eines Kredites im Verhältnis zum gewährten Kreditbetrag, korrigiert um die Ausfallwahrscheinlichkeit der Ratingklasse, angegeben. Als Vertrauensniveau wird $\alpha = 99,9\%$ gewählt. Da etwa 90% des Eigenkapitalbedarfs der zweiten Ratingklasse zugeordnet werden, wird hier die Bedeutung der Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung besonders deutlich. In dieser Ratingklasse steigen die gesamten Risikokosten durch die Berücksichtigung von Schätzunsicherheit um 7% bis 8%.

Die Ergebnisse überraschen insofern, da für die Kreditnehmer der zweiten Ratingklasse höhere Eigenkapitalkosten entstehen, als für die Kreditnehmer der dritten Ratingklasse, obwohl diese eine deutlich höhere Ausfallwahrscheinlichkeit aufweisen. Die Ursache hierfür liegt zum einen in der Größe der zweiten Ratingklasse und zum anderen in der geringen Interklassenkorrelation. Damit treten den VaR übersteigende Verluste primär dann auf, wenn in der zweiten Ratingklasse viele Kreditnehmer ausfallen. Aufgrund der geringen Interklassenkorrelation ist es wahrscheinlich, dass in den beiden anderen Ra-

tingklassen gleichzeitig keine außergewöhnlich hohen Verluste beobachtet werden. Damit wird der CVaR primär durch die zweite Ratingklasse determiniert, wodurch dieser mit dem hier gewählten Allokationsmechanismus der höchste Eigenkapitalbedarf und damit die höchsten Eigenkapitalkosten zugeordnet werden.

Zur Berechnung der Tabellen 14 und 15 wurden Exposureklassen gebildet. Dies erfolgte, um den Simulationsaufwand zu begrenzen. Basierend auf den Ergebnissen in der fünften beziehungsweise fünften und achten Spalte können allerdings auch näherungsweise für abweichende Forderungsbeträge die Eigenkapitalkosten bestimmt werden. Erfolgt beispielsweise eine Lieferung, die Kosten in Höhe von $E_{T+1}^{r=2} = 20\,000$ Euro beim Lieferanten verursacht hat und deren Ausfallrisiko der zweiten Ratingklasse zugeordnet wird, beträgt der erwartete Verlust 414 Euro.⁵¹⁹

Tabelle 14:

Berechnung Risikokosten bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit ($LGD = 1$)

R	$E_{i,T+1}^r$	$\frac{E(V_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$
1	500	2,24	0,20	0,04%	0,49%
	2 500	11,22	1,02	0,04%	0,49%
	7 500	33,65	3,21	0,04%	0,49%
	15 000	67,29	6,47	0,04%	0,49%
	30 000	134,58	14,18	0,05%	0,50%
2	500	10,33	4,86	0,99%	3,10%
	2 500	51,66	24,71	1,01%	3,11%
	7 500	154,99	75,96	1,03%	3,15%
	15 000	309,98	158,23	1,07%	3,19%
	30 000	619,97	339,26	1,15%	3,27%
3	500	21,74	2,05	0,43%	4,98%
	2 500	108,72	10,36	0,43%	4,98%
	7 500	326,16	32,06	0,45%	5,00%
	15 000	652,33	66,25	0,46%	5,01%
	30 000	1 304,65	151,42	0,52%	5,07%

Wird zur Berechnung der Eigenkapitalkosten Schätzunsicherheit ignoriert und der Faktor aus der fünften Spalte von Tabelle 14 genutzt, können die Eigenkapitalkosten mit $K(EK) = 1,07\% \cdot 20\,000 = 214$ Euro näherungsweise berechnet werden. Die Gesamtkosten dieser Lieferung betragen damit 20 628 Euro. Bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit (Momentenmethode) betragen die Eigenkapitalkosten 264 Euro. Die gesamten Risikokosten steigen dadurch um 8% auf 678 Euro. Die Gesamtkosten sind damit 20 678 Euro. Es wird auch deutlich, dass in den Exposureklassen mit den

⁵¹⁹ $414 = 2,07\% \cdot 20\,000$.

größeren Forderungsbeträgen etwas mehr Eigenkapital im Verhältnis zum Forderungsbetrag zur Verfügung gestellt werden muss. Dies wird hier auf die oben beschriebenen Konzentrationsrisiken zurückgeführt.

Tabelle 15:

Berechnung Risikokosten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit ($LGD = 1$)

R	$E_{i,T+1}^r$	$\frac{E(V_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	Momentenmethode			ML-Methode		
			$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{\frac{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}{1 - PD^r}}$
1	500	2,24	0,21	0,04%	0,49%	0,20	0,04%	0,49%
	2 500	11,22	1,12	0,04%	0,49%	1,01	0,04%	0,49%
	7 500	33,65	3,38	0,05%	0,49%	2,99	0,04%	0,49%
	15 000	67,29	6,51	0,04%	0,49%	6,12	0,04%	0,49%
	30 000	134,58	15,29	0,05%	0,50%	13,21	0,04%	0,49%
2	500	10,33	6,11	1,25%	3,36%	6,93	1,42%	3,52%
	2 500	51,66	30,66	1,26%	3,36%	34,88	1,43%	3,53%
	7 500	154,99	93,84	1,28%	3,39%	105,79	1,44%	3,55%
	15 000	309,98	192,98	1,32%	3,42%	216,91	1,48%	3,58%
	30 000	619,97	404,40	1,38%	3,48%	452,60	1,54%	3,66%
3	500	21,74	2,48	0,52%	5,06%	2,39	0,50%	5,05%
	2 500	108,72	12,41	0,52%	5,07%	12,22	0,51%	5,06%
	7 500	326,16	38,03	0,53%	5,08%	37,68	0,52%	5,07%
	15 000	652,33	79,00	0,55%	5,10%	75,35	0,52%	5,07%
	30 000	1 304,7	169,42	0,59%	5,13%	163,77	0,58%	5,11%

In den bisherigen Darstellungen wurde jeweils unterstellt, dass eine Forderung bei einem Ausfall vollständig abgeschrieben werden muss. In der Realität kann die Loss Given Default aber auch kleinere Werte als Eins annehmen. Tabelle 16 und Tabelle 17 zeigen die Ergebnisse einer Simulation, in der angenommen wird, dass eine Forderung nur mit einer Wahrscheinlichkeit von 60% vollständig ausfällt und mit einer Wahrscheinlichkeit von 40% Verluste zwischen 1% und 99% eintreten. In diesem Intervall wird eine Gleichverteilung unterstellt.⁵²⁰ Der erwartete Verlust sinkt dadurch auf 178 441 Euro. Der Eigenkapitalbedarf reduziert sich ebenfalls auf 785 500 Euro, wenn Schätzunsicherheit berücksichtigt wird und auf 643 000 Euro, wenn dieser Risikofaktor unberücksichtigt bleibt. Dabei wird weiterhin ein Vertrauensniveau von $\alpha = 99,9\%$ angenommen. Der oben beschriebene Kredit verursacht in diesem Fall nur noch Gesamtkosten in Höhe von 550 Euro, wenn Schätzunsicherheit mit der Momentenmethode berücksichtigt wird. Ohne Schätzunsicherheit betragen die Gesamtkosten hingegen nur 508 Euro.

⁵²⁰ Zur Begründung dieser Annahme siehe Abschnitt 4.3.3.

Tabelle 16:

Berechnung Risikokosten bei Vernachlässigung von Schätzunsicherheit (*LGD* stochastisch)

R	$E_{i,T+1}^r$	$\frac{E(V_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$
				$1 - PD^r$	$1 - PD^r$
1	500	1,79	0,15	0,03%	0,39%
	2 500	8,97	0,78	0,03%	0,39%
	7 500	26,92	2,59	0,03%	0,39%
	15 000	53,83	5,57	0,04%	0,40%
	30 000	107,67	12,50	0,04%	0,40%
2	500	8,27	3,87	0,79%	2,48%
	2 500	41,33	19,83	0,81%	2,50%
	7 500	123,99	60,66	0,83%	2,51%
	15 000	247,99	126,08	0,86%	2,54%
	30 000	495,97	275,35	0,94%	2,62%
3	500	17,40	1,64	0,35%	3,98%
	2 500	86,98	8,32	0,35%	3,98%
	7 500	260,93	26,33	0,37%	4,00%
	15 000	521,86	53,11	0,37%	4,00%
	30 000	1 43,72	123,18	0,43%	4,07%

Tabelle 17:

Berechnung Risikokosten bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit (*LGD* stochastisch)

R	$E_{i,T+1}^r$	$\frac{E(V_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	Momentenmethode			ML-Methode		
			$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r}$	$\frac{K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$	$\frac{E(V_i^r) + K(EK_i^r)}{N_{i,T+1}^r \cdot E_{i,T+1}^r}$
1	500	1,79	0,17	0,03%	0,39%	0,16	0,03%	0,39%
	2 500	8,97	0,84	0,03%	0,39%	0,80	0,03%	0,39%
	7 500	26,92	2,73	0,04%	0,40%	2,41	0,03%	0,39%
	15 000	53,83	5,58	0,04%	0,40%	5,10	0,03%	0,39%
	30 000	107,67	12,26	0,04%	0,40%	10,85	0,04%	0,40%
2	500	8,27	4,93	1,01%	2,70%	5,58	1,14%	2,83%
	2 500	41,33	24,85	1,01%	2,71%	28,00	1,14%	2,83%
	7 500	123,99	75,50	1,03%	2,72%	85,49	1,16%	2,85%
	15 000	247,99	155,04	1,05%	2,75%	174,65	1,18%	2,88%
	30 000	495,97	332,88	1,13%	2,82%	367,37	1,25%	2,94%
3	500	17,40	1,96	0,41%	4,05%	1,94	0,41%	4,05%
	2 500	86,98	9,89	0,42%	4,05%	9,65	0,41%	4,05%
	7 500	260,93	30,58	0,43%	4,07%	29,35	0,41%	4,05%
	15 000	521,86	62,81	0,44%	4,08%	61,07	0,43%	4,07%
	30 000	1 043,7	134,28	0,47%	4,11%	130,07	0,45%	4,09%

3.4.6 Zusammenfassung der Ergebnisse

In Abschnitt 3.4.4 wurde anhand einer Simulationsstudie die Bedeutung von Schätzunsicherheit in einem inhomogenen Kreditportfolio am Beispiel eines multivariaten Vasicek-Modells beziehungsweise Probit-Normalmodells untersucht. Die Studie deutet darauf hin, dass insbesondere die Anzahl der für die Schätzung zur Verfügung stehenden historischen Perioden aber auch die für ein Portfolio geschätzten Inner- und Interklassenkorrelation und das gewählte Vertrauensniveau des VaR_α von hoher Bedeutung für die Höhe der Zuschläge auf das erforderliche Eigenkapital sind. Darüber hinaus sprechen die Ergebnisse dafür, dass Schätzunsicherheit in Portfolios mit einer hohen durchschnittlichen Bonität von höherer Relevanz ist als in Portfolios mit geringer Bonität. Da Kreditportfolioverluste in den meisten Fällen wesentlich von den Ausfällen der Ratingklassen mit Kreditnehmern geringer Bonität determiniert werden, führt dieser Zusammenhang dazu, dass die Bedeutung der Schätzunsicherheit in realen Portfolios abgeschwächt wird.⁵²¹ Weiter wurde ein Zusammenhang zwischen dem erforderlichen Eigenkapitalaufschlag und der Anzahl der Ratingklassen eines Portfolios festgestellt. Der Grad der Inhomogenität zwischen den Ratingklassen spielt ebenfalls eine Rolle für die Höhe des erforderlichen Eigenkapitalaufschlags. Kein Zusammenhang konnte hier zwischen der Ratingklassengröße und dem zusätzlich erforderlichen Eigenkapitalbedarf festgestellt werden. Da hier jedoch relativ große Portfolios betrachtet wurden, kann nicht ausgeschlossen werden, dass in Kreditportfolios mit sehr wenigen Kunden die Schätzunsicherheit auch durch die Ratingklassengröße determiniert wird.

Ob die hier präsentierten Zusammenhänge auch in anderen Portfoliomodellen oder bei Verwendung eines anderen Schätzverfahrens bestehen, ist in weiteren Untersuchungen zu überprüfen. Es ist jedoch zu vermuten, dass in allen Portfoliomodellen insbesondere die Anzahl der verfügbaren historischen Perioden ein kritischer Faktor ist. Auch erscheint es plausibel, anzunehmen, dass das erforderliche ökonomische Eigenkapital mit der Anzahl der Ratingklassen zunimmt, der Anstieg des Eigenkapitalbedarfs jedoch aufgrund von Diversifikation abnimmt.

Der Beitrag weist auf die hohe Relevanz der Schätzunsicherheit für das Risikomanagement hin. Hier wurden zum Teil erforderliche Aufschläge auf das ökonomische Eigenkapital von über 40% berechnet. Auch wenn diese Werte natürlich nur einen exemplarischen (da modellspezifisch) Charakter haben, geben sie dennoch einen Anhaltspunkt für die Größe des Problems, welches sich aus einer unzureichenden Datenverfügbarkeit ergibt. Da die Schätzung der Risikoparameter in der Regel auf Jahresbasis erfolgt, kann dieses Problem vermutlich auch kaum beseitigt werden, da, selbst wenn lange Zeit-

⁵²¹ Dies trifft jedoch nur zu, wenn den Ratingklassen geringer Bonität im Vergleich zu den anderen Ratingklassen nicht zu wenig Kreditnehmer zugeordnet werden. Je größer die Anzahl der Kreditausfälle in Ratingklassen hoher Bonität im Verhältnis zu den Ausfällen der Ratingklassen mit Kreditnehmern geringer Bonität ist, umso schwächer wird dieser Effekt.

reihen zur Verfügung stehen, sich die Frage stellt, ob 20 oder 30 Jahre alte Daten überhaupt noch repräsentativ sind.

In Abschnitt 3.4.5 wurde anhand eines fiktiven Portfolios exemplarisch dargestellt, welchen Einfluss Schätzunsicherheit auf die Eigenkapital- und damit auf die Kreditkosten hat. Der Eigenkapitalbedarf des hier betrachteten Unternehmens erhöht sich durch dieses Modellrisiko um 171 000 Euro beziehungsweise 21%. Dadurch steigen die Eigenkapitalkosten je Kredit in den einzelnen Exposureklassen um bis zu 30%.⁵²² Anhand dieses Beispiels wird deutlich, dass Modellrisiken von großer Relevanz für gewerbliche Unternehmen sein können.

Es ist allerdings zu berücksichtigen, dass hier nur eines von vielen möglichen Modellrisiken betrachtet wurde und damit keine vollständige Erfassung des Kreditrisikos erfolgt. So ist es möglich, dass bestimmte Abhängigkeiten trotz der Berücksichtigung von Schätzunsicherheit nicht beachtet werden. Beliefern beispielsweise die eigenen Kunden alle den selben Abnehmer, dann ist es vorstellbar, dass im Falle eines Ausfalls dieses Abnehmers deutlich größere Forderungsbeträge abgeschrieben werden müssen als es auf Grundlage des hier vorgestellten Modells berechnet wird, da dieser Zusammenhang in den historischen Daten nicht erkannt wird. Es kann sogar sein, dass ein Unternehmen aufgrund dieses Zusammenhangs in der Vergangenheit verhältnismäßig wenige Ausfälle erlitten hat und daher sein Risiko als relativ gering einschätzt. Eine wichtige Aufgabe des Risikomanagements ist es daher, mögliche Ereignisse, also potenzielle Ursachen für Abhängigkeiten, zu identifizieren, die zu Schäden führen können, welche über die „normalen“ Risiken hinausgehen. Hierbei könnte es sich beispielsweise um regulatorische Eingriffe, die oben beschriebene Abhängigkeit der Kunden von einem Abnehmer oder auch um Naturkatastrophen handeln. Die hier vorgestellte Berechnung kann daher nur eine Basis der Kreditrisikobewertung sein, auf deren Grundlage Mindestpreise bestimmt werden können.

Während nicht berücksichtigte Modellrisiken eher zu einer Unterschätzung des Eigenkapitalbedarfs führen, kann die Vernachlässigung von Diversifikationsmöglichkeiten zwischen verschiedenen Unternehmensrisiken eher eine Überschätzung zur Folge haben. Hier wurde das Kreditrisiko isoliert betrachtet. Ein Unternehmen muss jedoch nicht nur für das Forderungsausfallrisiko Eigenkapital vorhalten, sondern es ist auch verschiedenen anderen Risiken ausgesetzt, für deren Deckung Eigenmittel aufgebracht werden müssen. Aus diesem Grund ist es sinnvoll, unter Verwendung der hergeleiteten Kreditverlustverteilung das Gesamtrisiko eines Unternehmens zu beurteilen und aus dieser Bewertung den Eigenkapitalbedarf zur Deckung des Forderungsausfallrisikos abzuleiten. Basierend auf diesem korrigierten Eigenkapitalbedarf, können dann wieder die Kosten der einzelnen Kredite bestimmt werden. Diese Vorgehensweise setzt jedoch voraus, dass sämtliche Unternehmensrisiken möglichst vollständig erfasst werden können.

⁵²² Wenn die $LGD = 1$ angenommen und die Momentenmethode verwendet wird.

Das hier genutzte Modell kann dazu beitragen, innerbetriebliches Konfliktpotenzial zwischen dem Vertrieb und dem Risikomanagement zu senken. Da dem Vertrieb mitgeteilt werden kann, welcher Preis mindestens erzielt werden muss, damit sich ein Geschäft auch unter Risikogesichtspunkten lohnt, steht zumindest im operativen Geschäft eine klare Richtlinie für die Kreditvergabe zur Verfügung. Da jedoch auch strategische Überlegungen bei der Preissetzung eine Rolle spielen können, kann es aus Unternehmenssicht durchaus sinnvoll sein, nicht kostendeckende Verträge abzuschließen, um beispielsweise eine langfristige Lieferbeziehung aufbauen zu können. Die Frage, wie stark in eine Kundenbeziehung investiert werden kann, birgt damit wieder innerbetriebliches Konfliktpotenzial.

4 Risikobewertung auf Basis von Kreditoreneigenschaften

4.1 Ableitung von Hypothesen für Abgrenzungsmerkmale

4.1.1 Notwendigkeit der Entwicklung eines alternativen Bewertungsansatzes

In den vorangegangenen Abschnitten wurde diskutiert, wie auf Grundlage von Kreditrisikomodelle des Bankensektors Forderungsausfallrisiken unter Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bewertet werden können und wie die mit dem Forderungsausfallrisiko verbundene Verlustverteilung hergeleitet werden kann. Ein Vorteil dieser Modelle besteht darin, dass Risiken kreditnehmerspezifisch bewertet werden. So ist es auch möglich, einzelnen Kunden Risikokosten zuzuordnen und diese bei der Preiskalkulation zu berücksichtigen. Die mit diesen Modellen abgeleitete Verlustverteilung des Kreditrisikos kann zur Beurteilung des Gesamtrisikos eines Unternehmens genutzt werden.

Die oben beschriebenen Modelle stellen jedoch verhältnismäßig hohe Anforderungen an die Unternehmen. So ist es erforderlich, Ratingklassen zu bilden, für die Risikoparameter wie die Ausfallwahrscheinlichkeit oder die Korrelation geschätzt werden können. Die Bildung solcher Ratingklassen setzt eine umfangreiche kundenspezifische Informationsbeschaffung und -verarbeitung voraus, womit Kosten verbunden sind. Hierdurch wird die praktische Anwendbarkeit dieser Modelle in gewerblichen Unternehmen eingeschränkt, da nicht in jedem Fall diese Kosten gerechtfertigt sind. Auf das Problem der Anwendbarkeit anspruchsvoller Modelle im Forderungsmanagement weisen bereits Besley und Osteryoung (1985) hin. Diese untersuchen die Verwendung von Kreditlimits in Unternehmen und kommen zu dem Ergebnis, dass theoretische und anspruchsvolle Algorithmen im praktischen Forderungsmanagement – dort bezogen auf das Setzen von Kreditlimits – häufig nicht genutzt werden können, da die zur Operationalisierung dieser Modelle notwendigen Parameter entweder nicht angemessen oder nicht von Praktikern ermittelt werden können.⁵²³ Ähnliche praktische Probleme sind für viele Unternehmen bei einer Nutzung der oben diskutierten Kreditrisikomodelle zu erwarten.

Dem Argument, dass die im Bankensektor verbreiteten Modelle für viele gewerbliche Unternehmen zu hohe Anforderungen stellen, könnte entgegengehalten werden, dass alle Unternehmen, die Handelskredite gewähren, implizit alle ihre Kunden einer Ratingklasse zuordnen, für welche die erforderlichen Parameter geschätzt werden könnten. Das heißt, jedes Unternehmen kann mindestens zwischen den beiden Risikoklassen „kreditwürdig“ und „nicht kreditwürdig“ unterscheiden. Da eine Entscheidung für oder gegen eine Kreditvergabe damit auf jeden Fall erfolgen muss, kann auch die Ratingklassenzuordnung ohne zusätzliche Kosten geschehen.

⁵²³ Vgl. Besley, Osteryoung (1985), 81.

Von der Bankenaufsicht wird für den Bankensektor jedoch gefordert, dass Kreditinstitute mindestens sieben kreditnehmerbezogene Ratingklassen bei Ratings von Forderungen an Unternehmen, Staaten und Banken für nicht ausgefallene Schuldner und eine Ratingklasse für ausgefallene Schuldner bilden müssen. In Fällen, in denen Banken Kredite an Kunden mit sehr unterschiedlicher Bonität vergeben, kann die Bankenaufsicht auch die Bildung einer noch höheren Anzahl Ratingklassen verlangen.⁵²⁴ Es stellt sich daher die Frage, ob die Bildung von nur zwei Ratingklassen, wobei einer die nichtkreditwürdigen Unternehmen zugeordnet werden, eine ausreichende Differenzierung im Unternehmensbereich darstellt. Verfügt ein Unternehmen über eine sehr homogene Kundenstruktur mit nahezu identischen Ausfallwahrscheinlichkeiten, kann eine Differenzierung nach zwei Ratingklassen ausreichend sein. In einer Vielzahl von Fällen ist jedoch die Bildung einer größeren Anzahl Ratingklassen geboten.

Die Bildung von mehr als zwei Ratingklassen verursacht in der Regel jedoch Zusatzkosten, da die als kreditwürdig bewerteten Kunden zusätzlich entsprechend ihrer Bonität unterschieden werden müssen. Das heißt, es müssen gegebenenfalls zusätzliche Informationen beschafft und verarbeitet werden. Diese Informationsbeschaffungs- und -verarbeitungskosten sind den Transaktionskosten zuzurechnen.⁵²⁵ Ob es sich für ein Unternehmen lohnt, diese zusätzlichen Kosten aufzuwenden, hängt von den Erträgen ab, die durch mehr oder besser aufgearbeitete Informationen erwirtschaftet werden können.

Für viele Unternehmen wird sich der erforderliche Aufwand zur Nutzung von Kreditrisikomodellen der Banken jedoch nicht lohnen. Allerdings kann auch für solche Kreditgeber die Kenntnis der Größenordnung des Forderungsausfallrisikos von Interesse sein. Soll beispielsweise das Gesamtrisiko des Unternehmens quantitativ bewertet werden, muss auch eine Vorstellung hinsichtlich der Bedeutung der Einzelrisiken existieren. Eine Methode, die nur mit dem Ziel angewandt wird, eine näherungsweise Einschätzung des Forderungsausfallrisikos vorzunehmen, kann damit auch deutlich geringere Anforderungen an die einzubeziehenden Informationen stellen. Für Unternehmen kann sich daher die Anwendung einer solchen alternativen Methode lohnen.

Die approximative Risikobewertung ist dabei auch im Bankensektor nicht unüblich. So müssen Banken, die ihre *LGDs* nicht selbst schätzen, im Rahmen von Basel II für vorrangige Forderungen gegen Unternehmen, Staaten und Banken eine *LGD* von 45% und für nachrangige Forderungen von 75% unterstellen.⁵²⁶ Auch für die Bewertung der Verteilung der Ausfallquote ist es im Basel II Kontext nicht erforderlich, Asset-Korrelationen selbstständig zu schätzen. Vielmehr werden diese in Abhängigkeit von der Ausfallwahr-

⁵²⁴ Vgl. *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 404.

⁵²⁵ Vgl. *Richter, Bindseil* (1995), 136.

⁵²⁶ Vgl. *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 287, RN 288.

scheinlichkeit und der Unternehmensgröße auf Grundlage einer gegebenen Formel berechnet.⁵²⁷

Eine Möglichkeit gewerblichen Unternehmen, die nicht in der Lage sind, alle erforderlichen Parameter selbstständig zu schätzen, eine Orientierung zu geben, könnte in der Übernahme der im Bankensektor etablierten Hilfen liegen. Es ist jedoch zu vermuten, dass diese für gewerbliche Unternehmen wenig geeignet sind. So wurde in Abschnitt 2.2 beispielsweise argumentiert, dass Unternehmen gegebenenfalls besser Sicherheiten verwenden können und daher einen Kostenvorteil gegenüber Banken haben könnten. Die für den Bankensektor zur Verfügung stehenden Untersuchungen zur *LGD* sind damit gegebenenfalls für gewerbliche Unternehmen wenig zweckmäßig. Auch die Bewertung der Ausfallquote nach dem Basel II Ansatz setzt die Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit und damit die Bildung von Ratingklassen voraus. Allerdings besteht genau hierin eine wesentliche Ursache dafür, warum Unternehmen die Verteilung ihrer Ausfallquote nicht selbstständig schätzen können, da die erforderlichen Bonitätsbewertungen nicht durchgeführt werden.

Im Folgenden wird daher eine alternative Methode diskutiert, anhand derer eine Vorstellung über die Ausprägungen der dem Forderungsausfallrisiko zugrunde liegenden Verteilungen der Risikokomponenten Ausfallquote und Verlustquote gewonnen werden kann. Es handelt sich hierbei um eine Benchmark-Methode. Das heißt, es werden Unternehmensgruppen gebildet, die eine vergleichbare Risikostruktur aufweisen. Wenn die Bildung solcher Gruppen möglich ist, kann unter der Annahme, dass die Verteilung einer Risikokomponente in einer solchen Gruppe für alle Unternehmen identisch ist, eine Schätzung dieser Verteilungen erfolgen. Eine Voraussetzung für ein solches Vorgehen ist die Identifikation von Abgrenzungskriterien, anhand derer zwischen Gruppen mit unterschiedlichen Risiken differenziert werden kann. Im folgenden Abschnitt werden daher zunächst Hypothesen für Merkmale formuliert, die eine Unterscheidung zwischen Kreditoren mit verschiedenen Ausprägungen der Risikokomponenten ermöglichen. In Abschnitt 4.2 werden diese Hypothesen empirisch überprüft. In Abschnitt 4.3 erfolgt, basierend auf den Ergebnissen des Abschnitts 4.2, die Herleitung von Verteilungen der Ausfallquote und Verlustquote für verschiedene Unternehmenstypen.

4.1.2 Ableitung von Hypothesen zur Abgrenzung von Kreditoren in Bezug auf die Ausfallquote

In Abschnitt 2.2 wurden verschiedene Ursachen diskutiert, die eine Gewährung von Handelskrediten begründen. Als ein wesentliches Argument für die Vorteilhaftigkeit dieser Finanzierungsform, im Vergleich zu Bankkrediten, werden Transaktionskostenvorteile genannt. Es kann zwischen fixen und variablen Transaktionskosten unterschieden werden. Fixe Transaktionskosten entstehen bei der Errichtung beziehungsweise

⁵²⁷ Vgl. *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), RN 272 und RN 273.

durch die Bereitstellung eines institutionellen Arrangements. Variable Transaktionskosten hängen hingegen vom Wert einer Transaktion beziehungsweise von der Anzahl vorzunehmender Transaktionen ab.⁵²⁸

Informationsbeschaffungs- und -verarbeitungskosten im Forderungsmanagement sind den Transaktionskosten zuzurechnen. Sie weisen in Hinsicht auf den Wert einer konkreten Forderung oft einen fixen Charakter auf.⁵²⁹ Hinsichtlich der Gesamtzahl gewährter Forderungen innerhalb eines definierten Zeitraums kann die Summe der Informationsbeschaffungskosten jedoch von der Anzahl der zu gewährenden Forderungen oder zumindest von der Anzahl der Kunden abhängen.⁵³⁰

Auch durch die Errichtung und Bereitstellung eines institutionellen Rahmens zur Informationsbeschaffung und -bearbeitung entstehen fixe Kosten. Beschäftigt ein Unternehmen beispielsweise einen festangestellten Forderungsmanager mit sehr spezifischem Humankapital, wird dieser auch dann entsprechend seiner Fähigkeiten entlohnt werden müssen, wenn keine Informationen zu verarbeiten sind. Auch können zur Informationsverarbeitung Investitionen in Sachanlagen (zum Beispiel Software) erforderlich sein. Die Kosten einer solchen Sachanlage sind dabei zum Teil als fix anzusehen.⁵³¹

Investitionen in Sachanlagen zur Informationsverarbeitung können jedoch dazu beitragen, variable Transaktionskosten zu senken. Wurde beispielsweise in einem Unternehmen eine Software zur Jahresabschlussanalyse angeschafft, kann eine konkrete Bilanz gegebenenfalls schneller und zu geringeren Kosten ausgewertet werden. Die Investition in informationsverarbeitendes Vermögen ist also dann zu rechtfertigen, wenn die Ersparnisse an variablen Kosten die fixen Investitionskosten kompensieren können.

Unternehmen können versuchen, die Informationsbeschaffungskosten auf ihre Kunden zu überwälzen. Der Grad der Überwälzbarkeit wird dabei von der Wettbewerbssituation bestimmt. In Wettbewerbsmärkten trägt die Höhe der Transaktionskosten mit zur Wettbewerbsfähigkeit der Anbieter bei. Unternehmen, welche beispielsweise aufgrund eines hohen Absatzvolumens den Fixkostenanteil der Transaktionskosten in ihrem Endprodukt preisverhältnismäßig gering halten können (Skaleneffekt), erzielen einen Wettbewerbsvorteil gegenüber Konkurrenten, bei denen die Transaktionskosten je verkauftem Produkt von größerer Bedeutung sind. Im Wettbewerbsmarkt müssen die Mitbewerber mit den anteilig höheren Kreditkosten jedoch ihren Kunden ähnliche Verkaufsbedin-

⁵²⁸ Vgl. Richter, Furubton (1999), 523.

⁵²⁹ Vgl. Summers, Wilson (2003), 447; Ng, Smith, Smith (1999), 1114. Beispielsweise sind die Kosten der Bonitätseinschätzung einer Wirtschaftsauskunftei unabhängig vom Forderungsbetrag, der einem Kunden gewährt werden soll. Auch der Aufwand, der für eine Bilanzanalyse betrieben werden muss, hängt in der Regel nicht vom Bestellvolumen ab.

⁵³⁰ Werden mehr Auskünfte von Auskunfteien eingeholt, erhöhen sich in der Regel auch die Kosten.

⁵³¹ Pütz (2004), 12 f., führt den Kostenaspekt bei der Risikoeinschätzung beispielsweise als einen Vorteil von Kreditversicherungen an. Brixius (1998), 4 f., sieht eine Ursache für die Internationalisierung von Kreditversicherern in einer möglichen Fixkostendegression insbesondere bei EDV-Systemen.

gungen anbieten wie ihre Mitbewerber.⁵³² Die Anbieter stehen daher vor der Entscheidung, bei gegebenen Marktbedingungen denselben Informationsbeschaffungsaufwand zu betreiben, wie der preiswerteste Wettbewerber und die nicht überwälzbaren Kosten selber zu tragen. In diesem Fall sinkt ihre Gewinnmarge. Es könnte für sie aber auch sinnvoller sein, weniger Investitionen in informationsbeschaffende und -verarbeitende Anlagen und Institutionen vorzunehmen und so Transaktionskosten zu senken. Das könnte beispielsweise durch den Verzicht auf eine Investition in informationsverarbeitende Software geschehen. In diesem Fall würde das Risiko, einen Forderungsausfall zu erleiden, steigen. Sind die Kosten, die mit dem Tragen des höheren Risikos verbunden sind, für ein solches Unternehmen geringer als die Beschaffung und Verarbeitung zusätzlicher risikosenkender Informationen, sinkt zwar ebenfalls die Gewinnmarge, jedoch weniger als bei einer mit dem Konkurrenten vergleichbaren Informationsbeschaffung und -verarbeitung. Auf diese Weise ist es möglich, dass sich für einen Anbieter eine Risikosenkungsmaßnahme lohnt und für einen anderen nicht. Daher ist zu erwarten, dass Unternehmen unterschiedliche Forderungsausfallrisiken aufweisen.⁵³³

Es ist zu vermuten, dass große – insbesondere umsatzstarke – Unternehmen aufgrund einer besseren Überwälzbarkeit von fixen Transaktionskosten eher bereit sind, risikosenkende Maßnahmen zu ergreifen als kleine Unternehmen. Damit sollten letztere auch ein höheres Risiko tragen, dass Kunden ihren Zahlungsverpflichtungen nicht vollständig nachkommen. Es kann damit folgende Hypothese formuliert werden:

Hypothese 1: Die Ausfallquote nimmt mit zunehmender Unternehmensgröße ab.

Die Ausfallquote drückt dabei aus, welcher Anteil der Kunden eines Unternehmens, denen ein Zahlungsziel gewährt wird, nicht in der Lage sind, die an sie gerichteten Rechnungen vollständig zu begleichen. Diese Kennzahl entspricht damit dem Quotienten aus der Anzahl der Kunden, die nicht in der Lage waren, ihre Rechnungen vollständig zu begleichen und der Anzahl der Kunden, denen ein Zahlungsziel gewährt wurde.⁵³⁴

Eine empirische Untersuchung von Kokalj, Paffenholz und Schröer (2000) unterstützen diese Hypothese. In ihrer Studie stellen diese Autoren fest, dass bei den von ihnen untersuchten mittelständischen Unternehmen, die Bonitätsüberprüfungen vornehmen, eine regelmäßig wiederkehrende Überprüfung sämtlicher Kunden, denen Kredite eingeräumt wurden, nur bei 15% der Kreditoren stattfindet. Diese geringe Quote wird von Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000) primär auf die mangelnden finanziellen und personellen Ka-

⁵³² Vgl. Cheng, Pike (2003), 424; Hill, Wood, Sorenson (1981), 41.

⁵³³ Beispielsweise argumentieren Ng, Smith, Smith (1999), 1111 ff., auf Basis von Transaktionskosten, um unterschiedliche Kreditpolitiken von Unternehmen zu erklären. Scherr (1996), 71 ff., macht die optimale Risikopolitik eines Unternehmens in Bezug auf das Setzen von Kreditlimits explizit von Informationsbeschaffungskosten abhängig. Daniels, Ramirez (2008), 46, argumentieren, dass große Kreditgeber eher die Kapazitäten haben, um moderne Instrumente zur Informationsbeschaffung und -verarbeitung zu nutzen.

⁵³⁴ Vgl. Gleichung (62).

pazitäten kleiner Unternehmen zurückgeführt. Insbesondere fehlt es häufig an speziellen Kenntnissen, welche aus Kostengründen nicht vorgehalten werden. Diese geringeren Kenntnisse erscheinen vor dem Hintergrund der oben diskutierten Skalenökonomien plausibel. Demnach rechnet sich der Einsatz von spezialisiertem Personal und spezialisierten Techniken in großen Unternehmen eher als in kleinen.⁵³⁵ Das führt dazu, dass sich der Anteil der Unternehmen, die regelmäßig Bonitätsprüfungen durchführen, mit zunehmender Unternehmensgröße erhöht und in kleinen Unternehmen systematische Prüfungen finanziell und personell nur schwer zu implementieren sind.⁵³⁶ Das bedeutet, dass für kleine Unternehmen Instrumente zur Risikosenkung aus Kostengründen seltener zur Anwendung kommen als bei großen Unternehmen. Demnach sollten große Unternehmen eher Kunden mit schlechter Bonität identifizieren können und eine Zahlung auf Ziel ablehnen als kleine Unternehmen.

Ein weiteres Ergebnis der Studie von Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000) ist, dass große Unternehmen schneller mahnen als kleine.⁵³⁷ Auch dieses Ergebnis ist konsistent mit der oben dargestellten Theorie. Wird unterstellt, dass in großen Unternehmen eher spezialisiertes Personal zur Verfügung steht als in kleinen Unternehmen, kann die Mahnung dort gegebenenfalls zu geringeren Kosten erstellt werden. Damit ist es aus Sicht des kleineren Unternehmens möglicherweise effizienter, eine Mahnung mit der Erwartung hinauszuzögern, dass eine verspätete Zahlung des Kunden auch ohne die Anwendung dieses Instrumentes erfolgt. Dadurch erhöht sich zwar das Risiko, dass eine Zahlung, die bei rechtzeitiger Mahnung möglicherweise noch erfolgt wäre, ausfällt. Jedoch können durch das Zögern auch Transaktionskosten eingespart werden, wenn der Kunde verspätet von sich aus zahlt.

Ein weiteres Indiz zur Unterstützung der oben geführten Argumentation liefert eine empirische Untersuchung von Weiß und Breitenfelner (1997). Diese stellen fest, dass die EDV-Nutzung im Forderungsmanagement mit zunehmender Kundenzahl steigt.⁵³⁸ Auch hier kommt der Fixkostencharakter von Investitionen in Instrumente des Forderungsmanagements zum Ausdruck. Es ist allerdings zu berücksichtigen, dass eine hohe Kundenzahl nicht automatisch bedeutet, dass es sich auch um einen großen Lieferanten handelt. Der oben vermutete Zusammenhang zwischen Nutzung von Managementinstrumenten und die Überwältzbarkeit auf den Kunden kommt in dieser Studie allerdings zum Ausdruck.

Long, Malitz und Ravid (1993) vertreten die Ansicht, dass durch das Einräumen von Zahlungszielen Qualitätssignale an die Kunden gesandt werden können.⁵³⁹ Sie gehen

⁵³⁵ Vgl. Mian, Smith (1992), 174 ff.

⁵³⁶ Vgl. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000), 110.

⁵³⁷ Vgl. Kokalj, Paffenholz, Schröder (2000), 152.

⁵³⁸ Vgl. Weiß, Breitenfelner (1997), 23.

⁵³⁹ Siehe auch Abschnitt 2.2.2.

davon aus, dass sich größere Unternehmen aufgrund ihrer höheren Umsätze schneller eine Reputation aufbauen können als kleine Unternehmen.⁵⁴⁰ Für kleine Unternehmen könnte dann das Einräumen von weniger restriktiven Zahlungsbedingungen ein mögliches Qualitätssignal an ihre Kunden sein. Hierdurch steigt jedoch auch ihr Risiko, dass ein Kunde seine Rechnung nicht vollständig begleicht. So führt beispielsweise eine Verlängerung von Zahlungsfristen dazu, dass der mit dem Zahlungsziel implizit gegebene Kreditzins sinkt. Hierdurch steigt einerseits der Anreiz für Unternehmen, die bisher innerhalb von Skontofristen gezahlt haben, nun die Zahlungsfristen auszunutzen. Andererseits ist zu erwarten, dass Kunden mit geringer Bonität zuwandern.⁵⁴¹ Damit kann neben den oben diskutierten Transaktionskostenvorteilen auch die geringere Notwendigkeit einer Signalsendung für eine tendenziell geringere Ausfallquote bei großen Unternehmen sprechen.

Auf einen unterschiedlichen Umgang mit Risiken zwischen großen und kleinen Unternehmen deutet auch eine Studie von Ghosal und Loungani (2000) hin. Diese untersucht den Einfluss von Unsicherheit auf die Investitionsbereitschaft von großen und kleinen Unternehmen. Die Autoren können Unterschiede zwischen diesen Unternehmensgruppen feststellen. Demnach hat Unsicherheit einen stärkeren Einfluss auf Investitionsentscheidungen kleiner Unternehmen als auf die großer Unternehmen. Hieraus können zwar keine Schlussfolgerungen auf den Umgang mit Forderungsausfallrisiken gezogen werden. Jedoch argumentieren auch diese Autoren, dass große Unternehmen andere Möglichkeiten haben, ihre Risiken zu beherrschen als kleine Unternehmen, beispielsweise weil sie einen besseren Zugang zum Finanzmarkt haben, um Eigenkapital aufzunehmen.⁵⁴² Koetse, van der Vlist und de Groot (2006) gehen weiter davon aus, dass große Unternehmen einen besseren Zugang zu Informationen haben und daher einen Vorteil im Umgang mit Risiken aufweisen.⁵⁴³ Falkenstein, Boral, Carty (2000) weisen ebenfalls darauf hin, dass große Unternehmen geringere Risiken aufweisen, weil sie über bessere Managementsysteme verfügen als kleine Unternehmen.⁵⁴⁴ Beranek und Scherr (1991) können auf Grundlage ihrer Befragung, entgegen der hier formulierten Hypothese, allerdings keinen Zusammenhang zwischen der Kreditpolitik eines Unternehmens und seiner Größe feststellen. Sie befragten aber mit den „Fortune 500 firms“ nur sehr große Unternehmen.⁵⁴⁵ Die Aussagekraft dieser Studie für die hier untersuchte Fragestellung ist daher begrenzt.

Aber auch in Märkten, die durch eine geringe Wettbewerbsintensität gekennzeichnet sind beziehungsweise in denen einzelne Unternehmen keine wesentlichen Transaktions-

⁵⁴⁰ Vgl. Long, Malitz, Ravid (1993), 126; Bastos, Pindado (2007), 2637 ff.

⁵⁴¹ Vgl. Lauer (1999), 9.

⁵⁴² Vgl. Ghosal, Loungani (2000), 338, oder auch Gertler, Gilchrist (1994), 314.

⁵⁴³ Vgl. Koetse, van der Vlist, de Groot (2006), 367.

⁵⁴⁴ Vgl. Falkenstein, Boral, Carty (2000), 35.

⁵⁴⁵ Vgl. Beranek, Scherr (1991), 41.

kostenvorteile generieren können, wird die Überwälzbarkeit der Transaktionskosten durch die Bereitschaft der Nachfrageseite, Zahlungsziele in Anspruch zu nehmen, limitiert. Dies ist der Fall, wenn durch die Transaktionskosten der Preis eines Kredites so stark steigt, dass es sich für gute Schuldner nicht mehr lohnt, auf Ziel zu kaufen. Dieses Problem der adversen Selektion wird in der Literatur im Zusammenhang mit Zinssätzen diskutiert. Demnach führen hohe Zinssätze dazu, dass nur noch Kunden an Krediten interessiert sind, die mit den zur Verfügung gestellten Mitteln potenziell einen hohen Gewinn erzielen, aber auch mit einer relativ hohen Wahrscheinlichkeit den Kredit nicht vollständig zurückzahlen können. Solche Unternehmen würden im Falle eines Erfolgs auch hohe Kreditzinsen bezahlen können und im Falle eines Misserfolgs würde der Gläubiger einen Verlust erleiden.⁵⁴⁶ Es ist zu vermuten, dass sich die Überwälzbarkeit von Transaktionskosten zwischen Wirtschaftssektoren unterscheidet. Einerseits, weil sich die Wettbewerbsintensitäten zwischen einzelnen Branchen unterscheiden können und andererseits, weil die Höhe der Überwälzbarkeit von Transaktionskosten auf die Kunden unterschiedlich sein kann. Es wird daher folgende Hypothese formuliert:

Hypothese 2: Die Ausfallquote unterscheidet sich zwischen Branchen.

Für diese Hypothese spricht auch eine empirische Untersuchung von Ng, Smith, Smith (1999). Diese zeigt, dass sich die Kreditpolitik zwischen Branchen unterscheidet. So räumen Unternehmen verschiedener Branchen beispielsweise in unterschiedlichem Umfang Skonti ein oder vereinbaren unterschiedliche Zahlungsziele.⁵⁴⁷ Auch unterscheidet sich der Umfang gewährter Handelskredite zwischen einzelnen Wirtschaftszweigen.⁵⁴⁸ Diese Erkenntnis wird auch durch Giannetti, Burkart, Ellingsen (2008) bestätigt. Demnach besteht ein Zusammenhang zwischen der Kreditpolitik und den Produkteigenschaften eines Unternehmens.⁵⁴⁹ Dieser differenzierte Umgang mit Handelskrediten kann dazu beitragen, dass sich das Forderungsausfallrisiko zwischen einzelnen Branchen unterscheidet.

Ein weiteres, für diese Hypothese sprechendes Argument, besteht darin, dass sich die Kunden der einzelnen Wirtschaftszweige unterscheiden. Aus der Insolvenzstatistik des Statistischen Bundesamtes ist ersichtlich, dass die Insolvenzquoten zwischen einzelnen Branchen zum Teil erheblich differieren. So mussten im Jahr 2007 nur 0,1% der Unternehmen der Energie- und Wasserversorgung Insolvenz anmelden, während im Baugeerbe diese Quote bei 1,6% lag.⁵⁵⁰ Gehört ein hoher Anteil der Kunden eines Wirtschaftszweiges einer besonders insolvenzgefährdeten Branche an, dann sollte bei sonst

⁵⁴⁶ Vgl. Ghosh, Mookherjee, Ray (2000), 284.

⁵⁴⁷ Vgl. Ng, Smith, Smith (1999), 1117 ff.

⁵⁴⁸ Vgl. Niskanen, Niskanen (2006), 93.

⁵⁴⁹ Vgl. Giannetti, Burkart, Ellingsen (2008), 19 ff. Auch die Untersuchung von Summers, Wilson (2003), 446, deutet auf einen Zusammenhang zwischen den Zahlungsbedingungen und den Produktcharakteristika hin.

⁵⁵⁰ Vgl. Statistisches Bundesamt (2008a), Tabelle 1.4.

identischen Bedingungen die Ausfallquote in solchen Wirtschaftszweigen höher sein als in Branchen, die weniger insolvenzgefährdete Kunden aufweisen. So wäre beispielsweise zu erwarten, dass die Branche Herstellung von Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden, sowie das Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln) durch ihre besonders stark ausgeprägten Lieferbeziehungen mit der Baubranche, besonders gefährdet sind, Forderungsausfälle zu erleiden.⁵⁵¹

Es wird hier vorgeschlagen, den Grad der Gefährdung einer Branche durch einen Indikator zu messen. Dieser wird aus dem gewichteten Durchschnitt aller Insolvenzzquoten der belieferten Branchen im Jahr 2004 berechnet. Das Gewicht, mit dem die Insolvenzzquote einer Zielbranche in den Indikator einfließt, leitet sich aus dem Verhältnis der Werte der an diese Zielbranche gelieferten Waren und den insgesamt an alle Branchen gelieferten Waren ab. Das Jahr 2004 wird hier als Basisjahr gewählt, da zum Zeitpunkt der Berechnung noch keine aktuellere Input-Output-Rechnung des Statistischen Bundesamtes vorlag. Es ist jedoch nicht zu erwarten, dass ein solcher Indikator im Zeitverlauf starken Schwankungen unterliegt. In die Berechnung fließen die Insolvenzzahlen⁵⁵² sowie die Anzahl der Unternehmen⁵⁵³ im Jahr 2004, differenziert nach Branchen, ein. Die Gewichtungsfaktoren werden aus der Input-Output-Rechnung des Statistischen Bundesamtes abgeleitet.⁵⁵⁴ Auf Basis eines solchen Indikators kann eine Rangfolge der Branchen abgeleitet werden. Diese Rangfolge kann, insofern der oben vermutete Zusammenhang besteht, Rückschlüsse darauf zulassen, in welchen Branchen verhältnismäßig hohe und in welchen Branchen verhältnismäßig geringe Ausfallquoten zu erwarten sind.

In Tabelle 18 wird eine Rangfolge für Branchen des Verarbeitenden Gewerbes in Deutschland dargestellt. Diese Rangfolge wurde auf Basis des im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Indikators erstellt. Demnach sollten in der Branche Tabakerzeugnisse die geringsten und in der Branche Kokereierzeugnisse, Mineralölerzeugnisse, Spalt- und Brutstoffe die höchsten durchschnittlichen Ausfallquoten beobachtet werden. Die Berechnungen in Tabelle 18 beruhen hier jedoch nur auf Lieferungen an inländische Unternehmen. Das heißt, Exporte und Lieferungen an Konsumenten werden nicht berücksichtigt. Damit bleibt ein Teil der Warenlieferungen unberücksichtigt. Insbesondere im Konsumbereich lässt sich in den vergangenen Jahren jedoch ein starker Anstieg der Privatinsolvenzen beobachten. Im hier zugrunde liegenden Jahr 2004 entfielen beispielsweise von 90 691 Insolvenzen nur 30 015 auf Unternehmen.⁵⁵⁵ Es ist

⁵⁵¹ So verkauft die Branche Glasgewerbe, Herstellung von Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden über 70% seiner an Unternehmen gelieferten Waren in der Baubranche. Beim Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln) beträgt dieser Anteil ca. 30% (vgl. *Statistisches Bundesamt*, 2007).

⁵⁵² Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2005), Tabelle 6.

⁵⁵³ Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2008b).

⁵⁵⁴ Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2007).

⁵⁵⁵ Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2008a), Tabelle 1.

allerdings zu vermuten, dass Konsumentenkredite in erster Linie durch den hier nicht berücksichtigten Handel bereit gestellt werden. Vor diesem Hintergrund erscheint eine Vernachlässigung von Privatinsolvenzen akzeptabel.

Tabelle 18:

Erwartete Rangfolge bei einem Vergleich der Ausfallquoten von Wirtschaftszweigen in Abhängigkeit von den Insolvenzquoten der Zielbranchen

Branche	Rang	Branche	Rang
Tabakerzeugnisse	1	Pharmazeutische Erzeugnisse	17
Leder und Lederwaren	2	Chemische Erzeugnisse (ohne pharmazeutische Erzeugnisse)	18
Büromaschinen, Datenverarbeitungsgeräte und -einrichtungen	3	Gummiwaren	19
Verlagserzeugnisse	4	Holz, Holz-, Kork-, Flechtwaren (ohne Möbel)	20
Nahrungs- und Futtermittel	5	Gießereierzeugnisse	21
Möbel, Schmuck, Musikinstrumente, Sportgeräte, Spielwaren u. ä.	6	Geräte der Elektrizitätserzeugung, -verteilung u. ä.	22
Sonstige Fahrzeuge (Wasser-, Schienen-, Luftfahrzeuge u. a.)	7	Kunststoffwaren	23
Getränke	8	Maschinen	24
Papier-, Karton- und Pappwaren	9	Metallerzeugnisse	25
Holzstoff, Zellstoff, Papier, Karton und Pappe	10	Bekleidung	26
Medizin-, mess-, regelungstechnische, optische Erzeugnisse, Uhren	11	Sekundärrohstoffe	27
Druckerzeugnisse, bespielte Ton-, Bild- und Datenträger	12	Erzeugung und Bearbeitung von Nichteisen- Metallen	28
Kraftwagen und Kraftwagenteile	13	Erzeugung und sonstige Bearbeitung von Roheisen, Stahl, Herstellung von Rohren	29
Glas und Glaswaren	14	Keramik, bearbeitete Steine und Erden	30
Nachr.technik, Rundfunk- und Fernsehgeräte, elektronische Bauelemente	15	Kokereierzeugnisse, Mineralölerzeugnisse, Spalt- und Brutstoffe	31
Textilien	16		

Die Berücksichtigung ausländischer Abnehmer bei der Bestimmung des Indikators ist aufgrund verschiedener Ursachen nicht möglich. Zwar stehen Insolvenzquoten für verschiedene Länder zur Verfügung.⁵⁵⁶ Es gibt jedoch auch Staaten, für die keine Erkenntnisse zum Insolvenzgeschehen vorliegen.⁵⁵⁷ Das führt dazu, dass eine vollständige Einbeziehung aller Exporte nicht möglich ist. Neben dieser unterschiedlichen Datenverfügbarkeit differiert die Insolvenzgesetzgebung zwischen einzelnen Ländern. So weisen Länder wie Spanien, Argentinien, Griechenland, Chile oder Kolumbien verhältnismäßig niedrige Insolvenzquoten auf. Dieses Ergebnis könnte tatsächlich ein Indiz für eine ausgesprochen stabile Unternehmenslandschaft in diesen Staaten sein. Es ist jedoch zu vermuten, dass hier die Insolvenzgesetzgebung Anreize schafft, keine gerichtlich gere-

⁵⁵⁶ Vgl. *Creditreform* (2005), 4; *Claessens, Klapper* (2002), 27.

⁵⁵⁷ Beispielsweise stehen für Estland im Jahr 2004 keine Daten zur Verfügung (vgl. *Creditreform*, 2005, 24).

gelten Bankrottverfahren durchzuführen, sondern vielmehr außergerichtliche Einigungen anzustreben. Stiefel (2003) untersucht Unterschiede der Insolvenzpolitik einzelner Länder und identifiziert verschiedene kulturelle Differenzierungsmerkmale. So sind beispielsweise unterschiedlich starke Beteiligungen von Gerichten und Verwaltern am Management nach der Insolvenzanmeldung möglich. Es liegen verschiedene Prioritäten beim Finden eines Ausgleichs der Interessen zwischen Gläubiger und Schuldner vor. So sind beispielsweise Gläubigerinteressen in Großbritannien besonders stark geschützt, während die USA eher eine schuldnerfreundliche Gesetzgebung anwenden. Andere Staaten, wie beispielsweise Frankreich, schützen bestimmte Stakeholder, wie Mitarbeiter, besonders oder es kann zwischen der persönlichen Verantwortung des Schuldners differenziert werden. Darüber hinaus liegen Unterschiede im Ausmaß des Schuldenmatoriums vor.⁵⁵⁸ Diese Unterschiede können dazu beitragen, dass seitens der Gläubiger eine unterschiedliche Bereitschaft besteht, formale und kostspielige Insolvenzverfahren anzustreben.⁵⁵⁹ Werden jedoch keine Insolvenzverfahren angestrebt, können diese auch nicht statistisch erfasst werden, was eine Vergleichbarkeit von Insolvenzquoten verschiedener Ländern deutlich erschwert. Neben den rechtlichen Rahmenbedingungen beeinflussen jedoch auch strukturelle Eigenschaften eines Landes die Insolvenzhäufigkeit. Länder mit einem hohen Anteil an kleinen und mittelständischen Unternehmen weisen eine verhältnismäßig niedrige Insolvenzquote auf,⁵⁶⁰ was ebenfalls auf einer Verfälschung der Insolvenzstatistik beruhen kann. Kleine Unternehmen haben häufig nur wenige Gläubiger,⁵⁶¹ das heißt, dass für diese eine außergerichtliche Einigung wahrscheinlicher ist, da so Verfahrenskosten gespart werden können und auch nur wenige Gläubigerinteressen zu berücksichtigen sind. Ebenfalls ein Anreiz zu außergerichtlichen Vergleichen ist in der Finanzstruktur eines Staates zu sehen. Liegen enge Verbindungen zwischen Banken und Unternehmen vor (Hausbankprinzip), sind im Insolvenzfall weniger Gläubigerinteressen zu berücksichtigen, was eine gerichtliche Koordination weniger dringlich macht.⁵⁶² Die Berücksichtigung von Exporten, bei Berechnung des Indikators auf Grundlage von Insolvenzquoten, differenziert nach Ländern, erscheint vor diesem Hintergrund wenig geeignet, da zu vermuten ist, dass in Ländern mit niedrigen offiziellen Insolvenzzahlen häufig hohe inoffizielle Ausfallraten vorliegen⁵⁶³ und damit eine Vergleichbarkeit nicht gewährleistet ist. Darüber hinaus stellt das Statistische Bundesamt die Exporte der einzelnen Wirtschaftszweige nur als Aggregat und nicht differenziert nach Empfangsländern dar. Das heißt, auch an dieser Stelle fehlen Daten, um den Indikator noch weiter zu differenzieren.

⁵⁵⁸ Vgl. *Stiefel* (2003), 105.

⁵⁵⁹ Vgl. *Claessens, Klapper* (2002), 19.

⁵⁶⁰ Vgl. *Claessens, Klapper* (2002), 17.

⁵⁶¹ Vgl. *Stiefel* (2003), 96.

⁵⁶² Vgl. *Stiefel* (2003), 95.

⁵⁶³ Vgl. *Davis* (2004), 21.

Andererseits muss auch ein hoher Lieferanteil eines Wirtschaftszweiges in Branchen mit hohen Insolvenzquoten nicht automatisch bedeuten, dass dieser Wirtschaftszweig auch hohe Forderungsausfallwahrscheinlichkeiten aufweist. So fließen beispielsweise keine Informationen darüber ein, inwiefern überhaupt Handelskredite von einzelnen Branchen gewährt werden. Verkauft also ein Wirtschaftszweig seine Produkte in Branchen mit hohen Insolvenzquoten überwiegend bar, dann wird das vom oben beschriebene Indikator nicht berücksichtigt. Darüber hinaus kann es auch sein, dass risikosenkende Institutionen in Wirtschaftszweigen, die verstärkt Kunden in besonders insolvenzanfälligen Branchen beliefern, finanziell eher zu rechtfertigen sind, als in Wirtschaftszweigen, die einen geringeren Teil ihrer Waren in solchen Branchen verkaufen. Weiterhin könnte es sein, dass Wirtschaftszweige, die nur verhältnismäßig wenige Branchen beliefern beziehungsweise bei denen eine hohe Konzentration in Hinsicht auf die belieferten Branchen besteht, Spezialisierungsvorteile aufweisen. Für Unternehmen, die nur wenige Branchen beliefern, kann es sich beispielsweise eher lohnen, ein Branchenrating zu erstellen beziehungsweise sehr spezifische und detaillierte Informationen über eine Branche zu erfassen und zu verarbeiten als für ein Unternehmen, welches eine Vielzahl Branchen beliefert. Aufgrund dieser zusätzlichen Informationen gelingt es möglicherweise solchen Unternehmen eher, Kunden geringer Bonität zu identifizieren und gegebenenfalls auf die Gewährung eines Handelskredites zu verzichten. Infolgedessen könnten Unternehmen mit einem solchen Spezialisierungsvorteil ein geringeres Risiko dafür aufweisen, dass ihre Handelskredite ausfallen. Dabei kann die aggregierte Betrachtung der Konzentration der Zielbranchen eines Wirtschaftszweigs natürlich nur ein Indikator für einen solchen Spezialisierungsvorteil sein. Das heißt, auch in Wirtschaftszweigen, die eine Vielzahl von Branchen gleichermaßen beliefern, können einzelne Unternehmen hochspezialisiert sein.

Die erwarteten Unterschiede hinsichtlich der Ausfallquoten zwischen den Branchen können daher auch mit unterschiedlichen Lieferbeziehungen begründet werden. Insbesondere ist zu erwarten, dass bei Wirtschaftszweigen, die sich sehr stark auf die Belieferung einzelner Branchen konzentrieren, geringere Ausfallquoten beobachtet werden. Der Grad der Konzentration kann mit dem Gini-Koeffizienten gemessen werden. In Tabelle 19 ist eine erwartete Rangfolge der Branchen dargestellt, wie sie sich ergibt, wenn die Wirtschaftszweige entsprechend ihrer Gini-Koeffizienten geordnet werden. Dabei wäre zu erwarten, dass es sich für die Branche Tabakerzeugnisse⁵⁶⁴ aufgrund ihrer verhältnismäßig starken Konzentration auf einzelne Zielbranchen am ehesten lohnt zusätzliche Informationen zu generieren und bei der Bewertung des Forderungsausfallrisikos einzusetzen. Damit sollte diese Branche auch eine verhältnismäßig geringe durchschnittliche Ausfallquote aufweisen.

⁵⁶⁴ Die Branche Tabakerzeugnisse liefert ihre Erzeugnisse zu über 97% an sich selbst.

Ein Vergleich der in Tabelle 18 und Tabelle 19 aufgeführten Ränge zeigt, dass die beiden hier diskutierten Verfahren zu unterschiedlichen Rangfolgen führen. Der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman liegt mit $r_s = 0,046$ nahe null. Die Hypothese der Unabhängigkeit beider Rangfolgen kann damit nicht abgelehnt werden.⁵⁶⁵ Die beiden Indikatoren können damit als voneinander unabhängig angenommen werden.

Tabelle 19:

Erwartete Rangfolge bei einem Vergleich der Ausfallquoten von Wirtschaftszweigen in Abhängigkeit von der Konzentration auf einzelne Zielbranchen

Branche	Rang	Branche	Rang
Tabakerzeugnisse	1	Medizin-, mess-, regelungstechnische, optische Erzeugnisse, Uhren	17
Kraftwagen und Kraftwagenteile	2	Chemische Erzeugnisse (ohne pharmazeutische Erzeugnisse)	18
Getränke	3	Textilien	19
Pharmazeutische Erzeugnisse	4	Holzstoff, Zellstoff, Papier, Karton und Pappe	20
Sonstige Fahrzeuge (Wasser-, Schienen-, Luftfahrzeuge u. a.)	5	Holz, Holz-, Kork-, Flechtwaren (ohne Möbel)	21
Bekleidung	6	Gummiwaren	22
Nahrungs- und Futtermittel	7	Maschinen	23
Erzeugung und sonstige Bearbeitung von Roheisen, Stahl, Herstellung von Rohren	8	Metallerzeugnisse	24
Keramik, bearbeitete Steine und Erden	9	Kunststoffwaren	25
Gießereierzeugnisse	10	Glas und Glaswaren	26
Sekundärrohstoffe	11	Verlagserzeugnisse	27
Möbel, Schmuck, Musikinstrumente, Sportgeräte, Spielwaren u. ä.	12	Papier-, Karton- und Pappwaren	28
Erzeugung und Bearbeitung von Nichteisen-Metallen	13	Kokereierzeugnisse, Mineralölerzeugnisse, Spalt- und Brutstoffe	29
Leder und Lederwaren	14	Druckerzeugnisse, bespielte Ton-, Bild- und Datenträger	30
Nachr. techn., Rundf.- und Fernsehgeräte, elektron. Bauelemente	15	Büromaschinen, Datenverarbeitungsgeräte und -einrichtungen	31
Geräte der Elektrizitätserzeugung, -verteilung u. ä.	16		

Eine weitere Ursache für verschiedene Risikoausprägungen zwischen den Branchen könnte in unterschiedlichen Wettbewerbsintensitäten gesehen werden. Serio und Hyndman (2006) argumentieren, dass es in sehr wettbewerbsintensiven Märkten für die Lieferanten schwieriger ist, soziale Normen durchzusetzen. Das heißt, in Märkten mit wenig Anbietern ist es beispielsweise wahrscheinlicher, dass ein säumiger Schuldner von allen Lieferanten boykottiert wird als in Märkten mit vielen Anbietern. Damit sinkt mit steigender Wettbewerbsintensität die Möglichkeit der Lieferanten Druck auf ihre Kunden

⁵⁶⁵ Eine auf dem Spearman-Rangkorrelationskoeffizienten beruhende Teststatistik überprüft, ob die Summe der quadrierten Differenzen der Ränge zweier Stichproben hinreichend klein ist, um die Annahme der Unabhängigkeit der beiden Stichproben ablehnen zu können (vgl. Büning, Trenkler, 1994, 232 ff.).

auszuüben, um auf diese Weise Zahlungen zu erzwingen.⁵⁶⁶ Auch können hohe Fixkostenanteile bei der Produktion dazu führen, dass Unternehmen eher bereit sind, Handelskredite zu vergeben und somit auch ein größeres Ausfallrisiko einzugehen.⁵⁶⁷ Auch aus diesem Grund sind unterschiedliche Ausfallquoten zwischen den Branchen zu erwarten.

Ein weiterer Indikator für die Höhe des Risikos, dass Kunden ihre Rechnungen nicht vollständig bezahlen, könnte im Grad der Auslandsaktivität eines Unternehmens zu sehen sein. Es ist zu vermuten, dass es schwieriger ist, die Bonität eines ausländischen Kunden als die Bonität eines inländischen Kunden zu beurteilen.⁵⁶⁸ Dies kann auf eine erschwerte Beobachtbarkeit des ausländischen Kunden und seines Marktes aber auch auf kulturelle Unterschiede zurückzuführen sein. Wie oben bereits dargestellt, ist das Insolvenzrecht in verschiedenen Ländern unterschiedlich ausgestaltet. Aber auch im Umgang mit der Gewährung von Zahlungsfristen unterscheiden sich die Länder. So sind in südeuropäischen Ländern beispielsweise deutlich längere Zahlungsfristen üblich als in mittel- oder nordeuropäischen Ländern.⁵⁶⁹ Die Bonitätsbewertung der ausländischen Kunden setzt daher voraus, dass ein exportorientiertes Unternehmen besondere Kompetenzen im Forderungsmanagement aufbaut. Dabei ist zu vermuten, dass sich der Aufbau solcher Kompetenzen umso mehr lohnt, je größer der Exportumsatz ist. Wenn es sich jedoch für im Ausland aktive Unternehmen eher lohnt, Managementkompetenzen aufzubauen und davon ausgegangen werden kann, dass diese Kompetenzen auch bei der Bonitätsbewertung inländischer Kunden genutzt werden, ist zu erwarten, dass insgesamt insolvente Kunden besser erkannt werden und Zahlungsziele entsprechend verweigert werden können. Das würde bedeuten, dass mit zunehmendem Exportanteil das Risiko, Forderungsausfälle zu erleiden, für das gesamte Unternehmen sinkt, da mehr Managementkompetenzen vorhanden sind, um insolvente Kunden im Vorfeld zu identifizieren. Es wird daher folgende Hypothese formuliert:

Hypothese 3: Die Ausfallquote nimmt mit steigendem Anteil des Auslandsumsatzes am Gesamtumsatz ab.

Grundsätzlich könnte es möglich sein, dass bei gegebenen Managementkompetenzen dennoch insolvente inländische Kunden besser identifiziert werden können als insolvente ausländische Kunden. Wenn dies der Fall ist, dann sollte sich dies in höheren Ausfallquoten bei ausländischen Kunden widerspiegeln. Weisen ausländische Kunden tatsächlich ein höheres Ausfallrisiko im Vergleich zu inländischen Kunden auf, dann würde sich dieses höhere Risiko bei steigendem Anteil des Auslandsumsatzes negativ auf die Ausfallquote des gesamten Unternehmens auswirken. Zwar wäre auch hier zu

⁵⁶⁶ Vgl. *Serio, Hyndman* (2006), 4.

⁵⁶⁷ Vgl. *Hill, Wood, Sorenson* (1981), 42; *Bastos, Pindado* (2007), 2637 ff., zeigen, dass Unternehmen mit hohem Fixkostenanteil eher Handelskredite einräumen.

⁵⁶⁸ Vgl. *Pütz* (1995), 7; *Ng, Smith, Smith* (1999), 1123.

⁵⁶⁹ Vgl. *Rödl* (1995), 2.

erwarten, dass mit steigendem Auslandsumsatz das Interesse des Unternehmens wächst, Managementkompetenzen aufzubauen. Dies würde, wie oben formuliert, sinkende Ausfallquoten, insbesondere der inländischen Kunden, erwarten lassen. Diesem Effekt würden aber die höheren Ausfallquoten ausländischer Kunden entgegenwirken. Es wäre daher zu erwarten, dass ab einem bestimmten Anteil des Auslandsumsatzes am Gesamtumsatz die positiven Effekte des verbesserten Managements durch die höheren Risiken ausländischer Kunden kompensiert werden und dass dann bei weiter ansteigendem Auslandsumsatzanteil die Ausfallquote eines Unternehmens wieder ansteigt. Dies hätte zur Folge, dass sich die Ausfallquote u-förmig in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil verhält.

Hill, Wood, Sorenson (1981) argumentieren, dass Unternehmen mit hohen Fixkosten eher bereit sind, Zahlungsziele einzuräumen, um auf diese Weise ihr Absatzvolumen auszudehnen.⁵⁷⁰ Auf diese Weise können Deckungsbeiträge erhöht und damit die Ertragsituation verbessert werden. Dieser Zusammenhang sollte besonders dann zur Geltung kommen, wenn ein Unternehmen hohe Umsätze mit einzelnen Kunden generiert und somit der Verlust eines Kunden einen bedeutenden Einfluss auf den Deckungsbeitrag und damit auf den Ertrag des Unternehmens haben kann. Für Unternehmen, die pro Kunde einen hohen Umsatz erwirtschaften, sollte daher die Bereitschaft größer sein, aus Gründen der Kundenbindung liberale Zahlungsziele zu vereinbaren beziehungsweise verfügen die Kunden solcher Unternehmen über eine größere Verhandlungsmacht, um die von ihnen gewünschten Zahlungsbedingungen durchzusetzen.⁵⁷¹ Eine Kennzahl für die Bedeutung einzelner Kunden könnte die Höhe des durchschnittlich erzielten Umsatzes pro Kunde darstellen. Für ein Unternehmen weisen häufig jedoch nicht alle Kunden dieselbe Bedeutung auf. Es wäre daher möglich, dass ein hoher Wert dieser Kennzahl gemessen wird, obwohl ein großer Teil der Kunden nur einen geringen Teil zum Gesamtumsatz beiträgt. In diesem Fall könnte es für den Kreditgeber durchaus interessant sein, seine Großkunden durch liberale Zahlungsziele an sich zu binden. Es stellt sich jedoch die Frage, ob derselbe Anreiz bei den Kunden besteht, die nur einen geringen Beitrag zum Umsatz leisten. Es ist zu vermuten, dass aufgrund der großen Abhängigkeit von einzelnen Kunden, ein Unternehmen in diesem Fall eine Motivation hat, auch die kleinen Kunden verstärkt an sich zu binden, um die Abhängigkeit von seinen Hauptkunden zu senken. In der Gesamtheit der Unternehmen wird daher erwartet, dass Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde eher bereit sind, liberale Zahlungsziele zu vereinbaren. Wenn dem so ist, dann sollten Unternehmen

⁵⁷⁰ Vgl. Hill, Wood, Sorenson (1981), 42. Bastos, Pindado (2007), 2637 ff., zeigen, dass Unternehmen mit hohem Fixkostenanteil mehr Handelskredite gewähren.

⁵⁷¹ Vgl. Wilner (2000), 153 f. Summers, Wilson (2003), 449 ff., zeigen beispielsweise, dass Unternehmen in Märkten mit großen Kunden mehr Lieferantenkredite gewähren als sie selber nutzen. Auch sind sie eher bereit, ihre Zahlungsbedingungen bei großen Kunden zu variieren. Vorstellbar ist zum Beispiel die Einräumung von längeren Zahlungsfristen, wodurch der Zeitraum, in welchem der Kunde insolvent werden kann, verlängert und somit das Forderungsausfallrisiko erhöht wird (vgl. Borde, McCarty 1998, 42).

mit einem hohen durchschnittlichen Umsatz pro Kunde auch ein höheres Risiko dafür aufweisen, dass Rechnungen nicht vollständig bezahlt werden. Diese Kennzahl könnte damit ein Indikator für die Höhe des Forderungsausfallrisikos eines Unternehmens sein. Es wird daher folgende Hypothese formuliert:

Hypothese 4: Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde weisen höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit durchschnittlich geringen Umsätzen pro Kunde.

Ein weiterer Indikator für die Höhe der Ausfallquote eines Unternehmens könnte der Neukundenanteil sein. In Abschnitt 2.2.2 wurde diskutiert, dass Unternehmen ihre Informationsbeschaffungskosten dadurch senken können, indem sie Informationen zur Kreditwürdigkeit ihrer Debitoren im Rahmen der Geschäftsbeziehung als eine Art Nebenprodukt erheben. Es ist daher zu erwarten, dass über Bestandskunden in der Regel mehr Informationen zur Verfügung stehen als über Neukunden. So kann ein Unternehmen, welches den Kunden bereits über einen längeren Zeitraum kennt, besser dessen wirtschaftliche Entwicklung nachvollziehen und Entwicklungsperspektiven einschätzen. So könnte beispielsweise ein kontinuierlicher Bestellmengenrückgang als Indiz für eine Verschlechterung der wirtschaftlichen Lage des Kunden gewertet werden. Verändert sich bei einem Kunden dann auch noch das Zahlungsverhalten, kann der Lieferant diese Signale in seiner Entscheidung, ein Zahlungsziel zu gewähren, berücksichtigen.⁵⁷² Die durch die Geschäftsbeziehung gewonnenen Informationen und Erfahrungen über einen Kunden stehen einem Unternehmen in der Regel bei einem Neukunden nicht zur Verfügung. Daher ist zu vermuten, dass trotz der Bereitschaft, höhere Informationsbeschaffungskosten bei der Neukundenbewertung aufzuwenden,⁵⁷³ bestimmte Informationen bei der Bonitätsbewertung dieses Kundensegments nicht zur Verfügung stehen. Damit besteht für einen potenziellen Neukunden, der aufgrund wirtschaftlicher Schwierigkeiten von seinem bisherigen Lieferanten keine Zahlungsziele mehr gewährt bekommt, ein Anreiz, sich einen neuen Lieferanten zu suchen, der bereit ist, einen Handelskredit zu gewähren. Da ein neuer Lieferant aufgrund geringerer Informationen das Forderungsausfallrisiko dieses Kunden nur als ein durchschnittliches Neukundenrisiko einschätzen kann, ist es diesem Kunden möglich, bessere Zahlungsbedingungen auszuhandeln als bei dem bisherigen Lieferanten. Aus diesem Grund ist zu erwarten, dass Neukunden häufiger nicht in der Lage sind, ihren Zahlungsverpflichtungen nachzukommen als Bestandskunden.

Ein weiteres Argument, warum Neukunden ein höheres Risiko darstellen könnten, ist in einem Anreiz zur selektiven Gläubigerbefriedigung zu sehen. Wie in Abschnitt 2.2.4 be-

⁵⁷² Vgl. Wong, Yungsan (2003), 5; Petersen, Rajan (1997), 663.

⁵⁷³ Beispielsweise ermittelten Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000), 110 f., dass 57% der von ihnen befragten Unternehmen ihre Neukunden einer Bonitätsprüfung unterziehen, während nur 15% der dort untersuchten Unternehmen alle Kunden regelmäßig überprüft. Damit ist die Bereitschaft, Informationen zu beschaffen und aufzuarbeiten, bei Neukunden deutlich stärker ausgeprägt.

schrieben, steht Lieferanten mit der Androhung eines Lieferstopps ein Mittel zur Verfügung, um Zahlungsdruck für den Debitor zu erzeugen. Es ist zu vermuten, dass die Abhängigkeit eines Neukunden von einem Lieferanten geringer ist, als die Abhängigkeit eines Bestandskunden, der gegebenenfalls schon in größerem Umfang beziehungs-spezifische Investitionen vorgenommen hat. Wird ein Neukunde darüber hinaus auch von anderen, für ihn möglicherweise strategisch bedeutsameren Lieferanten beliefert, besteht im Fall von Zahlungsschwierigkeiten ein Anreiz, zunächst die Forderungen der für ihn wichtigeren Lieferanten zu begleichen, um bei diesen den Eindruck einer guten Bonität zu wahren. Auf diese Weise werden die Zahlungen an einen neuen Lieferanten (insofern dieser strategisch noch nicht relevant ist beziehungsweise bei dem geringere beziehungs-spezifische Investitionen erfolgten) hinausgezögert, wodurch sich für diesen das Risiko eines Zahlungsausfalls erhöht.⁵⁷⁴

Auch kann für Lieferanten die Notwendigkeit bestehen, die Qualität ihrer Ware einem Neukunden zu signalisieren und daher liberale Zahlungsziele zu vereinbaren.⁵⁷⁵ Auch dies kann ein Grund für höhere Ausfallrisiken von Neukunden sein. Huyghebaert (2006) argumentiert, dass junge Unternehmen ein höheres Ausfallrisiko haben, wodurch sie einen schlechteren Zugang zu Bankkrediten im Vergleich zu etablierten Unternehmen haben und daher stärker Lieferantenkredite nutzen.⁵⁷⁶ Wird angenommen, dass unter Neukunden verhältnismäßig viele junge Unternehmen sind, die erst Lieferantenbeziehungen aufbauen müssen, könnte auch in diesem Zusammenhang eine Ursache für höhere Ausfallrisiken in dieser Kundengruppe liegen. Auch verfügen Neukunden in der Regel noch nicht über Erfahrungen hinsichtlich der Produktqualität des Lieferanten. Das kann zur Folge haben, dass gerade diese Kunden Handelskredite nutzen, um die Zahlungsfristen zur Kontrolle der Produktqualität zu nutzen.⁵⁷⁷ Auch das kann eine Ursache für größere Forderungsausfallrisiken im Neukundengeschäft sein. Wenn Neukunden ein höheres Risiko darstellen auszufallen, ist zu erwarten, dass insbesondere bei Unternehmen mit an-teilig vielen Neukunden hohe Ausfallquoten zu beobachten sind.

Hypothese 5: Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil weisen höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil.

Für Hypothese 5 spricht darüber hinaus, dass ein hoher Neukundenanteil auch ein Indiz für ein junges Unternehmen sein könnte. Wird unterstellt, dass ein junges Unternehmen weniger Erfahrungen bei der Bonitätseinschätzung seiner Kunden hat, würde dies eben-

⁵⁷⁴ Vgl. zur selektiven Gläubigerbefriedigung beispielsweise die Ausführungen von *Bigus* (2002). *Huyghebaert* (2006), 312, argumentiert, dass sich Unternehmen in finanziellen Schwierigkeiten lieber durch Lieferantenkredite als durch Bankkredite finanzieren, da Banken deutlich restriktiver sind. Das kann dazu führen, dass Bankkredite bevorzugt befriedigt werden, um bei der Bank den Eindruck einer guten Zahlungsfähigkeit zu wahren.

⁵⁷⁵ Vgl. *Long, Malitz, Ravid* (1993), 126.

⁵⁷⁶ Vgl. *Huyghebaert* (2006), 307.

⁵⁷⁷ Vgl. *Huyghebaert* (2006), 307.

falls für ein höheres Ausfallrisiko bei diesem Unternehmen sprechen. Auch ist es möglich, dass Unternehmen mit hohen Neukundenanteilen eher in Märkten aktiv sind, in denen eine Kundenbindung schwierig ist. In diesem Fall könnte ein größerer Anreiz bestehen, durch moderate Zahlungsbedingungen einen Bestandskunden an sich zu binden als in die Akquise eines Neukunden mit gegebenenfalls besserer Bonität zu investieren.

Zur Begründung der Hypothese 2 wurden Argumente dafür entwickelt, warum unterschiedliche Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Wirtschaftszweig erwartet werden, dem ein Unternehmen zuzuordnen ist. So wurde unter anderem argumentiert, dass sich hohe Insolvenzquoten der Zielbranchen erhöhend auf die Ausfallquoten der liefernden Unternehmen auswirken könnten. Ein ähnlicher Zusammenhang kann auch unterschiedliche Ausfallquoten in verschiedenen Regionen erwarten lassen. Wird unterstellt, dass Unternehmen einen wesentlichen Teil ihrer Produktion in der Region verkaufen, in der sie selber angesiedelt sind,⁵⁷⁸ dann können sich hohe Insolvenzquoten in dieser Region erhöhend auf die Ausfallquote auswirken. Das Statistische Bundesamt (2008a) veröffentlicht Insolvenzquoten von Unternehmen in Abhängigkeit vom Bundesland (vgl. Tabelle 20). Dabei wird in Ostdeutschland (Neue Länder und Berlin) mit durchschnittlich 1,04% eine höhere Insolvenzquote beobachtet als in Westdeutschland (0,84%). Aufgrund dieser Beobachtung wird vermutet, dass ostdeutsche Unternehmen etwas stärker gefährdet sind Ausfälle zu erleiden als westdeutsche. Es wird daher folgende Hypothese formuliert:

Hypothese 6: Ostdeutsche Unternehmen weisen eine höhere Ausfallquote im Vergleich zu westdeutschen Unternehmen auf.

Tabelle 20:

Insolvenzstatistik für das Jahr 2007 differenziert nach Bundesländern⁵⁷⁹

Bundesland	Insolvenzquote	Bundesland	Insolvenzquote
Nordrhein-Westfalen	1,43%	Niedersachsen	0,94%
Sachsen	1,26%	Mecklenburg-Vorpommern	0,93%
Sachsen-Anhalt	1,25%	Rheinland-Pfalz	0,89%
Berlin	1,15%	Hamburg	0,70%
Saarland	1,15%	Hessen	0,70%
Schleswig-Holstein	1,05%	Bayern	0,69%
Bremen	0,98%	Thüringen	0,68%
Brandenburg	0,94%	Baden-Württemberg	0,50%

Ein weiterer Grund für eine erwartete höhere Ausfallquote in ostdeutschen Unternehmen könnte auch darin bestehen, dass diese möglicherweise verstärkt im Neukundenge-

⁵⁷⁸ Beispielsweise erwirtschaftet das ostdeutsche Verarbeitende Gewerbe mit mehr als 20 Mitarbeitern etwa die Hälfte seines Inlandsumsatzes in Ostdeutschland (vgl. *Arbeitskreis Konjunktur Ostdeutschland*, 2008, 212). Es ist zu vermuten, dass Unternehmen mit weniger als 20 Mitarbeitern ihre Produkte noch stärker regional absetzen.

⁵⁷⁹ Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2008a), Tabelle 1.4.

schäft tätig sind. Die ostdeutsche Industrie ist in der Vergangenheit beispielsweise stärker gewachsen als die westdeutsche.⁵⁸⁰ Falls dieses höhere Wachstum auch mit einem größeren Neukundengeschäft verbunden ist, wären – zumindest für die Industrie – auch höhere Ausfallquoten zu erwarten. Es ist jedoch zu vermuten, dass dieser Effekt eher eine untergeordnete Bedeutung hat.

4.1.3 Ableitung von Hypothesen zur Abgrenzung von Kreditoren in Bezug auf die Verlustquote

Neben der Ausfallquote stellt die Verlustquote (*LGD*) einen Schlüsselindikator für die Bewertung von Kredit- beziehungsweise Forderungsausfallrisiken dar. Im vorangegangenen Abschnitt wurden Hypothesen für Indikatoren formuliert, die Rückschlüsse auf die Höhe der Ausfallquote eines Unternehmens zulassen. In diesem Abschnitt werden Hypothesen für Indikatoren entwickelt, die eine Einschätzung der Höhe der Verlustquote ermöglichen. Die *LGD* gibt Auskunft darüber, welcher Anteil eines Forderungsbetrages bei Ausfall des Kredites beziehungsweise der Forderung als Verlust verbucht werden muss. Für die im Folgenden vorgestellten Untersuchungen wird die Verlustquote in Anlehnung an Gleichung (2) vereinfachend wie folgt definiert:

$$\text{Verlustquote} = \frac{\text{Verlust in Folge eines Forderungsausfalls}}{\text{gewährter Forderungsbetrag}} \quad (112)$$

Auf eine Diskontierung künftiger Erlöse und Kosten wird hier verzichtet, da die Überprüfung der in diesen Abschnitt formulierten Hypothesen auf Grundlage einer empirischen Erhebung erfolgen wird. Aus Gründen einer Komplexitätsreduktion im Rahmen dieser Befragung, erfolgt hier die dargestellte Vereinfachung.⁵⁸¹

Den Unternehmen stehen verschiedene Instrumente wie beispielsweise Eigentumsvorbehalte, Sicherungsübereignungen, Bürgschaften, Forderungsabtretung, Pfandrecht, Grundschuld, etc. zur Verfügung, um sich gegen Verluste bei Ausfällen von Forderungen abzusichern.⁵⁸² Ob ein Sicherungsinstrument für eine einzelne Forderung sinnvoll ist, hängt aber nicht zuletzt davon ab, ob die Summe der Kosten, welche die Anwendung des jeweiligen Instrumentes beim Käufer und Verkäufer verursacht, durch eine mögliche Schadensminderung im Verlustfall gerechtfertigt werden kann. Bei den Kosten handelt es sich im Wesentlichen um Transaktionskosten, also Kosten, welche bei der Informationsgewinnung, -überprüfung, -verarbeitung und -koordination entstehen. Aber auch Verhandlungskosten, Durchsetzungskosten, etc. spielen eine Rolle.⁵⁸³ Sowohl die

⁵⁸⁰ Vgl. *Arbeitskreis Konjunktur Ostdeutschland* (2008), 218.

⁵⁸¹ Es wurde ein möglichst geringer Komplexitätsgrad angestrebt, da erwartet wurde, dass viele Unternehmen diese Kennzahl erstmals berechnen. Diese sollten nicht durch einen zu hohen Berechnungsaufwand abgeschreckt werden.

⁵⁸² Vgl. Abschnitt 2.3.2.2.

⁵⁸³ Vgl. auch die Argumentation im vorangegangenen Abschnitt.

Wirksamkeit im Schadensfall als auch die Kosten variieren hinsichtlich der einzelnen Sicherungsinstrumente. So ist die Anwendung eines einfachen Eigentumsvorbehalts mit verhältnismäßig geringem Aufwand verbunden, da hierfür die einseitige Abgabe einer Erklärung des Verkäufers, dass er sich das Eigentum vorbehalte, genügt. Ein im Schadensfall möglicherweise etwas wirksameres Instrument könnte der verlängerte Eigentumsvorbehalt sein. Dieser kann jedoch nur durch einen Vertrag begründet werden und erfordert die Einhaltung weiterer Vorschriften. Insbesondere die Verwertung eines verlängerten Eigentumsvorbehaltes kann verhältnismäßig verwaltungsintensiv sein.⁵⁸⁴ Es ist für ein Unternehmen daher aufwändiger, einen verlängerten Eigentumsvorbehalt als einen einfachen Eigentumsvorbehalt zu nutzen. Die Nutzung von Bürgschaften als ein weiteres Sicherungsinstrument würde es beispielsweise erforderlich machen, dass auch die Bonität der Bürgen geprüft wird, was wiederum Aufwand für den Kreditgeber darstellt, der durch den möglichen Erlös im Schadensfall gerechtfertigt werden muss.⁵⁸⁵ Auf der anderen Seite entstehen aber auch dem Debitor Kosten bei der Suche und Gewinnung eines Bürgen (zum Beispiel Gebühren einer Bank).

Der Einsatz eines Sicherungsinstrumentes erscheint für einen risikoneutralen Unternehmer demnach dann sinnvoll, wenn folgende Bedingung erfüllt ist:

$$K(S_1, \dots, S_{m+1}) - K(S_1, \dots, S_m) \leq PD \cdot [V(S_1, \dots, S_m) - V(S_1, \dots, S_{m+1})] \quad (113)$$

Hierbei beschreibt K die Kosten, die durch Anwendung eines Bündels von Sicherungsinstrumenten S_b mit $(b = 1, \dots, m+1)$ entstehen. Dabei wird berücksichtigt, dass mit dem Einsatz der beiden Instrumentenbündel S_1, \dots, S_m und S_1, \dots, S_{m+1} unterschiedliche Verlustrisiken und damit Eigenkapitalanforderungen verbunden sind. Aufgrund der verschiedenen Eigenkapitalanforderungen entstehen voneinander abweichende Kosten der Risikotragung, die in K berücksichtigt werden. Ist die Differenz zwischen dem erwarteten Verlust V bei Einsatz des Instrumentenbündels S_1 bis S_m und bei Einsatz des Bündels S_1 bis S_{m+1} größer als die zusätzlichen Kosten, welche durch Anwendung von Instrument S_{m+1} entstehen, dann lohnt sich der Einsatz von S_{m+1} aus Sicht des Unternehmens. Die Wahrscheinlichkeit des Ausfalls einer Forderung beschreibt PD . Diese ist unabhängig von den verwendeten Sicherungsinstrumenten, da diese nur auf eine Verlustminderung im Schadensfall abzielen. Grundsätzlich kann für ein Unternehmen mit geringer Eigenkapitaldecke jedoch der Einsatz eines optimalen Instrumentenbündels durch die beschränkte Verfügbarkeit von Risikodeckungskapital restringiert werden. In diesem Fall würde jedoch auf die Zahlungszielgewährung verzichtet werden. Aus diesem Grund ist anzunehmen, dass bei der Einräumung eines Handelskredites seitens des Kreditors genug Risikodeckungskapital zur Verfügung steht.

⁵⁸⁴ Siehe Abschnitt 2.3.2.2.

⁵⁸⁵ Vgl. *Kokalj, Paffenholz, Schröer* (2000), 131 f.

Der Verlust V im Schadensfall leitet sich entsprechend Gleichung (24) aus dem Produkt aus ausstehendem Forderungsbetrag zum Ausfallzeitpunkt ($EAD = \text{Exposure at Default}$) und Verlustquote ab. Die rechte Seite der Ungleichung (113) hängt demnach von der Verlustquote (LGD), dem ausstehenden Forderungsbetrag (EAD) und der Ausfallwahrscheinlichkeit (PD) ab. Wird davon ausgegangen, dass viele Sicherungsinstrumente einen vom Forderungsbetrag unabhängigen Kostenanteil (Gebühren, Arbeitszeit, etc.) aufweisen, kann eine Reduktion der Verlustquote bei einem hohen Forderungsbetrag eher zu einer Erfüllung der Bedingung in Gleichung (113) führen als bei einem geringen Forderungsbetrag. Auch wird die Bedingung bei Vorliegen einer hohen Ausfallwahrscheinlichkeit PD eher erfüllt, als bei Vorliegen einer geringen Ausfallwahrscheinlichkeit der gewährten Forderung. Das heißt, besteht eine große Gefahr, dass eine Rechnung nicht vollständig beglichen werden kann, dann lohnt es sich für ein Unternehmen eher, Sicherungsinstrumente einzusetzen. Im Folgenden sollen daher Unternehmensmerkmale diskutiert werden, die Rückschlüsse auf die Höhe der Verlustquote zulassen könnten.⁵⁸⁶

Im vorangegangenen Kapitel wurde in Hypothese 1 die Annahme formuliert, dass die Ausfallquote mit zunehmender Unternehmensgröße abnimmt. Kann diese Hypothese bestätigt werden, wäre zu vermuten, dass kleine Unternehmen im Mittel von einer höheren Ausfallwahrscheinlichkeit ihrer Kunden ausgehen müssen als große Unternehmen. Damit kann es sich für diese Unternehmen eher lohnen, Sicherungsinstrumente einzusetzen, um Verluste im Schadensfall reduzieren zu können. Ist dies der Fall, sollten auch die Verlustquoten bei kleinen Unternehmen kleiner sein als bei großen Unternehmen. Es wird daher folgende Hypothese formuliert:

Hypothese 7: Die Verlustquoten sind bei kleinen Unternehmen geringer als bei großen Unternehmen.

Ähnlich kann hinsichtlich der Verlustquote in Abhängigkeit von der Branchenzugehörigkeit eines Kreditors argumentiert werden. Im vorangegangenen Abschnitt wurde in Hypothese 2 vermutet, dass es sich für bestimmte Branchen möglicherweise eher lohnt, die Bonität ihrer Kunden genauer zu überprüfen, um ausfallgefährdeten Käufern von vornherein keine Zahlungsziele zu gewähren. Lohnt es sich für die Unternehmen eines Wirtschaftszweiges eher, die Ausfallwahrscheinlichkeiten zu reduzieren, dann lohnt sich der Einsatz von Sicherungsinstrumenten möglicherweise weniger. Aus diesem

⁵⁸⁶ *Rösch, Scheule* (2008), 13, kommen, entgegen der hier formulierten Annahmen, zu dem Ergebnis, dass in Ratingklassen geringer Bonität auch geringere Erlösquoten beobachtet werden als in Ratingklassen hoher Bonität. Allerdings beschränken sie sich in ihrer Untersuchung auf ungesicherte Anleihen (11). Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass die von Rösch und Scheule untersuchten Ratingklassen nach der von Moody's erwarteten Verlustrate und nicht entsprechend der erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit gebildet werden. (*Rösch, Scheule*, 2008, 13; *Gupton, Gates, Carty*, 2000, 13 f., zeigen den selben Zusammenhang, sie führen diesen aber explizit darauf zurück, dass Moody's die erwartete Verlustrate und nicht die Ausfallwahrscheinlichkeit einschätzt.) Unabhängig davon, dass diese Autoren ein anderes Kreditsegment untersuchen, sind diese Ergebnisse daher auch aus dem Grund nicht übertragbar, da die hier formulierten Annahmen explizit auf der Möglichkeit einer differenzierten Nutzung von Sicherungsinstrumenten beruhen.

Grund ist zu erwarten, dass in den Branchen, in denen hohe Ausfallquoten erwartet werden, tendenziell kleinere Verlustquoten zu beobachten sind.

Hypothese 8: Die Verlustquote ist in den Branchen gering, in denen hohe Ausfallquoten beobachtet werden.⁵⁸⁷

Im vorangegangenen Kapitel wurde vermutet, dass sowohl die Konzentration der Lieferbeziehung auf einzelne Zielbranchen aber auch der Anteil der Umsätze in insolvenzgefährdeten Branchen für eine Reihung von Branchen entsprechend der Höhe der zu erwartenden Ausfallquote geeignet sein könnte. Da beide Ansätze jedoch zu unterschiedlichen Reihenfolgen geführt haben, konnte keine eindeutige Vermutung darüber angestellt werden, welche Branchen besonders durch Forderungsausfälle bedroht sind. Damit kann auch hier keine eindeutige Aussage darüber getroffen werden, in welchen Branchen hohe und in welchen geringe Verlustquoten zu erwarten sind.

In Hypothese 3 wurde die Annahme formuliert, dass die Ausfallquote mit zunehmender Auslandsaktivität abnimmt. Kann diese Vermutung empirisch bestätigt werden, ist zu vermuten, dass Kreditoren, die überwiegend im Inland tätig sind, die Ausfallwahrscheinlichkeit ihrer Kunden insgesamt höher einschätzen und für diese sich daher der Einsatz von Sicherungsinstrumenten eher lohnt. Aus diesem Grund ist zu erwarten, dass bei diesen Unternehmen geringere Verlustquoten beobachtet werden. Möglicherweise ist die Anwendung von Sicherungsinstrumenten bei ausländischen Kunden auch komplizierter beziehungsweise teurer. Das hätte zur Folge, dass selbst bei der selben erwarteten Ausfallwahrscheinlichkeit eines inländischen und ausländischen Kunden bei dem inländischen Kunden ein stärkeres Instrument zur Anwendung kommt und daher die Verlustquoten bei inländischen Kunden geringer sind. Unternehmen, die ihren Umsatz überwiegend im Inland erzielen, sollten daher auch aus diesem Grund geringere Verlustquoten aufweisen.

Hypothese 9: Die Verlustquote erhöht sich bei steigender Auslandsaktivität eines Kreditors.

Im vorangegangenen Kapitel wurde in Hypothese 4 die Erwartung formuliert, dass Unternehmen, die im Mittel einen hohen Umsatz pro Kunden generieren, möglicherweise eher bereit sind, auch liberale Zahlungsziele zu gewähren und sich somit einem höheren Risiko aussetzen, dass ihre Kunden ausfallen. Basierend auf Gleichung (113) ist daher zu erwarten, dass diese Unternehmen ein besonderes Interesse daran haben, für den Schadensfall vorzusorgen, um so ihr Gesamtrisiko zu senken.

⁵⁸⁷ Diese Hypothese wird durch die Studie von *Kokalj, Paffenholz, Schröer* (2000), 133, untermauert. Sie zeigen, dass die Nutzung von Sicherungsinstrumenten zwischen Branchen verschieden ausgeprägt ist. Allerdings differenzieren sie nicht innerhalb des Verarbeitenden Gewerbes. Dennoch zeigt diese Untersuchung, dass verschiedene Wirtschaftszweige ein unterschiedliches Interesse an der Nutzung bestimmter Instrumente haben können und damit auch unterschiedliche Verlustrisiken eingehen.

Hypothese 10: Mit steigendem durchschnittlichen Umsatz pro Kunde sinkt die Verlustquote.

Zur Untermauerung von Hypothese 10 kann neben einer auf der Ausfallwahrscheinlichkeit beruhenden auch eine auf dem Forderungsbetrag beruhende Begründung formuliert werden. Der Verlust in Gleichung (113) hängt sowohl von der Verlustquote als auch vom Forderungsbetrag ab. Gegeben einer Ausfallwahrscheinlichkeit würde somit bei einer Erhöhung des Forderungsbetrages der Einsatz von Instrumenten zur Senkung der Verlustquote an Attraktivität gewinnen. Können hohe durchschnittliche Umsätze pro Kunde auf einzelne Lieferungen zurückgeführt werden, dann könnte Hypothese 10 damit begründet werden, dass der Lieferant einen großen Anreiz hat, diese Lieferungen gegen einen Ausfall abzusichern. Andererseits sind hohe durchschnittliche Umsätze pro Kunde nicht in jedem Fall auf hohe Einzelumsätze zurückzuführen. Vielmehr können einzelne Kunden auch mehrmals beliefert werden, wodurch sich der Wert dieser Kennzahl erhöht. In diesen Fällen können einzelne Lieferungen mit einem verhältnismäßig geringen Forderungsbetrag verknüpft sein und somit die oben formulierte Begründung nur einen geringen oder keinen Erklärungsgehalt aufweisen. Andererseits können aber auch Unternehmen mit durchschnittlich geringen Umsätzen pro Kunde einzelne Debitoren mit hohen Einzelumsätzen beziehungsweise hohen Forderungsbeständen im Portfolio haben. Für solche Kreditoren bestünde ebenfalls ein Anreiz, sich gegen Verluste bei Ausfall eines solchen Debitors abzusichern. Es ist daher zu erwarten, dass bei der Gewährung betragsmäßig hoher Handelskredite verstärkt Sicherungsinstrumente zur Anwendung kommen und daher im Schadensfall ein höherer Betrag vom Kreditur eingezogen werden kann. Dabei muss der Handelskredit jedoch nicht zwangsläufig bei nur einer Transaktion gewährt werden. Auch wenn sich ein hoher ausstehender Forderungsbetrag infolge mehrerer Transaktionen angesammelt hat, kann für den Kreditur ein Anreiz bestehen, sich gegen Ausfälle verstärkt abzusichern.

Hypothese 11: Die Verlustquote sinkt mit zunehmender Höhe des ausstehenden Forderungsbetrages eines Kunden.⁵⁸⁸

In Hypothese 5 wurde vermutet, dass Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil ein höheres Risiko eingehen könnten, dass Kunden ihre Rechnungen nicht vollständig begleichen. Auch hier wäre daher zu erwarten, dass diese Unternehmen einen größeren Anreiz haben, für einen Ausfall vorzusorgen. Aus diesem Grund sollten Unternehmen mit vielen Neukunden im Mittel geringere Verlustquoten erleiden als Unternehmen mit anteilig wenig Neukunden.

⁵⁸⁸ Unterstützt wird diese Hypothese beispielsweise durch eine Untersuchung von *Bosworth, Eales* (1998), 59 f. Diese Untersuchung kommt zu dem Ergebnis, dass bei geringen Forderungsbeträgen tendenziell höhere Verlustquoten beobachtet werden. Als Begründung hierfür wird angegeben, dass sich die Verwertung von Sicherheiten bei geringen Verbindlichkeiten aufgrund der Verwaltungskosten weniger lohnt und daher höhere Forderungsverluste in Kauf genommen werden.

Hypothese 12: Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil weisen geringere Verlustquoten auf als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil.

Es ist aufgrund von Hypothese 5 außerdem zu erwarten, dass bei einem Neukundenausfall ein größerer Teil des ausstehenden Forderungsbetrages bei einem Ausfall an den Kreditor zurückfließt als bei einem Bestandskundenausfall.

Hypothese 13: Neukunden weisen geringere Verlustquoten im Vergleich zu Bestandskunden auf.

Abschließend wurde im vorangegangenen Kapitel die Hypothese formuliert, dass ostdeutsche Unternehmen stärker von Forderungsausfällen bedroht sind als westdeutsche. Kann diese Hypothese bestätigt werden, wäre entsprechend Gleichung (113) zu vermuten, dass für Unternehmen in den Neuen Bundesländern ein höherer Anreiz besteht, Sicherungsinstrumente zu nutzen. Daher ist zu erwarten, dass Unternehmen in den Neuen Ländern geringere Verlustquoten aufweisen als Unternehmen in den Alten Ländern.

Hypothese 14: Unternehmen in den Neuen Bundesländern weisen geringere Verlustquoten auf als Unternehmen in den Alten Bundesländern.

4.2 Empirische Untersuchung zum Forderungsausfallrisiko

4.2.1 Ergebnisse einer Voruntersuchung

Der in den folgenden Abschnitten beschriebenen deutschlandweiten empirischen Erhebung ging eine Befragung ostdeutscher Unternehmen voraus. Diese erfolgte im Rahmen der IWH-Industrienumfrage im September 2005 und diente als grundlegender Test, ob Kreditoreneigenschaften Rückschlüsse auf die Höhe des Forderungsausfallrisikos zulassen könnten. Hier sollen zunächst kurz die wesentlichen Ergebnisse dieser Studie in Hinblick auf die oben formulierten Hypothesen in Bezug auf die Ausfallquote und die Verlustquote dargestellt werden. Die vollständige Untersuchung findet sich bei Dannenberg (2005).

An dieser Voruntersuchung beteiligten sich 151 Unternehmen. Es wurden Daten für die Jahre 2001 bis 2004 erhoben. Für diese vier Jahre stehen insgesamt 380 Ausfallquoten und 419 Verlustquoten für eine Auswertung zur Verfügung. Angaben zu ihren Verlustquoten machten 55 Unternehmen. Im Durchschnitt der untersuchten vier Jahre fallen im Mittel 2,2% der Kunden, denen ein Zahlungsziel gewährt wird, aus. Die Werte der einzelnen Jahre unterscheiden sich dabei nicht signifikant und schwanken zwischen 2,1% und 2,4%. Im Mittel erleiden die befragten Unternehmen einen Verlust in Höhe von 79% des gewährten Forderungsbetrages, wenn eine Forderung ausfällt. Auch dieser Wert unterscheidet sich zwischen den betrachteten Jahren nicht signifikant.

In dieser Studie liegen die Ausfallquoten großer Unternehmen in den einzelnen Jahren etwas über denen der kleinen Unternehmen. Dieser Unterschied ist allerdings insignifikant. Die Größe eines Unternehmens wird anhand seiner Mitarbeiterzahl bestimmt. Die Verlustquoten sind bei großen Unternehmen signifikant geringer als bei kleinen Unternehmen.

In der Studie weisen Unternehmen mit geringen Auslandsaktivitäten signifikant höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit hohen Auslandsaktivitäten. Hinsichtlich der Verlustquoten steht bei den Unternehmen mit geringen Auslandsaktivitäten nur eine sehr geringe Anzahl Beobachtungen zur Verfügung. Die Werte der einzelnen Jahre unterscheiden sich darüber hinaus hinsichtlich dieser Kennzahl bei Unternehmen mit geringen Auslandsumsätzen signifikant. Aus diesem Grund erfolgt kein aggregierter Vergleich der Verlustquoten dieser beiden Unternehmensgruppen.

Bei Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde werden in dieser Studie signifikant höhere Ausfallquoten beobachtet als bei Unternehmen mit durchschnittlich geringen Umsätzen pro Kunde. Die Verlustquoten sind bei Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde signifikant geringer.

Die Ausfallquoten von Neukunden sind deutlich höher als die von Bestandskunden. Die befragten Unternehmen erleiden jedoch bei einem Ausfall eines Bestandskunden, bezogen auf den gewährten Forderungsbetrag, im Mittel signifikant höhere Verluste als bei Ausfall eines Neukunden.

Die Ergebnisse dieser Studie widersprechen damit Hypothese 1, untermauern jedoch die Hypothesen 3 und 4. In der Studie wird nur zwischen Neu- und Bestandskunden differenziert. Es werden jedoch keine Neukundenanteile berechnet. Jedoch weisen Neukunden wie bei der Herleitung von Hypothese 5 vermutet, deutlich höhere Ausfallquoten auf als Bestandskunden. Das Ergebnis dieser Studie kann daher als ein Indikator für die Richtigkeit von Hypothese 5 gewertet werden. Hypothese 7 kann nicht bestätigt werden. Jedoch wurde diese Hypothese auf Grundlage von Hypothese 1 formuliert. Da diese hier abgelehnt werden muss, ist das beobachtete Ergebnis hinsichtlich Hypothese 7 nicht überraschend sondern für die hier gegebene Situation plausibel. Die Verlustquote ist bei Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde signifikant geringer. Das Ergebnis entspricht damit der in Hypothese 9 formulierten Vermutung. Da keine Neukundenanteile berechnet werden, kann diese Studie nur einen Hinweis für die Richtigkeit von Hypothese 11 liefern. Hypothese 12 kann hingegen bestätigt werden.

Basierend auf den Ergebnissen dieser Voruntersuchung wurde ein Fragebogen entwickelt, der deutschlandweit an Unternehmen verschickt wurde. Die Ergebnisse dieser Studie sind Inhalt der folgenden Kapitel.

4.2.2 Beschreibung der Datengrundlage

4.2.2.1 Erhebung und Rücklauf

Zur empirischen Überprüfung der in den Abschnitten 4.1.2 und 4.1.3 formulierten Hypothesen wurden durch einer Befragung Daten zur Ausfallquote und Verlustquote von gewerblichen Unternehmen erhoben. Im Rahmen dieser Befragung wurden 4 000 Firmen des Verarbeitenden Gewerbes angeschrieben, wovon 723 Unternehmen ihren Sitz in den Neuen Bundesländern und 3 277 Unternehmen in den Alten Bundesländern hatten. Die verwendeten Adressen wurden durch die Wirtschaftsauskunftei Bürgel zur Verfügung gestellt. Die Auswahl der Adressen erfolgte zufällig innerhalb der Teilbranchen des Verarbeitenden Gewerbes.⁵⁸⁹ Die Anzahl der angeschriebenen Unternehmen in einzelnen Teilbranchen beruhte auf dem Verhältnis der Anzahl der umsatzsteuerpflichtigen Unternehmen dieser Teilbranche und der Anzahl der steuerpflichtigen Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes.⁵⁹⁰ Die Brancheneinordnung erfolgte entsprechend der verwendeten Adressdatenbank. Es wurden zwei Befragungswellen durchgeführt. Von den Firmen, die auch auf das zweite Anschreiben nicht reagiert hatten, wurden zufällig noch einmal 503 ausgewählt und telefonisch kontaktiert. Hierdurch wurde versucht, diese noch für eine Teilnahme zu gewinnen. Die Befragung erfolgte im Frühjahr 2007.

An der Umfrage beteiligten sich insgesamt 233 Unternehmen, was einer Rücklaufquote von 5,8% entspricht. Davon haben 85 Firmen ihren Standort in Ostdeutschland und 148 in Westdeutschland. Die Rücklaufquote in den Neuen Bundesländern beträgt damit 11,8% und in den Alten Bundesländern 4,5%. Der Anteil der beantworteten Fragebögen, in Abhängigkeit von der Branche, entspricht im Wesentlichen dem Gewicht der einzelnen Branchen in Deutschland bzw. Ost- und Westdeutschland. Das heißt, dass in allen Branchen die Fragebögen gleichermaßen beantwortet wurden und keine signifikanten Abweichungen der Stichprobenverteilung und der Verteilung der Unternehmen in der Grundgesamtheit⁵⁹¹ hinsichtlich der Branchenzugehörigkeit festzustellen ist.⁵⁹² Tabelle 21 zeigt die Anzahl der beantworteten Fragebögen in Abhängigkeit von der Branche, sowie die Teststatistik des Chi-Quadrat-Anpassungstests. Es ist allerdings zu berücksichtigen, dass hier nur überprüft werden kann, ob die Antwortbereitschaft der Unternehmen einzelner Branchen der Grundgesamtheit aller Unternehmen entspricht. Da die Grundgesamtheit aller Zahlungsziel gewährenden Unternehmen beziehungsweise die Grundgesamtheit aller Zahlungsausfälle, differenziert nach Branchen, unbe-

⁵⁸⁹ Die Teilbranchen wurden entsprechend der Klassifikation der Wirtschaftszweige des *Statistischen Bundesamtes* (2002) nach Zweistellern gebildet. Das heißt, es wurden 14 Teilbranchen (DA-DN nach WZ 2003) berücksichtigt.

⁵⁹⁰ Vgl. *Statistisches Bundesamt* (2006), Tabelle 2.4.

⁵⁹¹ Die Grundgesamtheit umfasst alle Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes in Deutschland beziehungsweise Ost- und Westdeutschland.

⁵⁹² Die Hypothese, dass die Stichprobenverteilung der Verteilung in der Grundgesamtheit entspricht, kann mittels des Chi-Quadrat-Anpassungstests nicht abgelehnt werden (vgl. Tabelle 9).

kannt ist, kann eine Repräsentativität der Umfrage hinsichtlich der hier untersuchten Größen nicht direkt beurteilt werden. Das Ergebnis aus Tabelle 21 kann allerdings als ein Indiz für eine solche Repräsentativität gewertet werden.

Tabelle 21:

Anzahl beantworteter Fragebögen differenziert nach Branche und Region

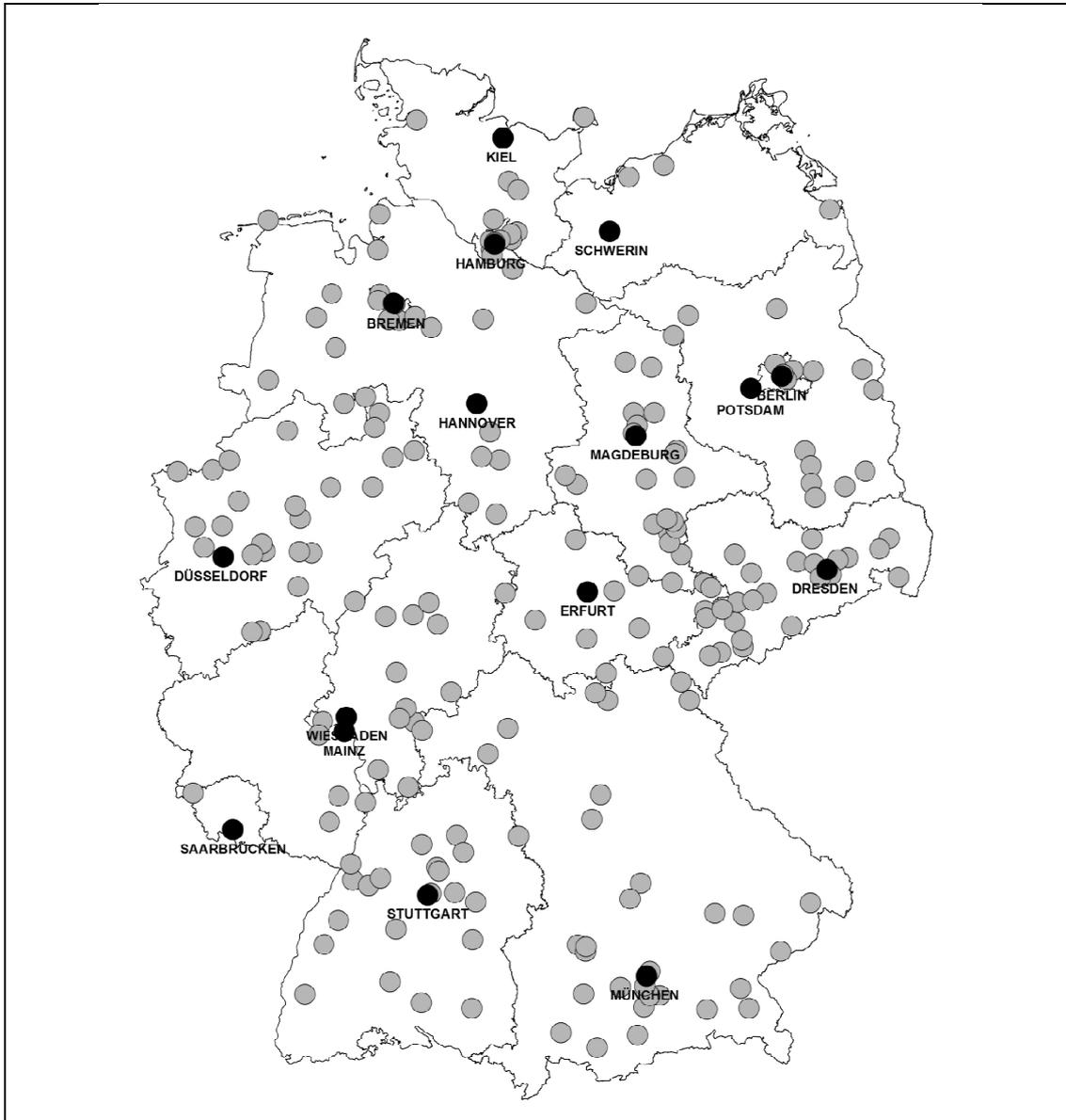
Branche	Bezeichnung	beantwortete Fragebögen		
		insgesamt	Ost	West
WZ 2003	Verarbeitendes Gewerbe	233	85	148
15-16	Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung	40	12	28
17-18	Textil- und Bekleidungsgewerbe	13	2	11
19-20	Leder- & Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln)	18	5	13
21-22	Papier-, Verlags- und Druckgewerbe	21	9	12
23	Kokerei, Mineralölverarbeitung, H. v. Spalt- & Brutstoffen	0	0	0
24	H. v. chemischen Erzeugnissen	8	1	7
25	H. v. Gummi- und Kunststoffwaren	7	3	4
26	Glasgewerbe, H.v. Keramik, Verarbeitung von Steinen & Erden	12	4	8
27-28	Metallerzeugung und Metallbearbeitung, H. v. Metallerzeugnissen	59	31	28
29	Maschinenbau	15	6	9
30-33	H. v. Büromaschinen, DV-Geräte, Nachrichtentechnik usw.	14	6	8
34-35	Fahrzeugbau	3	0	3
36-37	H. v. Möbeln, Schmuck, Musikinstrumenten usw., Recycling	23	6	17
	Chi-Quadrat-Anpassungstest			
	Prüfgröße: ^a	13,35	10,82	13,04
	Vertrauensniveau:	0,20	0,21	0,22

^a Die Soll-Klassengrößen für den Chi-Quadrat-Anpassungstest wurden auf Grundlage der Verteilung von Unternehmen in der Unternehmensdatenbank der Deutschen Post (2007) bestimmt. Da nicht für alle Branchen die erforderliche Sollgröße von fünf erreicht wird, werden folgende Branchen (codiert nach WZ 2003) für den Chi-Quadrat-Anpassungstest zusammengefasst: Für Deutschland und Westdeutschland: 23 bis 26 sowie 34 bis 37 und für Ostdeutschland: 17 bis 22, 23 bis 26 sowie 34 bis 37.

Von den an der Befragung teilnehmenden 233 Unternehmen geben 17 an, dass sie keine Zahlungsziele gewähren beziehungsweise Zahlungsziele komplett versichern (zum Beispiel Unternehmen, die nur Bargeschäfte tätigen, Unternehmen im Konzernverbund ohne eigene Finanzierung, Unternehmen deren Forderungen vollständig durch Factoring abgesichert sind, etc.). Für die eigentlichen Untersuchungen stehen damit 216 vollständig oder teilweise ausgefüllte Fragebögen zur Verfügung. Von diesen können für 155 Unternehmen Ausfallquoten und für 96 Unternehmen Verlustquoten berechnet werden. Im Folgenden wird jeweils angegeben, wie viele Unternehmen in den einzelnen Untersuchungen berücksichtigt werden können. Abbildung 33 veranschaulicht die regionale Verteilung der Unternehmen.

Die in der Untersuchung berücksichtigten 216 Unternehmen weisen im Durchschnitt der Jahre 2004 bis 2006 einen Mittelwert (MW) des Umsatzes in Höhe von 7,94 Mio. Euro auf. Hierbei erzielen westdeutsche Unternehmen mit durchschnittlich 10,29 Mio. Euro einen deutlich höheren Umsatz als die in die Untersuchung eingehenden ostdeutschen Unternehmen (4,06 Mio.).

Abbildung 33:
Regionale Verteilung der berücksichtigten Unternehmen



Auch ein Vergleich der Quartile des Umsatzes zeigt, dass die befragten westdeutschen Unternehmen umsatzstärker sind. So erzielt die Hälfte der westdeutschen Unternehmen einen Umsatz von über 2,22 Mio. Euro. Die Hälfte der befragten ostdeutschen Unternehmen generiert hingegen nur Umsatzerlöse von über 1,3 Mio. Euro (vgl. Tabelle 22).

Die befragten westdeutschen Unternehmen beschäftigen im Mittel mit 61 deutlich mehr Mitarbeiter als die befragten ostdeutschen Unternehmen (32). Dieser Unterschied ist jedoch in erster Linie darauf zurückzuführen, dass in Westdeutschland mehr Großunternehmen den Fragebogen beantworteten. Eine Betrachtung der Quartile legt hingegen einen geringen Unterschied hinsichtlich dieses Größenmerkmals zwischen ost- und west-

deutschen Unternehmen nahe. Demnach beschäftigen jeweils ein Viertel der befragten Unternehmen in beiden Regionen maximal acht Mitarbeiter. Die Hälfte der ostdeutschen Unternehmen beschäftigt 16 und die Hälfte der westdeutschen Unternehmen 19 Personen. In einem Viertel der ostdeutschen Unternehmen sind mehr als 40 und in einem Viertel der westdeutschen Unternehmen mehr als 46 Mitarbeiter beschäftigt.

Tabelle 22:
Größenmerkmale der untersuchten Unternehmen

Merkmal	Mittelwert	Min.	Max.	25%-Quantil	50%-Quantil	75%-Quantil
Umsatz (insgesamt) in Euro	7,94 Mio.	16 158	220 Mio.	0,803 Mio.	1,85 Mio.	5,32 Mio.
Umsatz (Ost) in Euro	4,06 Mio.	16 158	61,3 Mio.	0,553 Mio.	1,30 Mio.	2,91 Mio.
Umsatz (West) in Euro	10,3 Mio.	151 333	220 Mio.	0,903 Mio.	2,22 Mio.	5,74 Mio.
Mitarbeiterzahl (insgesamt)	51	1	1 400	8	18	44
Mitarbeiterzahl (Ost)	32	3	428	8	16	40
Mitarbeiterzahl (West)	61	1	1 400	8	19	46

4.2.2.2 Fragebogengestaltung

Der verwendete Fragebogen kann im Anhang eingesehen werden. Die Erhebung der Daten erfolgte in sechs Frageblöcken. Im ersten Frageblock wurde die Höhe des Umsatzes und der Forderungsverluste (in Euro) sowie die Anzahl der Mitarbeiter (in Vollzeit-äquivalenten) jeweils für die Jahre 2004, 2005 und 2006 erfragt. Die Informationen zur Mitarbeiterzahl und zum Umsatz dienen der Festlegung von Kennzahlen, welche im Rahmen der Auswertung berücksichtigt werden. Die mit der Frage über die erlittenen Forderungsverluste erhobenen Daten werden im Rahmen dieser Arbeit nicht ausgewertet.⁵⁹³

Im zweiten Frageblock wurde erfasst, wie vielen Kunden das befragte Unternehmen in den Jahren 2004, 2005 und 2006 ein Zahlungsziel einräumte und wie viele dieser Kunden Neukunden beziehungsweise Kunden mit Firmensitz im Ausland waren. Im dritten Frageblock wurde für diese drei Jahre erfragt, wie viele der im zweiten Frageblock angegebenen Kunden nicht in der Lage waren, ihre Rechnungen vollständig zu begleichen. Auch hier wurde die Anzahl der Ausfälle erhoben, die Kunden mit Sitz im Ausland beziehungsweise Neukunden betrafen. Auf Grundlage der Antworten dieser beiden Frageblöcke wird die Ausfallquote eines Unternehmens errechnet.

Die im vierten Fragekomplex erhobenen Daten dienen der Einschätzung des Risikos einer Zahlungszielüberschreitung. Die Auswertung dieser Frage ist nicht Bestandteil dieser Arbeit und wird daher hier nicht näher ausgeführt.⁵⁹⁴

Im fünften Frageblock werden die mit dem Ausfall einzelner Forderungen verbundenen Verluste erfasst. Hierfür wurde für die Jahre 2004, 2005 und 2006 erhoben, wie hoch

⁵⁹³ Eine Auswertung dieser Frage erfolgt bei *Dannenberg (2007a)*.

⁵⁹⁴ Eine Auswertung dieser Frage erfolgt ebenfalls bei *Dannenberg (2007a)*.

der mit dem Ausfall einer Forderung verbundene Verlust (in Euro) für das Unternehmen war. Auch wurde erhoben, in welchem Verhältnis dieser Verlust zum gewährten Forderungsbetrag stand (Verlustquote) und ob es sich um den Ausfall eines Neukunden oder eines Kunden mit Sitz im Ausland handelte. Die Unternehmen wurden gebeten, ihre Forderungsverluste um erhaltene Versicherungsleistungen zu korrigieren. Diese Vorgehensweise ist insofern problematisch, da hierdurch ein Instrument zur Risikosenkung in der Untersuchung unberücksichtigt bleibt. Es handelt sich bei einer Forderungsausfallversicherung jedoch nicht um ein klassisches Sicherungsinstrument, wie zum Beispiel Eigentumsvorbehalte, Bürgschaften, Forderungsabtretungen, etc., welche direkt zwischen Kunden und Lieferanten wirken. Vielmehr handelt es sich um ein Instrument, mit welchem Risiken vom Lieferanten auf Dritte überwält werden.⁵⁹⁵ Die Kreditversicherung kann daher als ein den Sicherungsinstrumenten nachgelagertes Risikomanagementinstrument aufgefasst werden. Dieses hat nicht das Ziel mögliche Verlustrisiken zu senken, sondern zu überwält. In der vorliegenden Untersuchung soll der Fokus jedoch stärker auf der Senkung von Verlustrisiken und weniger auf der Überwältung liegen. Aus diesem Grund erfolgt hier eine Erhebung der Verluste unter Vernachlässigung möglicher Kompensationszahlungen von Versicherungen.

Mit der sechsten Frage wurde erhoben, welchen Anteil seines Gesamtumsatzes ein Unternehmen im Ausland erwirtschaftet. Abschließend bestand für die Befragten noch die Möglichkeit, Kommentare und Anregungen zur Verfügung zu stellen.

4.2.3 Auswertungsmethode

Im Rahmen dieser Arbeit wird die Ausfallquote und die Verlustquote der befragten Unternehmen untersucht. Beide Kennzahlen werden sowohl für alle Kunden als auch differenziert nach Neu-, Bestands-, und Inlandskunden ermittelt. Die Ausfallquote wird um statistische Ausreißer bereinigt, indem eine Berechnung nur dann erfolgt, wenn ein Unternehmen mindestens zehn Kunden in der zu untersuchenden Gruppe Zahlungsziele gewährt. Darüber hinaus fließt diese Kennzahl nur in die Untersuchung ein, wenn ihr Wert kleiner gleich 40% ist.⁵⁹⁶

Es wird angenommen, dass sowohl die erhobenen Verlustquoten als auch die berechneten Ausfallquoten eines Unternehmens zufällige Realisationen einer der Ausfallquote und einer der Verlustquote zugrunde liegenden Wahrscheinlichkeitsverteilung sind. Weiter wird angenommen, dass Unternehmen mit identischen Merkmalen dieselben Risikoverteilungen aufweisen. Damit wird unterstellt, dass die beobachteten Ausprägungen dieser

⁵⁹⁵ Beispielsweise führen *Kokalj, Paffenholz, Schröder* (2000), 131 ff., die Forderungsausfallversicherung nicht als Sicherungsinstrument auf. *Paul* (2004) beschreibt die Kreditversicherung als Risikosenkungsmaßnahme, jedoch nicht als Sicherungsinstrument.

⁵⁹⁶ Die Ausfallquote von 40% entspricht der maximal beobachteten Ausfallquote auf Gesamtunternehmensebene, wenn nur Unternehmen mit mehr als zehn Kunden berücksichtigt werden. Dieses Kriterium wirkt daher nur, wenn Teiluntersuchungen (beispielsweise bei Bestandskunden) vorgenommen werden.

beiden Kennzahlen bei Unternehmen mit identischen Merkmalen zufällige Realisationen derselben Verteilung darstellen. Unterscheiden sich zwei Unternehmensgruppen hinsichtlich eines Merkmals, kann überprüft werden, ob sich die Parameter der den Gruppen zugrunde liegenden Risikoverteilungen signifikant unterscheiden. Ist dies der Fall, stellt dies ein Indiz dafür dar, dass das Merkmal, anhand dessen zwischen den Unternehmensgruppen differenziert wird, einen Erklärungsgehalt für die Höhe der Verlustbeziehungsweise Ausfallquote aufweist.

Zur Überprüfung, ob sich die Risikoverteilungen von zwei Unternehmensgruppen unterscheiden, werden Zweistichproben tests durchgeführt. Daher werden jeweils zwei Unternehmensgruppen gebildet, welche sich hinsichtlich eines zu untersuchenden Merkmals unterscheiden. Alle anderen Merkmale werden in beiden Gruppen als gleich angenommen. Für diese beiden Gruppen werden jeweils Lageparameter der zugrunde liegenden Wahrscheinlichkeitsverteilungen bestimmt und auf statistisch signifikante Unterschiede hin untersucht.

Stehen Gruppengrößen von über 30 Beobachtungen zur Verfügung, wird die Wirksamkeit des zentralen Grenzwertsatzes unterstellt. Das heißt, es werden parametrische Testverfahren für die Differenz zweier arithmetischer Mittel verwendet. Kann Varianzheterogenität angenommen werden, erfolgt der Test unter Verwendung eines approximativen Gaußtests. Wird hingegen Varianzhomogenität angenommen, erfolgt der Test auf Grundlage eines t -Tests. Varianzhomogenität wird unter Verwendung eines F -Tests überprüft.⁵⁹⁷ Stehen in einer Gruppe weniger als 31 Beobachtungen zur Verfügung, erfolgt der Vergleich unter Verwendung des Wilcoxon-Rangsummentests.⁵⁹⁸ In den oben formulierten Hypothesen wird jeweils für eine Unternehmensgruppe erwartet, dass bei dieser eine zu untersuchende Risikokennzahl kleiner ist als bei der Vergleichsgruppe. Aus diesem Grund erfolgen die Tests hinsichtlich der Lageparameter einseitig. Auf Varianzhomogenität wird zweiseitig getestet. In der zugrunde liegenden empirischen Erhebung wurden Risikokennzahlen für die Jahre 2004 bis 2006 erhoben. Es erfolgt daher zunächst jeweils ein Vergleich der jährlichen Mittelwerte. Zusätzlich werden für jede Gruppe die Beobachtungen der Jahre 2004 bis 2006 zusammengefasst und auf Unterschiede hin getestet, insofern in den drei Jahren zusammen mindestens 30 Beobachtungen zur Verfügung stehen. Die Zusammenfassung der Werte erfolgt jedoch nur, wenn davon auszugehen ist, dass Unterschiede der Lageparameter im Periodenvergleich als stochastisch angenommen werden können. Ist in einer Gruppe davon auszugehen, dass systematische Unterschiede der Lageparameter vorliegen, erfolgt keine Zusammenfassung der Beobachtungen. Um zu testen, ob in einer Gruppe davon ausgegangen werden kann, dass sich die Lageparameter zwischen den einzelnen Jahren unterscheiden, wird, wenn in den einzelnen Jahren jeweils mindestens 31 Beobachtungen zur Verfügung stehen, ein parametrischer F -Test für Mehrstichprobenprobleme verwendet, wobei die Da-

⁵⁹⁷ Vgl. Bley Müller, Gehlert, Gülicher (1998), 109 ff.

⁵⁹⁸ Vgl. Büning, Trenkler (1994), 131 ff.

ten der einzelnen Jahre jeweils eine Stichprobe bilden. Liegen in einem Jahr weniger als 31 Beobachtungen vor, wird die Gleichheit unter Verwendung des Kruskal-Wallis-Tests überprüft. Die beiden Mehrstichprobentests erfolgen zweiseitig auf ein Signifikanzniveau $\alpha = 1\%$.

Neben dem Zweistichprobentest wird untersucht, ob lineare Abhängigkeiten zwischen den betrachteten Merkmalen und der Ausfallquote beziehungsweise Verlustquote bestehen. Hierfür werden Pearson'sche Korrelationskoeffizienten (r_p) berechnet. Diese werden mittels t -Test daraufhin überprüft, ob sie signifikant verschieden von null sind.⁵⁹⁹ Die statistische Absicherung des Korrelationskoeffizienten setzt allerdings voraus, dass die Grundgesamtheit, aus der die Stichprobe entnommen wird, bivariat normalverteilt ist.⁶⁰⁰ In der Regel haben Verletzungen dieser Verteilungsannahme keinen nennenswerten Einfluss auf die Validität des Signifikanztests.⁶⁰¹ Die hier betrachteten Stichproben zeichnen sich jedoch dadurch aus, dass sich ein wesentlicher Umfang der Verteilungsmasse auf einen einzelnen Wert konzentriert. Auch wenn der Test relativ robust gegen Verletzungen der Verteilungsannahmen ist, wird hier, alternativ zum Pearson'schen Korrelationskoeffizienten, auch der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman (r_s) ausgewiesen. Durch eine Korrektur der Berechnungsvorschrift dieses Korrelationskoeffizienten können Bindungen berücksichtigt werden.⁶⁰² Für die nachfolgenden Untersuchungen ist dieser korrigierte Koeffizient damit besonders geeignet, da eine hohe Anzahl Bindungen in den Stichproben zu beobachten sind. Die Überprüfung der Signifikanz erfolgt in diesem Fall durch einen approximativen Gaußtest.

Darüber hinaus wird mittels Diskriminanzanalyse untersucht, ob das jeweils betrachtete Merkmal zu einer Abgrenzung zwischen Unternehmen mit hohen oder geringen Ausprägungen der Ausfallbeziehungsweise Verlustquoten beitragen kann. Die dieser Untersuchung zugrunde liegende Idee ist vergleichbar mit der den Zweistichprobentests zugrunde liegenden Überlegung. Allerdings wird die Perspektive verändert. Während bei den Zweistichprobentests eine Gruppenzuordnung in Abhängigkeit von der Ausprägung des zu untersuchenden Merkmals erfolgt, wird bei der Diskriminanzanalyse überprüft, ob ein Merkmal zur Unterscheidung von Gruppen mit hohen beziehungsweise geringen Ausprägungen der jeweils zu untersuchenden Risikokennzahl geeignet ist. Das heißt, es wird untersucht, ob sich Unternehmen mit beispielsweise überdurchschnittlichen Ausfallquoten hinsichtlich eines zu untersuchenden Merkmals signifikant von Unternehmen mit unterdurchschnittlichen Ausfallquoten unterscheiden. Als Gütemaß für die Trennkraft der jeweils zu ermittelnden Diskriminanzfunktion dient hier Wilk's Lambda. Mit diesem Maß kann getestet werden, ob sich die mittleren Werte der Diskriminanzfunktion zwischen beiden Gruppen signifikant unterscheiden. Kleine Werte dieser Kennzahl

⁵⁹⁹ Vgl. *Berenson, Levine, Krehbiel* (2008), 637 ff.

⁶⁰⁰ Vgl. *Bortz* (2005), 213.

⁶⁰¹ Vgl. *Bortz, Lienert, Boehnke* (2000), 447.

⁶⁰² Vgl. *Büning, Trenkler* (1994), 232 ff.

weisen auf eine hohe Trennkraft der zu untersuchenden Variable hin, während hohe Werte auf eine geringe Trennkraft schließen lassen.⁶⁰³ Die Gruppenbildung erfolgt bei der Ausfallquote hier einmal auf Grundlage des Medians und einmal auf Grundlage des Mittelwertes dieser Kennzahl. Bei der Gruppenbildung in Abhängigkeit von der Verlustquote erfolgt die Trennung nur anhand des Mittelwertes dieser Größe. Auf eine Trennung basierend auf dem Median wird verzichtet, da dieser bereits 100% beträgt und eine Abgrenzung hier daher wenig sinnvoll erscheint.

4.2.4 Kennzahlen der gesamten Stichprobe

In diesem Abschnitt erfolgt zunächst die Darstellung von Ausprägungen der Risikokennzahlen für die gesamte Stichprobe. Tabelle 23 weist zu den beiden Kennzahlen Ausfallquote und Verlustquote jeweils die Ausprägungen in den einzelnen Jahren aus. Darüber hinaus werden diese Kennzahlen auch als Zusammenfassung der drei untersuchten Jahre ausgewiesen. Es wird angegeben, wie viele Beobachtungen jeweils zur Verfügung stehen. Für die Verlustquote wird neben der Anzahl an Beobachtungen auch die Anzahl der Unternehmen, die diese Daten zur Verfügung gestellt haben, ausgewiesen. Bei der Kennzahl Ausfallquote entspricht die Anzahl der Beobachtungen in den einzelnen Jahren der Anzahl der Unternehmen, welche die Daten zur Verfügung gestellt haben.

Der Durchschnitt der beobachteten Ausfallquote beträgt im Mittel der drei untersuchten Jahre für die gesamte Stichprobe 2,04%. Das heißt, dass ca. jeder 50. Kunde, dem ein Zahlungsziel gewährt wurde, im Beobachtungszeitraum ausgefallen ist. Die Ausfallquoten der einzelnen Jahre unterscheiden sich hierbei kaum. Die geringste durchschnittliche Ausfallquote wird im Jahr 2005 mit 1,95% beobachtet. Die höchste durchschnittliche Ausfallquote wird für das Jahr 2004 mit 2,11% gemessen. In die Berechnung der durchschnittlichen Ausfallquoten fließen im Jahr 2004 133 Ausfallquoten einzelner Unternehmen ein. Im Jahr 2005 werden 142 und im Jahr 2006 155 Ausfallquoten berücksichtigt. Die Ausfallquote nimmt in 35,6% der Fälle den Wert null an. In der Hälfte der Fälle fallen weniger als 0,44% der Kunden aus. Ausfallquoten von über 10% werden in 5,8% der Fälle beobachtet.

Im Mittel der betrachteten Jahre weisen Neukunden mit 2,73% eine überdurchschnittlich hohe Ausfallquote auf, während Bestandskunden mit 1,83% seltener ausfallen. Inlandskunden weisen eine mittlere Ausfallquote von 1,99% und Auslandskunden von 1,05% auf. Auch bei diesen Kennzahlen können keine signifikanten Unterschiede zwischen den betrachteten Jahren festgestellt werden.

⁶⁰³ Vgl. *Backhaus et al.* (2006), 182; *Bühl, Zöfel* (2005), 434.

Tabelle 23:

Überblick über die Risikokennzahlen in der gesamten Stichprobe

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Ausfallquote (insgesamt)	Mittelwert	2,11%	1,95%	2,05%	2,04%
	Beobachtungen	133	142	155	430
Ausfallquote (Neukunden)	Mittelwert	2,29%	2,93%	2,92%	2,73%
	Beobachtungen	59	66	70	195
Ausfallquote (Bestandskunden)	Mittelwert	2,18%	1,88%	1,50%	1,83%
	Beobachtungen	101	115	120	336
Ausfallquote (Inlandskunden)	Mittelwert	2,25%	1,98%	1,76%	1,99%
	Beobachtungen	118	126	135	379
Ausfallquote (Auslandskunden)	Mittelwert	0,76%	1,22%	1,13%	1,05%
	Beobachtungen	27	29	33	89
Verlustquote (insgesamt)	Mittelwert	88%	82%	82%	84%
	Beobachtungen	185	197	179	561
	Unternehmen	76	79	75	96
Verlustquote (Neukunden)	Mittelwert	85%	77%	73%	78%
	Beobachtungen	39	43	44	126
	Unternehmen	29	28	28	47
Verlustquote (Bestandskunden)	Mittelwert	88%	84%	85%	86%
	Beobachtungen	119	130	120	369
	Unternehmen	50	57	47	74
Verlustquote (Auslandskunden)	Mittelwert	88%	91%	88%	89%
	Beobachtungen	24	17	18	59
	Unternehmen	14	10	13	19
Verlustquote (Inlandskunden)	Mittelwert	89%	81%	80%	83%
	Beobachtungen	116	138	127	381
	Unternehmen	51	58	56	77

Bei den Unternehmen, die Forderungsausfälle erleiden, beträgt der jährliche Forderungsverlust im Mittel 20 780 Euro. In der Hälfte der Fälle wird jedoch ein Forderungsverlust von 6 000 Euro pro Jahr nicht überschritten. Das heißt, in der Regel müssen eher geringe Forderungsverluste realisiert werden und nur in Ausnahmefällen (4,3% der Beobachtungen) sind Verluste von 100 000 Euro und mehr für ein Unternehmen in einem Jahr zu beobachten. Dies drückt sich auch in den Verlusten je Forderungsausfall aus. Der Verlust aus einem einzelnen Forderungsausfall überschreitet in der Hälfte der Fälle einen Betrag von 1 915 Euro. Einzelne Forderungsverluste von über 10 000 Euro werden nur in 15,8% und von über 100 000 Euro nur in 1,4% der Fälle beobachtet. Die überwiegende Mehrzahl der einzelnen Forderungsausfälle führt also zu einem Verlust im drei- beziehungsweise vierstelligen Eurobereich (vgl. auch Abbildung 34).

Wenn ein Forderungsausfall erfolgt, müssen die betroffenen Unternehmen im Schnitt 84% des Forderungsbetrages abschreiben, wobei ein Neukundenausfall mit 78% im Durchschnitt eine geringere Verlustquote aufweist als ein Bestandskundenausfall mit 86%.⁶⁰⁴ Bei einem Ausfall von Auslandskunden müssen die Unternehmen im Mittel

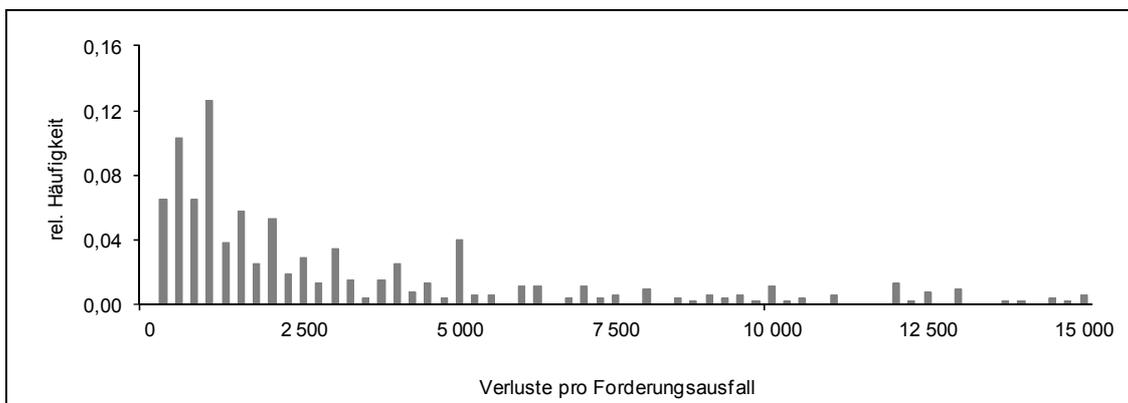
⁶⁰⁴ Zwischen den einzelnen Jahren können keine signifikanten Unterschiede zwischen den mittleren Verlustquoten festgestellt werden. Das könnte ein schwaches Indiz dafür sein, dass Konjunkturschwankungen eher eine untergeordnete Rolle spielen. Das wiederum unterstützt die in Abschnitt 2.3.2.3 getroffene Annahme hinsichtlich der Unabhängigkeit zwischen Ausfallwahrscheinlichkeit und Verlust-

89% der Forderung abschreiben, während die Verlustquote bei Forderungen an inländische Kunden durchschnittlich 83% beträgt. In 69% der gesamten Forderungsausfälle wird ein Komplettausfall also eine Verlustquote von 100% beobachtet. Angaben zu ihren Verlustquoten machten 96 Unternehmen. Insgesamt wurden für 561 Forderungsausfälle die realisierten Verlustquoten zur Verfügung gestellt.

Abbildung 34:

Verteilung der Verluste pro Forderungsausfall im Intervall zwischen 1 Euro und 15 000 Euro

- in Euro -



In den folgenden Kapiteln wird untersucht, inwiefern die oben formulierten Hypothesen empirisch untermauert werden können beziehungsweise verworfen werden müssen. In Abschnitt 4.2.5 werden zunächst die Hypothesen hinsichtlich der Ausfallquote überprüft.

4.2.5 Überprüfung der Hypothesen hinsichtlich der Ausfallquote

Überprüfung von Hypothese 1:

In Hypothese 1 wurde die Vermutung formuliert, dass große Unternehmen geringere Ausfallquoten erleiden als kleine Unternehmen. Als Indikatoren für die Unternehmensgröße dienen hier die Mitarbeiterzahl und der Umsatz. Als Abgrenzungskriterium zwischen großen und kleinen Unternehmen wird jeweils der Median dieser beiden Merkmale genutzt. Die Hälfte der untersuchten Unternehmen hat bis zu 18 Beschäftigte. Der Median des Umsatzes beträgt 1,85 Mio. Euro. Die beiden Merkmale Umsatz und Mitarbeiterzahl sind stark korreliert. Der Korrelationskoeffizient nach Pearson beträgt 0,915. Die Zweistichprobentests für beide Abgrenzungsmerkmale führen daher zu ähnlichen Ergebnissen. Demnach weisen große Unternehmen im Durchschnitt der untersuchten Jahre signifikant geringere mittlere Ausfallquoten auf als kleine Unternehmen. Wird hinsichtlich der Mitarbeiterzahl differenziert, fallen bei kleinen Unternehmen im Durch-

quote bei Lieferantenkrediten. Da hier aber kein ganzer Konjunkturzyklus abgebildet wird, ist diese Schlussfolgerung nur unter großem Vorbehalt zu treffen.

schnitt der drei untersuchten Jahre 2,66% der Kunden aus und bei großen Unternehmen 1,65%. Bei einer Differenzierung nach dem Umsatz fallen bei großen Unternehmen ebenfalls 1,65% und bei kleinen Unternehmen 2,60% der Kunden aus. Der Unterschied zwischen den Ausfallquoten ist auch in den Jahren 2004 und 2005 statistisch signifikant. Im Jahr 2006 wird diese Tendenz zwar ebenfalls bestätigt, es können jedoch keine signifikanten Unterschiede gemessen werden (vgl. Tabelle 24). In beiden Fällen liegen die durchschnittlichen Ausfallquoten oberhalb des Medians der Ausfallquoten. Dies deutet auf eine linkssteile Verteilung hin. Auch der Median liegt bei kleinen Unternehmen mit durchschnittlich 1,00% deutlich über dem von großen Unternehmen (0,31% bei Differenzierung nach der Mitarbeiterzahl beziehungsweise 0,27% bei Differenzierung nach dem Umsatz).

Tabelle 24:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP⁶⁰⁵)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Größe differenziert nach Mitarbeiterzahl					
gesamte SP bis 18 Beschäftigte	Mittelwert	2,87%	2,59%	2,55%	2,66%
	Median	1,00%	0,89%	1,00%	1,00%
	Beobachtungen	55	61	69	185
gesamte SP über 18 Beschäftigte	Mittelwert	1,64%	1,53%	1,77%	1,65%
	Median	0,43%	0,41%	0,15%	0,31%
	Beobachtungen	75	77	80	232
Signifikanzniveau		**	*	-	***
Größe differenziert nach Umsatz					
gesamte SP bis 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	2,94%	2,54%	2,38%	2,60%
	Median	1,00%	1,00%	0,83%	1,00%
	Beobachtungen	57	63	70	190
gesamte SP über 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	1,55%	1,54%	1,85%	1,65%
	Median	0,40%	0,36%	0,15%	0,27%
	Beobachtungen	73	76	81	230
Signifikanzniveau		**	*	-	**

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

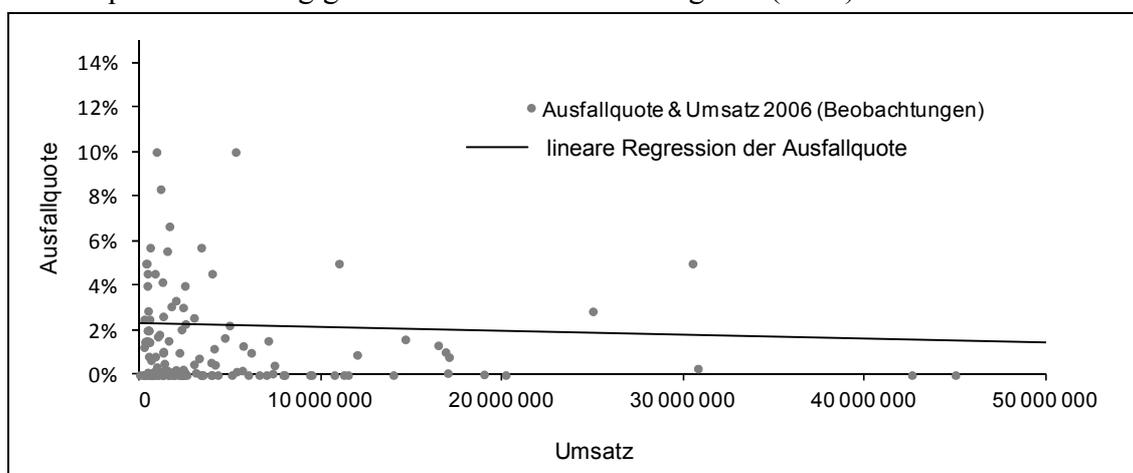
Die Korrelation zwischen den beiden Größenmerkmalen und der Ausfallquote deuten ebenfalls darauf hin, dass mit steigender Unternehmensgröße die Ausfallquote sinkt. Abbildung 35 veranschaulicht diesen Zusammenhang beispielhaft für das Jahr 2006. Die eingezeichnete Regressionsgerade weist einen leicht fallenden Verlauf auf. Dies spricht für einen negativen Zusammenhang zwischen Unternehmensgröße und Ausfallquote. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient zwischen Umsatz und Ausfallquote beträgt für den gesamten Zeitraum $r_p = -0,10$ und ist signifikant kleiner als null ($\alpha = 0,0189$). Der Korrelationskoeffizient zwischen Mitarbeiterzahl und Ausfallquote ist mit $r_p = -0,07$

605 SP = Stichprobe.

($\alpha = 0,0678$) ebenfalls signifikant kleiner als null. Da, wie oben beschrieben, über 35% der beobachteten Ausfallquoten null sind, sollen hier auch die Rangkorrelationskoeffizienten von Spearman berechnet werden. Auch diese sind für die gesamte Stichprobe mit $r_s = -0,11$ (Mitarbeiterzahl vs. Ausfallquote) beziehungsweise $r_s = -0,16$ (Umsatz vs. Ausfallquote) zum 5%- beziehungsweise 1%-Niveau signifikant kleiner als null. Damit bestätigen die Korrelationskoeffizienten die in Hypothese 1 formulierte Vermutung, dass die Ausfallquote mit zunehmender Unternehmensgröße sinkt.

Abbildung 35:

Ausfallquote in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (2006)⁶⁰⁶



Eine Betrachtung der Teilsegmente Neu-, Bestands- und Inlandskunden⁶⁰⁷ führt zu ähnlichen Verhältnissen der Ausfallquote wie in der gesamten Stichprobe bereits beobachtet. Bei großen Unternehmen weisen Bestands- und Inlandskunden deutlich geringere Ausfallquoten auf. Die Gleichheit der durchschnittlichen Ausfallquoten kann jeweils zum 1%-Niveau abgelehnt werden. Bei Neukunden sind die Unterschiede etwas schwächer ausgeprägt aber dennoch statistisch signifikant. Tabelle 25 veranschaulicht die durchschnittlichen Ausfallquoten der Jahre 2004 bis 2006 für die verschiedenen Kundensegmente.

Ein etwas weniger eindeutiges Bild liefert die Diskriminanzanalyse. Erfolgt die Gruppierung auf Grundlage des Mittelwertes der Ausfallquote, weist sowohl der Umsatz (Wilk's Lambda beträgt 0,981 und ist zum 1%-Niveau signifikant) als auch die Mitarbeiterzahl (Wilk's Lambda beträgt 0,989 und ist zum 5%-Niveau signifikant) eine signifikante Diskriminanz auf.

⁶⁰⁶ Für eine übersichtlichere Darstellung werden nur Datenpunkte abgebildet, bei denen die Ausfallquote kleiner als 15% und der Umsatz kleiner als 50 Mio. Euro ist.

⁶⁰⁷ Für Auslandskunden stehen bei kleinen Unternehmen weniger als 30 Beobachtungen für den gesamten Zeitraum zur Verfügung. Eine Betrachtung erfolgt hier daher nicht.

Tabelle 25:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
Ausfallquote nach Umsatz differenziert				
bis 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	3,45%	2,63%	2,63%
	Beobachtungen	85	148	174
über 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	2,17%	1,24%	1,48%
	Beobachtungen	110	181	198
Signifikanzniveau		**	***	***
Ausfallquote nach Mitarbeiterzahl differenziert				
bis 18 Beschäftigte	Mittelwert	3,49%	2,72%	2,64%
	Beobachtungen	83	140	168
über 18 Beschäftigte	Mittelwert	2,25%	1,23%	1,52%
	Beobachtungen	108	190	203
Signifikanzniveau		*	***	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Erfolgt jedoch eine Gruppierung auf Grundlage des Medians der Ausfallquote, kann nur noch für den Umsatz eine zum 5%-Niveau signifikante Diskriminanz gemessen werden (Wilk's Lambda: 0,989). Die Mitarbeiterzahl weist in diesem Fall jedoch keine Trennschärfe auf (Wilk's Lambda: 0,995).

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die Ergebnisse dieser Untersuchung insgesamt dafür sprechen, dass große Unternehmen geringere Ausfallquoten aufweisen als kleine Unternehmen. Sowohl die Zweistichprobentests als auch die Korrelation zwischen den Indikatoren für die Unternehmensgröße und der Ausfallquote unterstützen die Richtigkeit von Hypothese 1. Die Ergebnisse der Diskriminanzanalyse legen nahe, dass als Indikator für die Größe eines Unternehmens der Umsatz besser geeignet sein könnte als die Mitarbeiterzahl.

Überprüfung von Hypothese 2:

In Hypothese 2 wurde die Vermutung formuliert, dass sich die Ausfallquote zwischen verschiedenen Branchen unterscheidet. Aufgrund der geringen Stichprobenumfänge in den einzelnen Branchen kann ein Branchenvergleich hier nur ein Indiz für abweichende Ausfallquoten zwischen den Wirtschaftszweigen darstellen. So wird insbesondere in der Branche Herstellung von Büromaschinen usw. die durchschnittliche Ausfallquote sehr stark von einem einzelnen Unternehmen nach oben verschoben, was unter anderem auch am Median deutlich wird. Aufgrund sehr geringer Fallzahlen werden die Branche Herstellung von chemischen Erzeugnissen und die Branche Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren sowie die Branche Maschinenbau und die Branche Fahrzeugbau im Folgenden zusammengefasst betrachtet. Die geringste Ausfallquote wird im Textil- und Bekleidungsgewerbe mit 0,37% beobachtet. Die höchste Ausfallquote weist mit 4,11% das Ledergewerbe und Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln) auf. In der

Stichprobe weisen das Ernährungsgewerbe und die Tabakverarbeitung, das Textil- und Bekleidungsgerbe, die Branche Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren sowie der Maschinen- und Fahrzeugbau signifikant geringere Ausfallquoten auf als das gesamte Verarbeitende Gewerbe. Signifikant höhere Ausfallquoten werden beim Leder- und Holzgerbe sowie beim Papier-, Verlags-, und Druckgerbe beobachtet. Tabelle 26 zeigt, zwischen welchen Branchen signifikant voneinander abweichende Ausfallquoten beobachtet werden können.

Tabelle 26:
Vergleich der Ausfallquoten verschiedener Branchen⁶⁰⁸

Branche (WZ 2003)	Bezeichnung			Branche (WZ 2003)											Anzahl Beobachtungen 2004 bis 2006
				15 bis 37	15 bis 16	17 bis 18	19 bis 20	21 bis 22	24 bis 25	26	27 bis 28	29, 34 bis 35	30 bis 33	36 bis 37	
		Median	Ausfallquote 2004 bis 2006	in %											
15 bis 37	Verarbeitendes Gewerbe	0,44	2,04	-	**	**	**	*	***	-	-	*	-	-	430
15 bis 16	Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung	0,29	1,25	**	-	-	***	**	*	**	**	-	-	-	59
17 bis 18	Textil- und Bekleidungs- gerbe	0,12	0,37	**	-	-	***	***	-	***	**	**	-	**	22
19 bis 20	Ledergewerbe und Holz- gerbe (ohne Her- stellung von Möbeln)	1,25	4,11	**	***	***	-	-	***	-	**	***	**	*	35
21 bis 22	Papier-, Verlags- und Druckgerbe	1,08	2,93	*	**	***	-	-	***	-	-	**	***	-	42
24 bis 25	Herstellung von chemi- schen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	0,00	0,38	***	*	-	***	***	-	***	***	***	*	***	30
26	Glasgerbe, Herstellung von Keramik, Verarb. von Steinen u. Erden	0,52	1,69	-	**	***	-	-	***	-	-	-	**	-	19
27 bis 28	Metallerzeug. u.- bearb., H. von Metall- erzeugnissen	0,8	2,23	-	**	**	**	-	***	-	-	**	*	-	127
29, 34 bis 35	Maschinenbau und Fahrzeugbau	0,52	1,41	*	-	**	***	**	***	-	**	-	-	-	35
30 bis 33	Herstellung von Büromaschinen, DV- Gerät. u.- Einr., Elektrotech. usw.	0,07	2,96	-	-	-	**	***	*	**	*	-	-	**	27
36 bis 37	Herstellung von Möbeln, Schmuck, Musikinstru- ment. usw., Recycling	0,46	2,05	-	-	**	*	-	***	-	-	-	**	-	34

$\alpha = 1\%$ (***) , $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

⁶⁰⁸ Beim Vergleich zwischen dem gesamten Verarbeitenden Gewerbe und den einzelnen Branchen wird das Verarbeitende Gewerbe aus Vereinfachungsgründen nicht um die zu vergleichende Branche bereinigt.

Auch eine Diskriminanzanalyse deutet darauf hin, dass die Branche dazu beitragen kann, eine Trennung zwischen Unternehmen mit hohen beziehungsweise geringen Ausfallquoten vorzunehmen. Erfolgt die Gruppierung auf Grundlage des Medians der Ausfallquote, können diese Gruppen mit Branchendummies zum 5%-Niveau signifikant voneinander unterschieden werden (Wilk's Lambda: 0,951). Bei einer Gruppierung basierend auf dem Mittelwert der Ausfallquote ist die Trennung zum 1%-Niveau signifikant (Wilk's Lambda: 0,900).⁶⁰⁹

Als Ursachen für unterschiedliche Ausfallquoten zwischen den Branchen wurde in Kapitel 4.1.2 unter anderem argumentiert, dass Unternehmen, deren Kunden in Branchen mit hohen durchschnittlichen Insolvenzquoten zu finden sind, ein höheres Ausfallrisiko aufweisen könnten. Andererseits wurde argumentiert, dass Unternehmen, deren Kunden stark auf einzelne Branchen konzentriert sind, möglicherweise einen Spezialisierungsvorteil aufweisen und daher ihre Ausfallrisiken senken können. Basierend auf diesen Argumenten wurden zwei Reihenfolgen für Branchen abgeleitet. Es wurde vermutet, dass eine auf den Ausfallquoten der Branchen basierende Ordnung der in Tabelle 18 oder Tabelle 19 prognostizierten Ordnung entsprechen könnte. Da die in diesen Tabellen angegebenen Rangfolgen voneinander unabhängig waren, stellt sich die Frage, welches Konzept geeigneter ist, um die Branchenrisiken hinsichtlich des Forderungsausfallrisikos einzuschätzen.

In Tabelle 27 werden vier Rangfolgen der in Tabelle 26 aufgeführten Branchen dargestellt. In der zweiten Spalte ist die Rangfolge angegeben, wie sie sich ergibt, wenn die Branchen entsprechend ihrer durchschnittlichen Ausfallquoten sortiert werden. Die dritte Spalte zeigt die Ordnung, wie sie gebildet wird, wenn der Median der Ausfallquote zur Bildung der Rangfolge dient. In der vierten Spalte ist die Rangfolge angegeben, wie sie sich nach dem in Tabelle 18 angewandten Scoringverfahren ergibt. Die letzte Spalte zeigt die Rangfolge, wie sie sich durch eine Reihung entsprechend des in Tabelle 19 zugrunde liegenden Ansatzes darstellt. Zur Bestimmung der Rangfolgen der letzten beiden Spalten wurden die Branchen von Tabelle 18 und Tabelle 19 entsprechend der in der Stichprobe verfügbaren Branchenklassifikation zusammengefasst.

Die Rangfolgen, wie sie sich nach einer Reihung entsprechend der durchschnittlichen Ausfallquote und des Medians der Ausfallquote ergeben, weisen einen Rangkorrelationskoeffizienten in Höhe von $r_s = 0,6$ auf. Die Hypothese der Unabhängigkeit dieser beiden Rangfolgen wird zum Signifikanzniveau $\alpha < 5\%$ verworfen. Die Rangfolgen, wie sie sich nach einer Ordnung entsprechend der durchschnittlichen Ausfallquote und einer Ordnung entsprechend der Insolvenzwahrscheinlichkeiten der Kundenbranchen (vgl. Tabelle 18) ergeben, sind mit $r_s = 0,2$ nur gering korreliert. Die Unabhängigkeit kann hier nicht verworfen werden ($\alpha > 25\%$). Die Rangfolgen, wie sie sich ergeben, wenn die durchschnittliche Ausfallquote beziehungsweise die Konzentration auf Kunden-

⁶⁰⁹ Die Branche Herstellung von Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling wird als Referenzbranche in der Analyse nicht berücksichtigt.

branchen als Ordnungsverfahren genutzt werden, sind mit $r_s = 0,43$ korreliert. Die Unabhängigkeit zwischen beiden Rangfolgen kann damit ebenfalls nicht verworfen werden, jedoch wird das 10%-Signifikanzniveau hier nur knapp überschritten ($\alpha < 12,4\%$). Bei der Interpretation dieses Ergebnisses ist allerdings zu berücksichtigen, dass die Ränge auf Grundlage von Werten gebildet werden, die sich zum Teil nicht signifikant voneinander unterscheiden. Insbesondere die benachbarten Rängen zugrunde liegenden mittleren Ausfallquoten sind in den meisten Fällen nicht signifikant verschieden voneinander (vgl. Tabelle 26).

Würden nur die Branchen berücksichtigt werden, für die in der Stichprobe mehr als 30 Beobachtungen zur Verfügung stehen, kann die Hypothese der Unabhängigkeit zwischen einer Rangfolge, wie sie sich entsprechend der Konzentration einer Branche auf ihre Lieferbranchen ergibt und einer Rangfolge entsprechend der durchschnittlichen Ausfallquoten, abgelehnt werden ($\alpha = 1\%$, $r_s = 0,94$). In diesem Fall könnte auch die Hypothese der Unabhängigkeit zwischen den Rangfolgen, basierend auf der durchschnittlichen Ausfallquote und dem Median der Ausfallquote, zum 1%-Niveau abgelehnt werden ($r_s = 0,94$). Die Rangfolgen entsprechend der in Tabelle 18 angewandten Vorgehensweise und der durchschnittlichen Ausfallquoten wären jedoch auch in diesem Fall als unabhängig anzunehmen ($r_s = 0,54$).

Tabelle 27:
Branchenrangfolgen nach unterschiedlichen Verfahren

Branche	Rangfolge sortiert nach			
	\emptyset AQ	Median der AQ	Tabelle 18	Tabelle 19
Textil- und Bekleidungs-gewerbe	1	3	5	6
Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	2	1	7	8
Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung	3	4	1	1
Maschinenbau und Fahrzeugbau	4	6	3	2
Glasgewerbe, Herstellung von Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden	5	7	10	3
Herstellung von Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling	6	5	4	4
Metallerzeug. u.- bearb., Herstellung von Metallerzeugnissen	7	8	9	5
Papier-, Verlags- und Druckgewerbe	8	9	2	10
H.v. Büromasch., DV-Gerät. u.- Einr., Elektrotech. usw.	9	2	8	9
Ledergewerbe und Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln)	10	10	6	7
Rangkorrelationskoeffizient von Spearman zwischen durchschnittlicher Ausfallquote und der Ordnung in der jeweiligen Spalte		$r_s = 0,6$	$r_s = 0,2$	$r_s = 0,43$

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die Ausprägung der Ausfallquote in verschiedenen Branchen unterschiedlich sein kann. Daher kann der Wirtschaftszweig ein geeignetes Abgrenzungskriterium zwischen Unternehmen mit hohen und geringen Ausfallquoten sein. In Kapitel 4.1.2 wurden verschiedene Argumente für diese Unter-

schiede entwickelt. Die vorliegende Stichprobe liefert ein Indiz dafür, dass auf aggregierter Branchenebene insbesondere Spezialisierungsvorteile eine Ursache für voneinander abweichende Ausfallquoten sein können. Die Vermutung, dass Branchen, die in Wirtschaftszweige mit hohen durchschnittlichen Insolvenzquoten liefern, ein höheres Ausfallrisiko eingehen, konnte hier nicht unterstützt werden. Die in Tabelle 19 ausgewiesene Rangfolge könnte daher eher dazu dienen, Branchen mit hohen durchschnittlichen Ausfallquoten zu identifizieren als die in Tabelle 18 dargestellte Rangfolge.

Überprüfung von Hypothese 3:

Hypothese 3 formuliert die Vermutung, dass die Ausfallquote mit steigendem Anteil des Auslandsumsatzes am Gesamtumsatz abnimmt. Als Abgrenzungskriterium zwischen Unternehmen mit hohem und Unternehmen mit geringem Auslandsumsatz wird ein Umsatzanteil von 10% gewählt. Der Wert 10%, als Grenze zwischen den zu untersuchenden Gruppen, teilt in diesem Fall die Stichprobe nicht in zwei gleich große Gruppen. Es wird in dieser Teiluntersuchung darauf verzichtet, den Median als Abgrenzungskriterium zu nutzen, da 40% der Unternehmen angeben, überhaupt nicht im Ausland tätig zu sein. In diesem Fall wären in der Stichprobe der Unternehmen mit geringen Auslandsumsätzen fast nur Unternehmen ohne Auslandsumsatz vertreten. Einen Anteil des Auslandsumsatzes am Gesamtumsatz von über 10% weisen ca. 30% der Unternehmen auf. Die Wahl der 10% Auslandsumsatzanteil ist also damit zu begründen, dass dieser Wert die Unternehmen, welche im Ausland aktiv sind, in etwa zwei gleich große Gruppen teilt. Darüber hinaus erscheinen die 10% als sinnvolle Grenze, um von einem nicht unerheblichen Anteil des Auslandsgeschäfts zu sprechen.

Tabelle 28 zeigt die Ergebnisse der Untersuchung für Gesamtdeutschland. Zusätzlich wird die Untersuchung noch einmal separat für Westdeutschland durchgeführt. Dieses Vorgehen erscheint sinnvoll, da die untersuchten ostdeutschen Unternehmen sehr stark in der Gruppe mit geringen Auslandsumsätzen vertreten sind und dadurch nicht ausgeschlossen werden kann, dass beobachtete Ergebnisse eher auf einen Ost-West-Unterschied als auf einen Inlands-Auslands-Unterschied zurückgeführt werden können. Auch wird die Auswertung separat für große Unternehmen durchgeführt, da auch hier vermutet werden könnte, dass primär große Unternehmen im Ausland tätig sind und ermittelte Unterschiede eher auf die Unternehmensgröße und weniger auf die Auslandsaktivität zurückzuführen sind.

Bei einer Betrachtung der gesamten Stichprobe sind in allen Jahren die Ausfallquoten der Unternehmen mit geringen Auslandsumsatzanteilen signifikant höher. Im Durchschnitt der Jahre 2004 bis 2006 fallen in der Stichprobe bei Unternehmen mit weniger als 10% Auslandsumsatzanteil 2,5% der Kunden aus, während bei den Unternehmen mit hohen Auslandsumsätzen nur 0,92% ausfallen. Ein etwas weniger klares Bild liefert ein Vergleich bei großen Unternehmen. Zwar sind auch hier im Durchschnitt der drei Jahre und im Jahr 2006 die Ausfallquoten bei Unternehmen mit geringen Auslandsumsatzanteilen mit 1,98% signifikant höher als bei Unternehmen mit hohen Auslands-

umsätzen. In den Jahren 2004 und 2005 liegt das Signifikanzniveau mit $\alpha = 0,1007$ (2004) und $\alpha = 0,1354$ (2005) jedoch über 10%. Eine Betrachtung Westdeutschlands führt zu ähnlich deutlichen Ergebnissen wie für Gesamtdeutschland. In allen Untersuchungen ist darüber hinaus der Median der Ausfallquoten bei Unternehmen mit geringen Auslandsumsatzanteilen deutlich höher.

Tabelle 28:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	2,52%	2,42%	2,56%	2,50%
	Median	0,79%	0,87%	0,52%	0,75%
	Beobachtungen	78	82	89	249
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	1,18%	0,95%	0,64%	0,92%
	Median	0,09%	0,01%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	36	36	37	109
Signifikanzniveau		**	***	***	***
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter)					
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	1,88%	1,70%	2,35%	1,98%
	Median	1,56%	1,91%	1,36%	1,50%
	Beobachtungen	41	41	42	124
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	1,46%	1,26%	0,5%	1,07%
	Median	0,15%	0,07%	0,00%	0,03%
	Beobachtungen	24	24	25	73
Signifikanzniveau		-	-	**	**
Westdeutschland					
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	2,57%	2,40%	2,56%	2,51%
	Median	0,71%	0,86%	0,48%	0,58%
	Beobachtungen	38	41	43	122
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	0,85%	0,48%	0,67%	0,66%
	Median	0,10%	0,00%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	31	31	32	94
Signifikanzniveau		**	***	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Auch der Korrelationskoeffizient zwischen der Ausfallquote und dem Auslandsumsatzanteil spricht für den vermuteten negativen Zusammenhang. Dieser ist mit $r_p = -0,11$ signifikant kleiner als null ($\alpha = 0,0165$). Auch der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman bestätigt mit $r_s = -0,21$ diesen negativen Zusammenhang für die gesamte Stichprobe. Er ist vom Betrag sogar deutlich größer als die Pearson'schen Korrelationskoeffizienten und er ist zum 1%-Niveau signifikant kleiner als null. Abbildung 36 veranschaulicht die lineare Abhängigkeit exemplarisch für das Jahr 2006.

Eine Diskriminanzanalyse legt ebenfalls den Schluss nahe, dass auf Grundlage des Auslandsumsatzes eine Trennung zwischen Unternehmen mit hohen und mit geringen Ausfallquoten erfolgen kann. Wird zur Gruppierung der Unternehmen der Mittelwert der Ausfallquote genutzt, ist Wilk's Lambda mit 0,988 zum 5%-Niveau signifikant. Das-

selbe Signifikanzniveau wird erreicht, wenn die Gruppierung auf Grundlage des Medians der Ausfallquote erfolgt (Wilk's Lambda: 0,984).

Es wird weiterhin untersucht, ob Unterschiede hinsichtlich der Ausfallquote in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil bei Neu-, Bestands- und Inlandskunden in der gesamten Stichprobe bestehen. Tabelle 29 zeigt die durchschnittlichen Ergebnisse der Jahre 2004 bis 2006. Es wird deutlich, dass auch in den drei betrachteten Subsegmenten ähnliche Ergebnisse erzielt werden, wie in der gesamten Stichprobe.

Abbildung 36:

Ausfallquote in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil (2006)⁶¹⁰

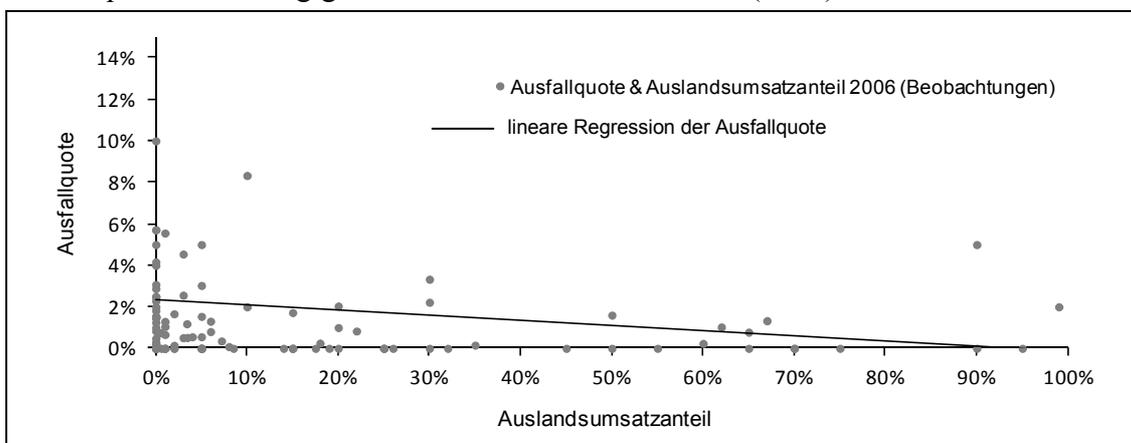


Tabelle 29:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatzanteil (Teilstichproben)⁶¹¹

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	2,98%	2,04%	2,37%
	Beobachtungen	131	206	227
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	1,42%	1,26%	0,75%
	Beobachtungen	40	80	93
Signifikanzniveau		**	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

In Tabelle 29 wird deutlich, dass auch besonders hinsichtlich der inländischen Kunden signifikante Unterschiede zwischen den Unternehmenssegmenten zu beobachten sind. Dieses Ergebnis unterstützt die in Hypothese 3 formulierte Vermutung, dass die Auslandsaktivität ein Indikator für Managementkompetenzen sein könnte, welche auch auf das Inlandsgeschäft ausstrahlen. Wie oben formuliert, könnten Auslandskunden jedoch ein höheres Risiko darstellen, was sich in einer signifikant höheren Ausfallquote in die-

⁶¹⁰ Für eine übersichtlichere Darstellung werden nur Datenpunkte abgebildet, bei denen die Ausfallquote kleiner als 15% ist.

⁶¹¹ Für Auslandskunden stehen bei Unternehmen mit unter 10% Auslandsumsatz weniger als 30 Beobachtungen für den gesamten Zeitraum zur Verfügung. Eine Betrachtung erfolgt hier daher nicht.

sem Kundensegment widerspiegeln sollte. In Tabelle 30 werden die Ausfallquoten von in- und ausländischen Kunden verglichen. Zur Gewährleistung einer besseren Vergleichbarkeit werden nur die inländischen und ausländischen Ausfallquoten der Unternehmen berücksichtigt, die überhaupt im Ausland aktiv sind, also mindestens 1% ihres Umsatzes im Ausland erwirtschaften. Zusätzlich erfolgt auch ein Vergleich, bei dem nur Unternehmen mit mehr als 10% Auslandsumsatz berücksichtigt werden. Diese Differenzierung wird vorgenommen, da wie oben festgestellt, Unternehmen mit geringen Auslandsumsätzen höhere Ausfallquoten aufweisen. Da diese Unternehmen primär inländische Kunden beliefern, werden damit die Ausfallquoten inländischer Kunden nach oben verschoben.

Die Ergebnisse in Tabelle 30 legen die Vermutung nahe, dass keine wesentlichen Unterschiede zwischen der Ausfallquote von Inlandskunden und der von Auslandskunden existieren. Zwar ist bei der Berücksichtigung von Unternehmen mit mehr als 1% Auslandsumsatzanteil in den Jahren 2004 und 2006 die Ausfallquote von Inlandskunden größer als die von Auslandskunden. In der Gesamtheit der drei Jahre existieren jedoch keine signifikanten Unterschiede. Bei der Betrachtung von Unternehmen mit mehr als 10% Auslandsumsatzanteil unterscheiden sich die Ausfallquoten im Durchschnitt der betrachteten Jahre ebenfalls nicht. Hier ist im Jahr 2005 jedoch eine signifikant höhere Ausfallquote bei ausländischen Kunden zu beobachten. Insgesamt ist das Ergebnis damit nicht eindeutig. Es spricht tendenziell jedoch dafür, dass sich die Ausfallquoten zwischen diesen beiden Kundensegmenten nicht wesentlich unterscheiden.

Tabelle 30:

Vergleich der Ausfallquoten von Inlands- und Auslandskunden

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Unternehmen mit mehr als 1% Auslandsumsatz					
Inlandskunden	Mittelwert	1,58%	1,80%	0,94%	1,44%
	Median	0,03%	0,30%	0,01%	0,09%
	Beobachtungen	53	55	56	164
Auslandskunden	Mittelwert	0,86%	1,40%	0,79%	1,01%
	Median	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	24	25	28	77
Signifikanzniveau		*	-	*	-
Unternehmen mit mehr als 10% Auslandsumsatz					
Inlandskunden	Mittelwert	1,07%	0,78%	0,44%	0,75%
	Median	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	30	30	33	93
Auslandskunden	Mittelwert	0,96%	0,85%	0,78%	0,86%
	Median	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	20	20	23	63
Signifikanzniveau		-	**	-	-

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die Auslandsaktivität eines Unternehmens durchaus ein Indikator dafür sein kann, um zwischen Unternehmen mit hohen und geringen Forderungsausfallrisiken zu unterscheiden. Beobachtete Unterschiede sind vermutlich jedoch weniger auf die ausländischen Kunden selber zurückzuführen, sondern vielmehr Ausdruck verschiedener Managementkompetenzen und -anstrengungen in den Unternehmen.

Überprüfung von Hypothese 4:

In Hypothese 4 wurde die Vermutung formuliert, dass Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde eine höhere Ausfallquote aufweisen als Unternehmen mit durchschnittlich geringen Umsätzen pro Kunde. Diese Hypothese wird zunächst auf Grundlage von Zweistichprobentests überprüft. Als Abgrenzungskriterium zwischen den zu vergleichenden Unternehmensgruppen dient der Median der Kennzahl Umsatz pro Kunde. Dieser beträgt 18 496 Euro. Ein Unternehmen wird einer Stichprobe auf Basis seiner durchschnittlichen Ausprägung dieser Kennzahl zugeordnet. Die Auswertung für die gesamte Stichprobe ist in Tabelle 31 dargestellt.

Tabelle 31:

Vergleich der Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
unter 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	Mittelwert	1,49%	1,14%	1,20%	1,27%
	Median	0,70%	0,60%	0,36%	048%
	Beobachtungen	61	66	73	200
über 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	Mittelwert	2,75%	2,76%	2,94%	2,82%
	Median	0,53%	0,85%	0,00%	0,42%
	Beobachtungen	69	73	78	220
Signifikanzniveau		**	***	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Wie in Hypothese 4 vermutet, weisen Unternehmen, die durchschnittlich hohe Umsätze pro Kunde generieren, mit 2,82% deutlich höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit geringen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde (1,27%). Auch in den einzelnen Jahren kann dieser Zusammenhang beobachtet werden. Die Mediane sind jedoch bei den Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen etwas kleiner. Das spricht dafür, dass bei den Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde die Verteilung der Ausfallquoten etwas linkssteiler ist. Dies ist jedoch insofern nicht überraschend, da die mittlere Anzahl Kunden eines Unternehmens mit hohen durchschnittlichen Umsätzen im Mittel mit 204 (Median: 48 Kunden) deutlich geringer ist als in der zu vergleichenden Unternehmensgruppe mit im Mittel 840 Kunden (Median: 200 Kunden). Durch die geringere Kundenzahl würde selbst bei gleicher Ausfallwahrscheinlichkeit in den beiden Unternehmenssegmenten bei den Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen häufiger eine Ausfallquote in Höhe von 0% beobachtet werden. Durch diesen Effekt ist es zu erklären, warum hier die Mediane in einem anderen Verhältnis zueinander stehen als die Mittelwerte.

Auch ein Vergleich der Ausfallquoten von Neu-, Bestands- und Inlandskunden führt zu ähnlichen Ergebnissen wie ein Vergleich der Unternehmensgruppen auf Basis der gesamten Stichprobe. In allen drei Teilstichproben fällt bei Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde ein signifikant größerer Anteil der Kunden aus (vgl. Tabelle 32).

Tabelle 32:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (Teilstichproben)⁶¹²

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	Mittelwert	2,30%	1,34%	1,39%
	Beobachtungen	109	144	167
über 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	Mittelwert	3,27%	2,28%	2,53%
	Beobachtungen	86	185	205
Signifikanzniveau		*	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Gegen Hypothese 4 spricht jedoch die Korrelation zwischen der Kennzahl durchschnittlicher Umsatz pro Kunde und der Ausfallquote. Diese ist mit $r_p = -0,03$ nicht signifikant verschieden von null. Das heißt, hier kann kein linearer Zusammenhang zwischen den beiden Größen gemessen werden. Auch der Korrelationskoeffizient von Spearman führt zu einem ähnlichen Ergebnis. Dieser beträgt für die gesamte Stichprobe $r_s = -0,05$ und ist nicht signifikant verschieden von null.

Eine Erklärung für diese von der Erwartung abweichenden Korrelationskoeffizienten könnte darin bestehen, dass die drei Unternehmen mit den höchsten durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde in der Untersuchung weniger als 20 Kunden beliefern und von diesen keiner ausgefallen ist. Diesen drei Unternehmen kommt bei der Berechnung der Korrelationskoeffizienten jedoch eine besonders hohe Bedeutung zu, da sie aufgrund der großen Abweichung vom Mittelwert des durchschnittlichen Umsatzes pro Kunde mit einem sehr hohen Gewicht in die Berechnung des Pearson'schen Koeffizienten einfließen.⁶¹³ Bleiben diese drei Unternehmen unberücksichtigt, beträgt der Pearson'sche Korrelationskoeffizient $r_p = 0,21$ und ist damit hochsignifikant ($\alpha = 0,0000$) größer als null.⁶¹⁴ Der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist mit $r_s = 0,00$ aber auch in diesem Fall nicht ungleich null.

⁶¹² Für Auslandskunden stehen bei Unternehmen mit unter 18 496 Euro Umsatz pro Kunde weniger als 30 Beobachtungen für den gesamten Zeitraum zur Verfügung. Eine Betrachtung erfolgt hier daher nicht.

⁶¹³ Im Mittel erzielen die untersuchten Unternehmen einen durchschnittlichen Umsatz pro Kunde in Höhe von 160 041 Euro. Die drei hier betrachteten Unternehmen kommen im Mittel auf einen Wert von 4 505 440 Euro.

⁶¹⁴ Bereits das Weglassen der zwei größten Unternehmen würde zu einem Korrelationskoeffizienten führen, der signifikant größer als null ist.

Auch mit einer Diskriminanzanalyse kann Hypothese 4 weder bestätigt noch abgelehnt werden. Zwar ist Wilk's Lambda mit 0,984 hochsignifikant zum 1%-Niveau, wenn die Gruppen auf Basis des Medians der Ausfallquote gebildet werden. Basiert die Gruppenbildung jedoch auf dem Mittelwert der Ausfallquote, erfolgt keine statistisch signifikante Trennung der Gruppen auf Grundlage dieses Merkmals. In diesem Fall beträgt Wilk's Lambda 0,998.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Zweistichprobentests in ihrer Gesamtheit für die Richtigkeit der in Hypothese 4 entwickelten Vermutung sprechen. Die Korrelationskoeffizienten für die gesamte Stichprobe sprechen allerdings gegen Hypothese 4. Die Ergebnisse der Diskriminanzanalyse sind hier nicht eindeutig. Eine abschließende Bewertung von Hypothese 4 kann aufgrund dieser widersprüchlichen Ergebnisse hier daher nicht erfolgen.

Überprüfung von Hypothese 5:

In Hypothese 5 wurde die Vermutung formuliert, dass Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil ein deutlich größeres Ausfallrisiko eingehen als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil. Auch diese Hypothese wird zunächst auf Grundlage von Zweistichprobentests überprüft. Als Abgrenzungskriterium zwischen Unternehmen mit hohem Neukundenanteil und Unternehmen mit geringem Neukundenanteil dient der Median dieser Kennzahl. Der Neukundenanteil eines Unternehmens wird als Durchschnittswert der drei betrachteten Jahre bestimmt. Die Hälfte der befragten Unternehmen weist einen Neukundenanteil von unter 9,52% auf.

Tabelle 33:

Vergleich der Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
unter 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	1,85%	1,26%	1,61%	1,58%
	Median	0,60%	0,60%	0,20%	0,47%
	Beobachtungen	65	65	68	198
über 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	2,83%	2,92%	2,55%	2,76%
	Median	1,00%	0,89%	0,52%	0,83%
	Beobachtungen	55	63	71	189
Signifikanzniveau		*	***	-	***

$\alpha = 1\%$ (***) , $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*) .

Wie vermutet, fallen im Durchschnitt der drei betrachteten Jahre bei Unternehmen mit hohem Neukundenanteil im Mittel mit 2,76% deutlich mehr Kunden aus als bei Unternehmen mit geringem Neukundenanteil (1,58%). Der Unterschied zwischen den beiden Teilstichproben ist signifikant zum 1%-Niveau. Auch in den Jahren 2004 und 2005 ist die Ausfallquote bei Unternehmen mit hohem Neukundenanteil deutlich größer. Im Jahr 2006 ist der Unterschied zwischen den beiden Teilstichproben hingegen nicht signifikant. Jedoch liegt das Signifikanzniveau mit $\alpha = 0,1297$ nur knapp über dem Ablehnungsbereich (vgl. Tabelle 33).

Signifikante Unterschiede zwischen den beiden Unternehmensgruppen treten auch auf, wenn die Ausfallquoten von Bestands- beziehungsweise von Inlandskunden betrachtet werden (vgl. Tabelle 34). Dass auch die Ausfallquoten der Bestandskunden bei Unternehmen mit hohem Neukundenanteil höher sind, spricht dafür, dass der Neukundenanteil ein Indikator für die Managementqualität sein könnte. Wie in Abschnitt 4.1.2 formuliert, könnte es sein, dass junge Unternehmen erst einen Kundenstamm aufbauen müssen und daher einen höheren Neukundenanteil aufweisen, jedoch über geringere Erfahrungen bei der Bonitätsbewertung verfügen und daher mehr Ausfälle, auch bei ihren Bestandskunden, erleiden. Alternativ könnte diese höhere Ausfallquote der Bestandskunden bei Unternehmen mit hohem Neukundenanteil aber auch darauf zurückzuführen sein, dass es sich für Unternehmen mit geringer Kundenbindung eher lohnt, moderate Zahlungsziele mit Bestandskunden zu vereinbaren, um diese an sich zu binden. Ob eine der beiden hier formulierten Begründungen für den beobachteten Unterschied zwischen den Ausfallquoten der Bestandskunden ursächlich ist, kann mit dem vorliegenden Datensatz jedoch nicht überprüft werden.

Tabelle 34:

Vergleich von Ausfallquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (Teilstichproben)⁶¹⁵

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	2,24%	1,41%	1,57%
	Beobachtungen	64	178	182
über 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	2,97%	2,3%	2,43%
	Beobachtungen	131	158	181
Signifikanzniveau		-	**	**

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Hinsichtlich der Neukunden kann zwischen den beiden Unternehmensgruppen kein signifikanter Unterschied festgestellt werden. Dieses Ergebnis spricht wiederum dafür, dass die in der gesamten Stichprobe gemessenen Unterschiede auch auf unterschiedliche Ausfallrisiken von Neu- und Bestandskunden zurückzuführen sein könnten. In Tabelle 35 erfolgt daher ein Vergleich der Ausfallquoten von Neu- und Bestandskunden. Neukunden weisen demnach mit durchschnittlich 2,73% eine deutlich höhere Ausfallquote auf als Bestandskunden mit 1,83%. Dieser Unterschied kann auch in den Jahren 2005 und 2006 bestätigt werden. Die Unterschiede im Jahr 2004 sind hingegen nur marginal. In allen drei betrachteten Jahren ist der Median der Ausfallquote bei Bestandskunden höher. Dies ist jedoch insofern nicht überraschend, da die Anzahl der Neukunden in den meisten Unternehmen eher gering ist und Fälle, in denen kein Ausfall erfolgt, damit nicht ungewöhnlich sind. Insgesamt deutet das Ergebnis auf eine höhere Ausfallquote von Neukunden hin.

⁶¹⁵ Für Auslandskunden stehen bei Unternehmen mit hohem Neukundenanteil weniger als 30 Beobachtungen für den gesamten Zeitraum zur Verfügung. Eine Betrachtung erfolgt hier daher nicht.

Tabelle 35:

Vergleich der Ausfallquoten zwischen Neu- und Bestandskunden (gesamte SP)

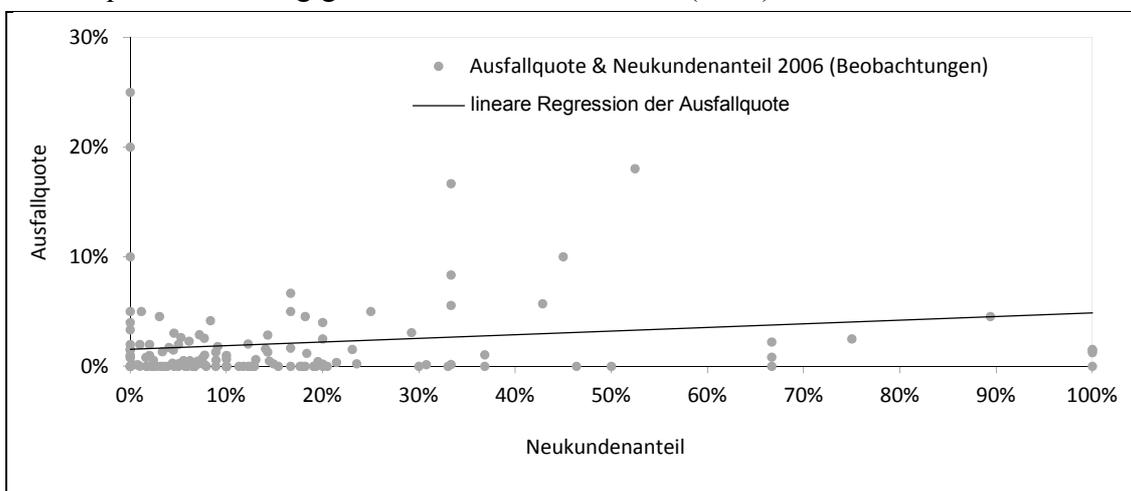
		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Neukunden	Mittelwert	2,29%	2,93%	2,92%	2,73%
	Median	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Beobachtungen	59	66	70	195
Bestandskunden	Mittelwert	2,18%	1,88%	1,50%	1,83%
	Median	0,34%	0,37%	0,13%	0,26%
	Beobachtungen	101	115	120	336
Signifikanzniveau		-	*	**	**

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Auch die Korrelationskoeffizienten unterstützen die Annahme einer positiven Abhängigkeit zwischen der Ausfallquote und dem Neukundenanteil. Sowohl der Pearson'sche Korrelationskoeffizient $r_p = 0,18$ als auch der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman $r_s = 0,15$ sind zum 1% Niveau signifikant größer als null. Die hier gemessene Korrelation würde damit ebenfalls Hypothese 5 unterstützen. Abbildung 37 veranschaulicht die beobachtete Abhängigkeit exemplarisch für das Jahr 2006.

Abbildung 37:

Ausfallquote in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (2006)



Auch kann eine signifikante (1%-Niveau) Trennung der Unternehmen mit überdurchschnittlichen von den Unternehmen mit unterdurchschnittlichen Ausfallquoten unter Verwendung dieses Merkmals erfolgen (Wilk's Lambda: 0,969). Werden die Unternehmensgruppen mit hohen und geringen Ausfallquoten auf Basis des Medians der Ausfallquote definiert, können diese Gruppen ebenfalls signifikant (10%-Niveau) mit diesem Merkmal getrennt werden (Wilk's Lambda: 0,993).

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass in der zugrunde liegenden Stichprobe der erwartete Zusammenhang zwischen Ausfallquote und Neukundenanteil gefunden

werden kann. Auch weisen die Neukunden der befragten Unternehmen im Durchschnitt der drei betrachteten Jahre signifikant höhere Ausfallquoten auf als Bestandskunden. Damit kann auch diese im Rahmen der Hypothese 5 entwickelte Vermutung bestätigt werden.

Überprüfung von Hypothese 6:

In Hypothese 6 wurde vermutet, dass sich höhere Insolvenzquoten in Ostdeutschland negativ auf das Forderungsausfallrisiko auswirken könnten. Auch wurde argumentiert, dass ostdeutsche (Industrie-)Unternehmen aufgrund ihres stärkeren Wachstums einen höheren Neukundenanteil aufweisen könnten und daher eine höhere Ausfallquote zu erwarten wäre. Bei den hier befragten Unternehmen kann unter den ostdeutschen Unternehmen mit 22,7% tatsächlich ein etwas höherer Neukundenanteil beobachtet werden als bei westdeutschen Unternehmen (18,8%). Allerdings kann die Hypothese, dass ostdeutsche Unternehmen höhere Ausfallquoten aufweisen, mit der hier vorliegenden Stichprobe nicht untermauert werden. Zwar weisen ostdeutsche Unternehmen mit 2,33% im Mittel der drei betrachteten Jahre eine etwas höhere Ausfallquote auf als westdeutsche Unternehmen (1,84%), der Unterschied ist allerdings insignifikant (vgl. Tabelle 36). Auch in den einzelnen Jahren kann kein Unterschied zwischen den beiden Regionen festgestellt werden. Damit scheint auch hier, ähnlich wie beim Branchenvergleich, das höhere Insolvenzrisiko in einzelnen Regionen keinen Einfluss auf die Ausfallquote zu haben.

Tabelle 36:

Vergleich der Ausfallquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
ostdeutsche Unternehmen	Mittelwert	2,26%	2,32%	2,39%	2,33%
	Median	0,71%	0,89%	0,29%	0,71%
	Beobachtungen	52	55	63	170
westdeutsche Unternehmen	Mittelwert	2,01%	1,72%	1,82%	1,84%
	Median	0,44%	0,24%	0,22%	0,32%
	Beobachtungen	81	87	92	260
Signifikanzniveau		-	-	-	-

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Allerdings deutet eine Auswertung, differenziert nach Neu-, Bestands- und Inlandskunden für den gesamten Zeitraum, zumindest hinsichtlich der Inlandskunden, schwach auf den in Hypothese 6 formulierten Zusammenhang hin (vgl. Tabelle 37). Da wie oben beschrieben höhere Ausfallquoten bei ostdeutschen Unternehmen aufgrund höherer Insolvenzquoten in Ostdeutschland erwartet wurden, könnte die höhere Ausfallquote der Inlandskunden ostdeutscher Unternehmen ein Indiz dafür sein, dass dieser Zusammenhang besteht.

Eine Untersuchung, inwiefern die Herkunft geeignet sein kann, zwischen Unternehmen mit hohen und geringen Ausfallquoten zu unterscheiden, liefert keine eindeutigen Er-

gebnisse. Werden die beiden Gruppen anhand des Mittelwertes der Ausfallquote definiert, deutet Wilk's Lambda mit 0,983 hochsignifikant (1%-Niveau) darauf hin, dass anhand dieses Merkmals eine Trennung erfolgen kann. Erfolgt die Gruppierung allerdings auf Basis des Medians der Ausfallquote, weist das Merkmal keine signifikante Trennschärfe auf (Wilk's Lambda: 0,996).

Tabelle 37:

Vergleich der Ausfallquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
Ostdeutschland	Mittelwert	2,82%	2,05%	2,36%
	Beobachtungen	84	137	147
Westdeutschland	Mittelwert	2,66%	1,68%	1,75%
	Beobachtungen	111	199	232
Signifikanzniveau		-	-	*

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Zusammenfassend scheint der Standort eines Unternehmens auf die Ausfallquote eher von untergeordneter Bedeutung zu sein. Das heißt, es kann mit dem Zweistichprobentest nur ein schwaches Indiz für Unterschiede zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen bei den Inlandskunden gemessen werden. Auf Grundlage der Diskriminanzanalyse konnte ebenfalls keine eindeutige Aussage getroffen werden. Insgesamt deutet die Untersuchung daher eher auf insignifikante Unterschiede zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen hin.

4.2.6 Überprüfung der Hypothesen hinsichtlich der Verlustquote

Die oben entwickelten Hypothesen zur Verlustquote beruhen zum Teil auf der Annahme, dass Unternehmen mit hohen Ausfallquoten einen größeren Anreiz haben, Sicherungsinstrumente einzusetzen. Daher wurde vermutet, dass die Ausfallquote und die Verlustquote negativ korreliert sind. Bevor im Folgenden die einzelnen Hypothesen untersucht werden, soll hier zunächst überprüft werden, ob eine solche negative Abhängigkeit in der zugrunde liegenden Stichprobe besteht. Der Korrelationskoeffizient nach Pearson beträgt für die betrachteten drei Jahre $r_p = -0,17$ und ist hochsignifikant ($\alpha < 1\%$) kleiner als null. Auch der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist mit $r_s = -0,22$ hochsignifikant verschieden von null. Damit kann der in Ungleichung (113) vermutete Zusammenhang hier bestätigt werden.

Überprüfung von Hypothese 7:

In Hypothese 7 wurde vermutet, dass, wenn kleine Unternehmen im Mittel von höheren Ausfallwahrscheinlichkeiten ihrer Kunden ausgehen müssen, sie dann einen größeren Anreiz haben, Sicherungsinstrumente einzusetzen, um ihre Verluste im Schadensfall zu begrenzen. Daraus wurde geschlussfolgert, dass kleine Unternehmen im Mittel geringere

Verlustquoten aufweisen müssten als große Unternehmen. Im vorangegangenen Abschnitt wurde Hypothese 1 bestätigt. Damit sollte auch Hypothese 7 bestätigt werden können.

In der zugrunde liegenden Erhebung kann ein solcher Zusammenhang anhand von Zweistichprobentests jedoch nicht gezeigt werden. Weder bei einer Differenzierung der Unternehmen nach der Mitarbeiterzahl noch nach dem Umsatz kann zwischen beiden Unternehmensgruppen ein signifikanter Unterschied zwischen den beiden Gruppen gemessen werden. Die Abgrenzung der beiden Gruppen erfolgt anhand des jeweiligen Gruppenmedians (vgl. Tabelle 38). Auch bei einer differenzierten Auswertung nach Neu-, Bestands- und Inlandskunden für den gesamten Zeitraum können mit Zweistichprobentests keine signifikanten Unterschiede gemessen werden (vgl. Tabelle 39).

Tabelle 38:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Größe differenziert nach Mitarbeiterzahl					
gesamte SP bis 18 Beschäftigte	Mittelwert	89%	84%	79%	83%
	Beobachtungen	79	84	87	250
	Unternehmen	34	35	37	46
gesamte SP über 18 Beschäftigte	Mittelwert	88%	80%	86%	85%
	Beobachtungen	105	110	91	309
	Unternehmen	41	43	37	49
Signifikanzniveau		-	-	*	-
Größe differenziert nach Umsatz					
gesamte SP bis 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	87%	85%	79%	84%
	Beobachtungen	84	92	85	261
	Unternehmen	37	38	37	49
gesamte SP über 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	91%	80%	85%	85%
	Beobachtungen	95	102	92	289
	Unternehmen	37	39	36	45
Signifikanzniveau		-	-	-	-

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Auch die Korrelation zwischen der Verlustquote und den beiden Größenmerkmalen legt eine Ablehnung von Hypothese 7 nahe. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient zwischen der Verlustquote und der Mitarbeiterzahl ist mit $r_p = -0,06$ sogar signifikant kleiner als null ($\alpha = 0,0902$), während der Pearson'sche Korrelationskoeffizient zwischen Verlustquote und Umsatz mit $r_p = 0,06$ signifikant größer als null ist ($\alpha = 0,0834$). Damit weist zumindest diese Korrelation das erwartete Vorzeichen auf. Der aufgrund der hohen Anzahl Bindungen vermutlich geeignetere Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist zwischen der Verlustquote und der Mitarbeiterzahl mit $r_s = -0,05$ nicht signifikant verschieden von null, während der Rangkorrelationskoeffizient zwischen Verlustquote und Umsatz mit $r_s = -0,06$ sogar signifikant kleiner als null ist ($\alpha = 0,0909$).

Auch eine Diskriminanzanalyse führt zu dem Ergebnis, dass mit den Merkmalen Mitarbeiterzahl und Umsatz keine Trennung zwischen Unternehmen mit über- und unterdurchschnittlichen Verlustquoten erfolgen kann. In beiden Fällen ist Wilk's Lambda mit 1,000 (Mitarbeiterzahl) und 0,995 (Umsatz) insignifikant. Zusammenfassend muss da-

mit der in Hypothese 7 vermutete Zusammenhang zwischen Unternehmensgröße und Verlustquote abgelehnt werden.

Tabelle 39:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
Ausfallquote nach Umsatz differenziert				
bis 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	78%	87%	82%
	Beobachtungen	72	166	173
	Unternehmen	26	37	40
über 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	78%	85%	83%
	Beobachtungen	54	197	208
	Unternehmen	21	36	37
Signifikanzniveau		-	-	-
Ausfallquote nach Mitarbeiterzahl differenziert				
bis 18 Beschäftigte	Mittelwert	77%	87%	82%
	Beobachtungen	70	153	162
	Unternehmen	25	33	36
über 18 Beschäftigte	Mittelwert	79%	84%	83%
	Beobachtungen	56	214	217
	Unternehmen	22	40	40
Signifikanzniveau		-	-	-

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Eine mögliche Ursache für dieses Ergebnis könnte darin bestehen, dass große Unternehmen im Mittel ihren Kunden höhere Forderungsbeträge gewähren als kleine Unternehmen. In Hypothese 11 wird die Vermutung formuliert, dass der gewährte Forderungsbetrag und die Verlustquote negativ korreliert sind. Diese Hypothese wird später überprüft. Wenn ein solcher Zusammenhang gezeigt werden kann, könnte die Ablehnung von Hypothese 7 auf zwei gegenläufige Effekte zurückzuführen sein. So ist es möglich, dass kleine Unternehmen aufgrund ihrer höheren Ausfallquote, wie erwartet, einen größeren Anreiz haben, Sicherungsinstrumente zu verwenden. Andererseits könnten aber große Unternehmen einen stärkeren Anreiz haben, solche Instrumente einzusetzen, weil sie im Mittel ihren Kunden höhere Lieferantenkredite gewähren. Somit können beide Unternehmensgruppen ein vergleichbares Interesse daran haben, sich gegen Forderungsausfälle abzusichern. Die Ablehnung von Hypothese 7 wäre in diesem Fall nachvollziehbar. In Tabelle 40 erfolgt ein Vergleich der gewährten Forderungsbeträge zwischen beiden Unternehmensgruppen auf Grundlage von Zweistichprobentests. Dabei können nur die Forderungsbeträge berücksichtigt werden, die ausgefallen sind, da über nicht ausgefallene Beträge keine Informationen vorliegen. In den Jahren 2004 und 2005 sowie im Durchschnitt der drei betrachteten Jahre gewähren große Unternehmen signifikant höhere Lieferantenkredite als kleine Unternehmen. Für das Jahr 2006 können

keine statistisch gesicherten Unterschiede gemessen werden. Auch die Korrelationskoeffizienten sind jeweils zum 1%-Niveau signifikant größer als null. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient zwischen dem gewährten Forderungsbetrag und der Mitarbeiterzahl beträgt $r_p = 0,16$ und zwischen gewährtem Forderungsbetrag und Umsatz $r_p = 0,21$. Der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist im ersten Fall $r_s = 0,18$ und im zweiten Fall $r_s = 0,22$. Kann also gezeigt werden, dass Hypothese 11 zutrifft, dann könnte die Ursache für die Ablehnung von Hypothese 7 darin liegen, dass große Unternehmen ihren Kunden im Mittel höhere Forderungsbeträge gewähren.

Tabelle 40:

Vergleich gewährter Forderungsbeträge in Abhängigkeit von der Unternehmensgröße (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Größe differenziert nach Mitarbeiterzahl					
gesamte SP bis 18 Beschäftigte	Mittelwert	6 570 Euro	7 356 Euro	10 829 Euro	8 316 Euro
	Beobachtungen	79	84	87	250
	Unternehmen	34	35	37	46
gesamte SP über 18 Beschäftigte	Mittelwert	21 442 Euro	14 225 Euro	13 698 Euro	16 545 Euro
	Beobachtungen	105	110	91	306
	Unternehmen	41	43	37	49
Signifikanzniveau		***	**	-	***
Größe differenziert nach Umsatz					
gesamte SP bis 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	6 610 Euro	6 825 Euro	10 202 Euro	7 856 Euro
	Beobachtungen	84	92	85	261
	Unternehmen	37	38	37	49
gesamte SP über 1,85 Mio. Euro Umsatz	Mittelwert	19 534 Euro	15 054 Euro	14 259 Euro	16 274 Euro
	Beobachtungen	95	102	92	289
	Unternehmen	37	39	36	45
Signifikanzniveau		***	**	-	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Überprüfung von Hypothese 8:

In Hypothese 8 wurde die Vermutung formuliert, dass in den Branchen, in denen überdurchschnittlich hohe Ausfallquoten beobachtet werden, die Verlustquoten unterdurchschnittlich sind. Da im vorangegangenen Abschnitt gezeigt werden konnte, dass sich die Ausfallquoten zwischen einzelnen Branchen signifikant unterscheiden, sind auch hinsichtlich der Verlustquote signifikante Unterschiede zu erwarten. In Tabelle 41 ist ein Vergleich zwischen verschiedenen Branchen dargestellt. Es wird deutlich, dass auch hier einzelne Branchen signifikant überdurchschnittliche Verlustquoten aufweisen.

Tabelle 41:
Vergleich der Verlustquoten verschiedener Branchen⁶¹⁶

Branche (WZ 2003)	Bezeichnung	Verlustquote 2004 bis 2006	Branche (WZ 2003)										Anzahl Beobachtungen 2004 bis 2006	Anzahl Unternehmen 2004 bis 2006
			15 bis 37	15 bis 16	17 bis 18	19 bis 20	21 bis 22	24 bis 25	26	27 bis 28	29, 34 bis 35	30 bis 33		
15 bis 37	Verarbeitendes Gewerbe	84,1%	-	**	***	***	**	-	-	***	**	*	561	96
15 bis 16	Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung	67,3%	**	-	***	-	***	-	**	***	***	-	34	8
17 bis 18	Textil- und Bekleidungs- gewerbe	95,8%	***	***	-	***	*	***	***	-	**	***	41	4
19 bis 20	Ledergewerbe und Holz- gewerbe (ohne Herstellung von Möbeln)	73,1%	***	-	***	-	***	-	**	***	***	-	66	9
21 bis 22	Papier-, Verlags- und Druckgewerbe	90,4%	**	***	*	***	-	**	**	*	-	***	85	10
24 bis 25	Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren*	91,2%											17	5
26	Glasgewerbe, H. v. Keramik, Verarb. v. Steinen u. Erden	77,7%	-	-	***	-	**	-	-	***	**	-	33	6
27 bis 28	Metallerzeug. u.-bearb., H. von Metallerzeugnissen	83,8%	-	**	***	**	**	-	-	***	**	*	142	26
29, 34 bis 35	Maschinenbau und Fahrzeugbau	95,6%	***	***	-	***	*	***	***	-	**	***	45	9
30 bis 33	H. v. Büromasch., DV-Gerät. u.- Einr., Elektrotech. usw.	89,8%	**	***	**	***	-	**	**	**	-	***	55	7
36 bis 37	H. v. Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling	75,0%	*	-	***	-	***	-	*	***	***	-	43	12

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

* Diese Branche bleibt aufgrund der geringen Anzahl an Beobachtungen beim Zweistichprobentest unberücksichtigt.

Es wäre außerdem zu erwarten, dass Branchen mit hohen Ausfallquoten geringe Verlustquoten aufweisen. In Tabelle 42 sind die Rangfolgen, wie sie sich entsprechend der mittleren Ausfallquoten und mittleren Verlustquoten ergeben, abgebildet. Der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist mit $r_s = -0,42$ nicht signifikant verschieden von null. Allerdings werden die Rangfolgen auf Grundlage von Stichproben bestimmt. So unterscheiden sich beispielsweise die Verlustquoten der Branchen Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung sowie Ledergewerbe und Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln) nicht signifikant voneinander. Würde beispielsweise diesen Branchen statt der Ränge 10 und 9 der mittlere Rang 9,5 zugeordnet werden, steigt die Korrelation auf $r_s = -0,46$ und ist zum 10%-Niveau verschieden von null.

⁶¹⁶ Beim Vergleich zwischen dem gesamten Verarbeitenden Gewerbe und den einzelnen Branchen wird das Verarbeitende Gewerbe aus Vereinfachungsgründen nicht um die zu vergleichende Branche bereinigt.

Auf Grundlage der vorliegenden Stichprobe kann gezeigt werden, dass sich Verlustquoten zwischen Branchen unterscheiden. Auch eine Diskriminanzanalyse bestätigt, dass dieses Merkmal genutzt werden kann, um zwischen Unternehmen mit über- und unterdurchschnittlichen Verlustquoten zu differenzieren. Wilk's Lambda weist mit 0,931 auf eine hochsignifikante Trennung (1%-Niveau) der beiden Gruppen hin, wenn als Trennungsvariable Branchendummies genutzt werden.⁶¹⁷ Ein statistisch abgesicherter Nachweis der Hypothese, dass Branchen mit hohen mittleren Verlustquoten geringe mittlere Ausfallquoten aufweisen, kann hier allerdings nicht erbracht werden. Zwar führt eine leichte Modifikation bei der Rangbildung zu einem statistisch signifikanten Korrelationskoeffizienten, jedoch ist eine solche Modifikation relativ willkürlich. Insgesamt kann das Ergebnis allerdings als ein Indiz dafür gewertet werden, dass der in Hypothese 8 vermutete Zusammenhang existieren könnte. Für einen statistischen Nachweis ist jedoch eine größere Stichprobe erforderlich. Insbesondere ist hier die geringe Anzahl Unternehmen in einzelnen Branchen kritisch zu beurteilen.

Tabelle 42:

Branchenrangfolgen auf Basis der mittleren Verlust- und Ausfallquoten

Branche	Rangfolge sortiert nach	
	Ø Ausfallquote	Ø Verlustquote
Textil- und Bekleidungsindustrie	10	1
Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	9	3
Ernährungsindustrie und Tabakverarbeitung	8	10
Maschinenbau und Fahrzeugbau	7	2
Glasindustrie, H. v. Keramik, Verarb. v. Steinen u. Erden	6	7
H. v. Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling	5	8
Metallerzeug. u.- bearb., H. von Metallerzeugnissen	4	6
Papier-, Verlags- und Druckindustrie	3	4
H. v. Büromasch., DV-Gerät. u.- Einr., Elektrotech. usw.	2	5
Lederindustrie und Holzindustrie (ohne Herstellung von Möbeln)	1	9
Rangkorrelationskoeffizient von Spearman zwischen durchschnittlicher Ausfallquote und der Ordnung in der jeweiligen Spalte		$r_s = -0,42$

Überprüfung von Hypothese 9:

In Hypothese 9 wird erwartet, dass sich die Verlustquote mit steigender Auslandsaktivität erhöht. Zur Überprüfung dieser Hypothese erfolgen zunächst Zweistichprobentests. Wie bei der Auswertung der Stichprobe, in Bezug auf Hypothese 3, wird auch hier zur Abgrenzung von Unternehmen mit hoher und Unternehmen mit geringer Auslandsaktivität ein im Ausland erwirtschafteter Umsatzanteil von 10% gewählt.

Tabelle 43 zeigt, dass sich die Verlustquoten im Mittel aller betrachteten Jahre wie erwartet signifikant unterscheiden. Unternehmen, welche einen hohen Anteil ihres Umsatz-

⁶¹⁷ Die Branche Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren wird als Referenzbranche in der Analyse nicht berücksichtigt.

zes im Ausland erwirtschaften, müssen im Schadensfall im Mittel 93% einer Forderung abschreiben, während Unternehmen mit einem geringen Anteil des im Ausland erwirtschafteten Umsatzes im Schadensfall im Mittel nur 81% des gewährten Forderungsbetrages verlieren. Auch in den Jahren 2005 und 2006 kann ein signifikanter Unterschied festgestellt werden. Im Jahr 2005 ist der Unterschied insignifikant. Allerdings liegt in diesem Jahr das Signifikanzniveau mit $\alpha = 0,1018$ nur knapp über dem Ablehnungsbereich. Auch eine separate Betrachtung westdeutscher Unternehmen lässt in der Gesamtheit der betrachteten Jahre auf signifikante Unterschiede zwischen den Unternehmensgruppen schließen. Die Unterschiede sind allerdings nicht mehr so deutlich wie für die gesamte Stichprobe. Die Untersuchung für westdeutsche Unternehmen erfolgt hier, weil im Wesentlichen diese im Ausland aktiv sind. Das Ergebnis der gesamten Stichprobe hätte daher auch auf regionale Unterschiede zurückzuführen sein können.

Tabelle 43:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	86%	77%	81%	81%
	Beobachtungen	111	125	116	352
	Unternehmen	48	50	51	62
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	92%	94%	95%	93%
	Beobachtungen	58	53	40	151
	Unternehmen	21	20	15	24
Signifikanzniveau		-	***	***	***
Westdeutschland					
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	92%	87%	90%	90%
	Beobachtungen	51	62	56	169
	Unternehmen	24	26	24	33
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	91%	95%	95%	94%
	Beobachtungen	55	48	39	142
	Unternehmen	19	17	14	21
Signifikanzniveau		-	**	-	**

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Auch eine Auswertung, differenziert nach Neu-, Bestands- und Inlandskunden, untermauert die in Hypothese 9 formulierte Vermutung. In den einzelnen Kundengruppen weisen Unternehmen mit hohen Auslandsumsätzen signifikant höhere Verlustquoten auf (vgl. Tabelle 44). Besonders deutlich sind die Unterschiede bei Bestands- und Inlandskunden. Hinsichtlich der Neukunden weisen Unternehmen mit einem hohen Anteil an Auslandsumsätzen ebenfalls höhere Verlustquoten auf. Allerdings ist das Signifikanzniveau etwas geringer als bei Bestands- und Inlandskunden.

Die Korrelationskoeffizienten zwischen der Verlustquote und dem Auslandsumsatzanteil sind ebenfalls zum 1%-Niveau signifikant größer als Null. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient beträgt $r_p = 0,12$ und der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist $r_s = 0,20$. Damit kann auch mit dieser Untersuchung Hypothese 9 unterstützt werden. Ebenfalls für diese Hypothese spricht eine Diskriminanzanalyse. Werden zwei Gruppen mit über- beziehungsweise unterdurchschnittlichen Verlustquoten gebildet, kann der Anteil des Auslandsumsatzes zu einer zum 1%-Niveau signifikanten Trennung der beiden Gruppen beitragen. Wilk's Lambda beträgt hierbei 0,979.

Tabelle 44:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Auslandsumsatz (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	75%	83%	81%
	Beobachtungen	91	226	274
	Unternehmen	35	46	54
über 10% Auslandsumsatz	Mittelwert	88%	93%	93%
	Beobachtungen	19	113	63
	Unternehmen	7	21	17
Signifikanzniveau		*	***	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Tabelle 45:

Vergleich von Verlustquoten zwischen Inlands- und Auslandskunden

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
Inlandskunden	Mittelwert	93%	85%	91%	89%
	Beobachtungen	54	70	58	182
	Unternehmen	21	25	21	34
Auslandskunden	Mittelwert	88%	91%	87%	89%
	Beobachtungen	24	17	17	58
	Unternehmen	14	10	12	18
Signifikanzniveau		-	*	-	-

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Bei der Begründung von Hypothese 9 wurde die Vermutung formuliert, dass die Nutzung von Sicherungsinstrumenten bei ausländischen Kunden teurer sein könnte als bei inländischen Kunden. Daher könnte sich die Nutzung von Instrumenten wie Eigentumsvorbehalte bei inländischen Kunden eher lohnen. Wenn dies der Fall ist, dann sollten Unterschiede zwischen den Verlustquoten inländischer und ausländischer Kunden gemessen werden können. Tabelle 45 zeigt einen Vergleich der Verlustquoten bei Ausfall inländischer und ausländischer Kunden. Um eine bessere Vergleichbarkeit zu gewährleisten, werden nur Unternehmen berücksichtigt, die im Ausland mindestens 1% ihres Umsatzes erwirtschaften. Demnach sind im Mittel der drei betrachteten Jahre keine signi-

fikanten Unterschiede zwischen den Verlustquoten inländischer und ausländischer Forderungsverluste festzustellen. In den einzelnen betrachteten Jahren wurde nur im Jahr 2005 ein Unterschied zum 10%-Niveau festgestellt. Damit deutet die Stichprobe darauf hin, dass Unterschiede hinsichtlich der Verlustquote zwischen Unternehmen mit geringen und Unternehmen mit hohen Anteilen ausländischer Umsätze nicht auf unterschiedliche Risiken zwischen Auslands- und Inlandskunden zurückzuführen sind. Eine Diskriminanzanalyse zeigt jedoch, dass mit einer Dummyvariable für Inlands- bzw. Auslandskunden eine Trennung zwischen hohen und geringen Verlustquoten zum 10%-Niveau erfolgen kann (Wilk's Lambda: 0,994). Dieses Ergebnis kann so interpretiert werden, dass die Höhe der Verlustquote geringfügig davon beeinflusst werden könnte, ob eine ausgefallene Forderung einen ausländischen Kunden betrifft. Eine Bewertung der Ergebnisse kann hier allerdings nur vor dem Hintergrund einer sehr kleinen Stichprobe hinsichtlich der Auslandskunden erfolgen.

Zusammenfassend deuten die Ergebnisse der Unternehmensbefragung darauf hin, dass Unternehmen mit hohen Auslandsumsatzanteilen höhere Verlustquoten aufweisen. Diese Unterschiede sind dabei vermutlich aber weniger auf unterschiedliche Risiken zwischen Inlands- und Auslandskunden zurückzuführen. Vielmehr scheint die Auslandsaktivität ein geeigneter Indikator für die Managementaktivität und -qualität zu sein.

Überprüfung von Hypothese 10:

In Hypothese 10 wurde vermutet, dass mit steigendem durchschnittlichen Umsatz pro Kunde die Verlustquote sinkt. Diese Annahme wurde getroffen, da bei Kunden mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde eine höhere Ausfallquote erwartet wird. Im vorangegangenen Abschnitt konnte jedoch kein eindeutiger Nachweis dafür erbracht werden, dass Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde höhere Ausfallquoten aufweisen. Zwar konnte mit Zweistichprobentests ein hochsignifikanter Unterschied festgestellt werden, dieser wurde allerdings nicht durch die Korrelationskoeffizienten bestätigt. Auch eine Diskriminanzanalyse führte zu keinem eindeutigen Ergebnis. Eine abschließende Bewertung war daher nicht möglich.

Die Verlustquoten unterscheiden sich jedoch zwischen beiden Gruppen signifikant. Im Durchschnitt der drei betrachteten Jahre verloren Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde im Mittel mit 79% einen deutlich geringeren Anteil des gewährten Forderungsbetrages im Schadensfall als Unternehmen mit geringen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde (89%) (vgl. Tabelle 46). Auch in den Jahren 2005 und 2006 sind die Unterschiede hochsignifikant. Im Jahr 2004 ist die durchschnittliche Verlustquote bei Unternehmen mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde zwar größer als bei Unternehmen mit einem höheren durchschnittlichen Umsatz pro Kunde, der Unterschied ist hier allerdings nicht signifikant ($\alpha = 0,1180$).

Tabelle 46:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
unter 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	Mittelwert	91%	87%	88%	89%
	Beobachtungen	87	90	86	263
	Unternehmen	37	36	37	44
über 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	Mittelwert	86%	75%	76%	79%
	Beobachtungen	75	82	72	229
	Unternehmen	29	30	28	37
Signifikanzniveau		-	***	***	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Auch ein Vergleich der Kundensegmente Neu,- Bestands- und Inlandskunden beider Gruppen lässt Unterschiede vermuten (vgl. Tabelle 47). In allen drei Gruppen liegen im Mittel der drei betrachteten Jahre die Verlustquoten bei den Unternehmen mit geringen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde signifikant über denen der Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde. Die Korrelation zwischen der Verlustquote und dem durchschnittlichen Umsatz pro Kunde ist ebenfalls hochsignifikant kleiner als null. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient beträgt $r_p = -0,13$ und der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist $r_s = -0,24$. Auch kann die Variable Umsatz pro Kunde genutzt werden, um eine signifikante Trennung zwischen den Gruppen mit über- und unterdurchschnittlichen Verlustquoten vorzunehmen. Wilk's Lambda beträgt 0,986 und ist zum 1%-Niveau signifikant.

Tabelle 47:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Umsatz pro Kunde (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	Mittelwert	88%	89%	88%
	Beobachtungen	59	170	190
	Unternehmen	19	34	34
über 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	Mittelwert	72%	82%	78%
	Beobachtungen	54	160	163
	Unternehmen	23	29	32
Signifikanzniveau		***	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Da im vorangegangenen Kapitel kein eindeutiger Nachweis dafür erbracht werden konnte, dass sich die beiden Unternehmensgruppen signifikant hinsichtlich ihrer mittleren Ausfallquoten unterscheiden, stellt sich die Frage, wie die hier festgestellten signifikanten Unterschiede begründet werden können. Wie in Ungleichung (113) dargestellt ist zu vermuten, dass ein negativer Zusammenhang zwischen der Verlustquote und dem gewährten Forderungsbetrag bestehen könnte. Diese Vermutung wird im Folgenden

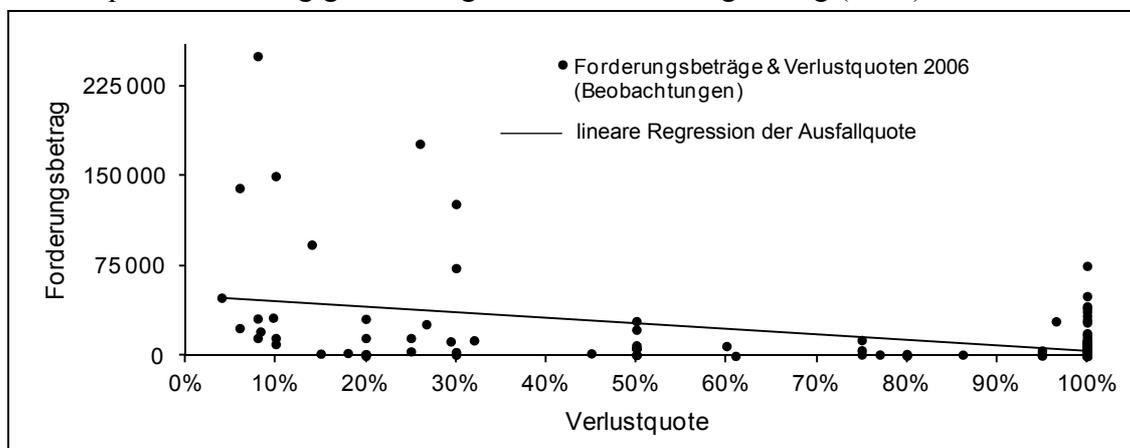
überprüft. Kann gezeigt werden, dass ein solcher Zusammenhang existiert, dann könnten die hier beobachteten Ergebnisse darauf zurückzuführen sein, dass Unternehmen mit überdurchschnittlichen Umsätzen pro Kunde im Mittel höhere Forderungsbeträge gewähren und damit einen größeren Anreiz haben, Sicherungsinstrumente zu nutzen. Wenn Unternehmen mit überdurchschnittlichen Umsätzen pro Kunde ihren Kunden tatsächlich höhere Kredite gewähren, dann sollte ein positiver Zusammenhang zwischen dem gewährten Forderungsbetrag und dem durchschnittlichen Umsatz pro Kunde in der Stichprobe nachgewiesen werden können. Die Korrelation zwischen diesen beiden Kennzahlen beträgt nach Person $r_p = 0,16$ und nach Spearman $r_s = 0,30$. Beide Korrelationskoeffizienten sind damit zum 1%-Niveau verschieden von null. Kann im Folgenden Hypothese 11 bestätigt werden, könnte das hier beobachtete Ergebnis darauf zurückzuführen sein, dass Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen ihren Kunden tendenziell höhere Kredite einräumen.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass Unternehmen mit hohen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde geringere Verlustquoten aufweisen als Unternehmen mit geringen durchschnittlichen Umsätzen pro Kunde. Das deutet darauf hin, dass in der zuerst genannten Unternehmensgruppe ein größerer Anreiz besteht, Vorsorgemaßnahmen für den Schadensfall zu treffen.

Überprüfung von Hypothese 11:

Neben dem Zusammenhang zwischen Ausfallquote und Verlustquote legt die Ungleichung (113) auch eine Abhängigkeit zwischen der Verlustquote und dem gewährten Forderungsbetrag nahe. Entsprechend wurde in Hypothese 11 die Vermutung formuliert, dass in den Fällen, in denen eine betragsmäßig große Forderung ausfällt, eine geringe Verlustquote beobachtet wird. Für die Auswertung der Frage, ob hohe Forderungsbeträge bei einem Ausfall tendenziell mit geringeren Verlustquoten verbunden sind, werden 561 Ausfallereignisse betrachtet. Für jedes dieser Ausfallereignisse wird der gewährte Forderungsbetrag aus dem Forderungsverlust und der Verlustquote abgeleitet. Von Ausfällen sind Forderungsbeträge zwischen 16 und 344 444 Euro betroffen. Im Mittel beträgt der gewährte Forderungsbetrag 12 746 Euro, wobei in der Hälfte der Fälle ein Forderungsbetrag von 2 300 Euro nicht überschritten wird. Da in 69% der zur Verfügung stehenden Beobachtungen der gesamte Forderungsbetrag abgeschrieben werden musste, wird hier im Rahmen eines Zweistichprobentests nur überprüft, ob in den Fällen, in denen es zu einem Komplettausfall kam, der im Mittel gewährte Forderungsbetrag signifikant geringer ist als in den Fällen, in denen nicht die gesamte Forderung ausgefallen ist. Der mittlere Forderungsbetrag von gewährten Zahlungszielen, bei deren Ausfall eine Verlustquote von weniger als 100% beobachtet wird, beträgt 22 255 Euro. Bei Komplettausfällen beträgt der durchschnittliche Forderungsbetrag 8 506 Euro. Der Unterschied zwischen den beiden Mittelwerten ist zum 1%-Niveau signifikant.

Abbildung 38:
Verlustquote in Abhängigkeit vom gewährten Forderungsbetrag (2006)



Die Korrelation zwischen Verlustquote und gewährtem Forderungsbetrag untermauert ebenfalls Hypothese 11. Der Pearson'sche Korrelationskoeffizient beträgt $r_p = -0,28$ und der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist $r_s = -0,33$. Beide Koeffizienten sind zum 1%- Niveau kleiner als null. Abbildung 38 veranschaulicht diesen Zusammenhang exemplarisch für das Jahr 2006.

Ebenfalls für Hypothese 11 spricht eine Diskriminanzanalyse. Demnach kann die Höhe des gewährten Forderungsbetrages genutzt werden, um eine signifikante Trennung zwischen über- beziehungsweise unterdurchschnittlichen Verlustquoten vorzunehmen. Wilk's Lambda beträgt 0,960 und ist zum 1%-Niveau signifikant.

Zusammenfassend kann damit festgehalten werden, dass die oben formulierte Hypothese bestätigt werden kann. Wenn hohe Forderungsbeträge ausfallen, gelingt es den Unternehmen deutlich besser, noch einen Teil des ausstehenden Rechnungsbetrages zu erhalten. Von Komplettausfällen sind tendenziell eher kleine Forderungsbeträge betroffen, was allerdings nicht ausschließt, dass auch hohe Beträge komplett oder mit hohen Verlustquoten ausfallen können. So betrifft in der Stichprobe der größte Komplettausfall eine Forderung mit einem Wert von über einer viertel Million Euro.

Überprüfung von Hypothese 12:

Hypothese 12 besagt, dass Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil geringere Verlustquoten aufweisen sollten als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil. Diese Vermutung wurde formuliert, da bei Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil eine höhere durchschnittliche Ausfallquote erwartet wurde. Im vorangegangenen Abschnitt konnte gezeigt werden, dass Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil im Durchschnitt eine höhere Ausfallquote aufweisen. Ein Vergleich dieser beiden Unternehmensgruppen hinsichtlich der Verlustquote weist ebenfalls auf signifikante Unterschiede in Bezug auf die Verlustquote hin (vgl. Tabelle 48). Als Abgrenzungskriterium zwischen den beiden Gruppen dient auch hier der Median des Neukundenanteils in Höhe

von 9,52%. Unternehmen mit geringem Neukundenanteil weisen in allen drei Jahren deutlich höhere Verlustquoten auf als Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil. Dieses Ergebnis spricht dafür, dass es sich für Unternehmen mit hohem Neukundenanteil eher lohnt, Sicherungsinstrumente einzusetzen.

Ein Vergleich der einzelnen Kundensegmente führt bei Bestands- und Inlandskunden ebenfalls zu signifikant höheren durchschnittlichen Verlustquoten bei Unternehmen mit einem geringen Neukundenanteil. Die Verlustquoten bei den Neukunden unterscheiden sich zwischen beiden Unternehmenssegmenten jedoch nicht signifikant (vgl. Tabelle 49). Auch dieses Teilergebnis bestätigt die oben formulierten Erwartungen. Im vorangegangenen Abschnitt konnten in Tabelle 34 auch nur für Inlands- und Bestandskunden signifikante Unterschiede der Ausfallquoten gezeigt werden. Demnach wären auch nur für diese beiden Kundengruppen signifikante Unterschiede der Verlustquote zu erwarten gewesen.

Tabelle 48:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
unter 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	93%	85%	89%	89%
	Beobachtungen	88	103	82	273
	Unternehmen	30	32	27	35
über 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	83%	76%	78%	79%
	Beobachtungen	73	74	72	219
	Unternehmen	36	36	38	47
Signifikanzniveau		***	**	***	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Tabelle 49:

Vergleich von Verlustquoten in Abhängigkeit vom Neukundenanteil (Teilstichproben)

		Neukunden	Bestandskunden	Inlandskunden
unter 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	81%	90%	86%
	Beobachtungen	38	209	179
	Unternehmen	13	32	27
über 9,52% Neukundenanteil	Mittelwert	80%	78%	82%
	Beobachtungen	72	114	168
	Unternehmen	29	31	39
Signifikanzniveau		-	***	*

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Die Korrelationskoeffizienten nach Pearson und Spearman sind beide zum 1%-Niveau kleiner als null. Der Korrelationskoeffizient nach Person beträgt $r_p = -0,19$ und der Rangkorrelationskoeffizient von Spearman ist $r_s = -0,30$. Damit untermauert auch diese Untersuchung die in Hypothese 12 formulierte Vermutung, dass mit zunehmendem

Neukundenanteil die Verlustquote sinkt. Auch eine Diskriminanzanalyse spricht für diese Hypothese. Demnach kann mit dieser Variable eine signifikante Trennung zwischen über- und unterdurchschnittlichen Verlustquoten erfolgen. Wilk's Lambda beträgt 0,942 und ist zum 1%-Niveau signifikant. Zusammenfassend kann mit der zugrunde liegenden Stichprobe Hypothese 12 damit nicht verworfen werden.

Überprüfung von Hypothese 13:

In Tabelle 35 konnte gezeigt werden, dass Neukunden höhere Ausfallquoten aufweisen als Bestandskunden. Dieses Ergebnis vorausgesetzt, wurde in Hypothese 13 vermutet, dass Unternehmen einen größeren Anreiz haben, Sicherungsinstrumente bei Neukunden als bei Bestandskunden einzusetzen. Daher ist zu erwarten, dass Neukunden geringere Verlustquoten im Vergleich zu Bestandskunden aufweisen. Diese Hypothese wird hier anhand eines Zweistichprobentests untersucht. In Tabelle 50 werden die Ergebnisse dieses Tests für die Jahre 2004 bis 2006 und im Mittel dieser drei Jahre dargestellt. Demnach weisen Neukunden im Durchschnitt der drei betrachteten Jahre im Mittel mit 78% signifikant geringere Verlustquoten auf als Bestandskunden. Dieses Ergebnis wird auch in den Jahren 2005 und 2006 bestätigt. Im Jahr 2004 können keine signifikanten Unterschiede festgestellt werden. Da allerdings auch hinsichtlich der Ausfallquote in Tabelle 35 für dieses Jahr keine signifikanten Unterschiede gemessen wurden, erscheint dieses Teilergebnis plausibel. Auch eine Diskriminanzanalyse deutet darauf hin, dass mit dieser Variable eine zum 5%-Niveau signifikante Trennung zwischen über- und unterdurchschnittlichen Verlustquoten erfolgen kann (Wilk's Lambda: 0,987).

Tabelle 50:

Vergleich von Verlustquoten zwischen Neu- und Bestandskunden (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
Neukunden	Mittelwert	85%	77%	73%	78%
	Beobachtungen	39	43	44	126
	Unternehmen	29	28	28	47
Bestandskunden	Mittelwert	88%	84%	85%	85%
	Beobachtungen	119	130	120	369
	Unternehmen	50	57	47	74
Signifikanzniveau		-	*	**	**

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Es konnte hier gezeigt werden, dass die Zusammensetzung des Kundenportfolios einen Einfluss auf das Forderungsausfallrisiko hat. Insbesondere Neukunden weisen ein höheres Risiko auf, auszufallen. Die befragten Unternehmen scheinen sich diesem Risiko jedoch bewusst zu sein und sichern sich dementsprechend besser gegen Neukundenausfälle ab. Im Schadensfall können sie ihre Verluste so begrenzen.

Überprüfung von Hypothese 14:

Im vorangegangenen Abschnitt konnten keine signifikanten Unterschiede der Ausfallquote zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen festgestellt werden. Damit wären, entgegen der in Hypothese 14 formulierten Vermutung, auch keine signifikant unterschiedlichen Verlustquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen zu erwarten. Die befragten ostdeutschen Unternehmen weisen im Vergleich zu westdeutschen Unternehmen jedoch in allen drei betrachteten Jahren hochsignifikant geringere Verlustquoten auf. Tabelle 51 zeigt die Ergebnisse von Zweistichprobentests für die untersuchten drei Jahre. Wilk's Lambda weist mit 0,941 ebenfalls auf eine zum 1%-Niveau signifikante Trennschärfe dieser Variable hin. Damit legt auch die Diskriminanzanalyse nahe, dass sich die Verlustquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen unterscheiden.

Tabelle 51:

Vergleich von Verlustquoten zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)

		2004	2005	2006	2004 bis 2006
Gesamtdeutschland					
Neue Bundesländer	Mittelwert	82%	68%	70%	73%
	Beobachtungen	66	71	68	205
	Unternehmen	28	30	31	35
Alte Bundesländer	Mittelwert	92%	90%	90%	90%
	Beobachtungen	119	126	111	356
	Unternehmen	48	49	44	61
Signifikanzniveau		***	***	***	***

$\alpha = 1\%$ (***) , $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Eine Ursache für dieses nach Ablehnung von Hypothese 6 unerwartete Ergebnis könnte darin zu sehen sein, dass ostdeutsche Unternehmen im Mittel höhere Forderungsbeträge gewähren als westdeutsche Unternehmen. In der zugrunde liegenden Stichprobe sind bei ostdeutschen Unternehmen im Schadensfall im Durchschnitt Forderungsbeträge in Höhe von 18 543 Euro betroffen. Bei westdeutschen Unternehmen sind es im Mittel 9 407 Euro. Die durchschnittliche Höhe der gewährten Forderungsbeträge ist in den Jahren 2005 und 2006 signifikant verschieden zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen. Im Jahr 2004 sind die Unterschiede nicht signifikant (vgl. Tabelle 52). Ein gemeinsamer Vergleich der Forderungshöhen aller drei zugrunde liegenden Jahre erfolgt hier nicht, da bei westdeutschen Unternehmen die Gleichheit der Lageparameter im Periodenvergleich nicht angenommen werden kann. Zumindest die Vergleiche in den Jahren 2005 und 2006 könnten damit ein Argument für das hier beobachtete Ergebnis liefern. Wenn ostdeutsche Unternehmen im Durchschnitt höhere Forderungsbeträge gewähren, haben sie auch bei einem mit westdeutschen Unternehmen vergleichbaren Ausfallrisiko einen größeren Anreiz, Sicherungsinstrumente einzusetzen. In diesem Fall sind die beobachteten geringeren Verlustquoten bei ostdeutschen Unternehmen plausibel.

Tabelle 52:

Vergleich gewährter Forderungsbeträge zwischen ost- und westdeutschen Unternehmen (gesamte SP)

		2004	2005	2006
Gesamtdeutschland				
Neue Bundesländer	Mittelwert	13 413 Euro	18 135 Euro	23 947 Euro
	Beobachtungen	66	71	68
	Unternehmen	28	30	31
Alte Bundesländer	Mittelwert	15 884 Euro	7 120 Euro	5 060 Euro
	Beobachtungen	119	126	111
	Unternehmen	48	49	44
Signifikanzniveau		-	**	***

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

4.2.7 Zusammenfassung der empirischen Ergebnisse

In den vorangegangenen beiden Abschnitten wurden die auf Grundlage der Transaktionskostentheorie in Abschnitt 4.1 entwickelten Hypothesen empirisch überprüft. Die Untersuchung basierte auf einer Umfrage unter deutschen Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes. Tabelle 53 fasst die Ergebnisse der Untersuchung hinsichtlich der einzelnen Hypothesen zusammen. Zehn der vierzehn untersuchten Hypothesen konnten bestätigt werden. Als ein wesentliches Ergebnis der Untersuchung wird gesehen, dass Ungleichung (113) in keinem Fall abgelehnt wurde. Zwar konnte nicht bei jeder Teiluntersuchung der erwartete Zusammenhang zwischen Ausfallquote und Verlustquote nachgewiesen werden. Jedoch waren die Ergebnisse bei Berücksichtigung des gewährten Forderungsbetrages in jedem Fall plausibel. Das heißt, dass Unternehmen vor der Entscheidung stehen, ihre Risiken entweder durch Sicherungsinstrumente zu beschränken, die im Schadensfall wirksam werden oder die Risiken von vornherein zu begrenzen. Entscheiden sich Unternehmen dafür, ihre Risiken durch die Gewährung geringerer Forderungsbeträge zu begrenzen, besteht ein geringerer Anreiz auch noch Maßnahmen zur Senkung der Verlustquote im Schadensfall zu ergreifen. Einige der untersuchten Hypothesen wurde daher bestätigt, obwohl der vermutete Zusammenhang zwischen Verlustquote und Ausfallquote in diesen Fällen nicht bestand (Hypothesen 10 und 14). Andererseits könnte insbesondere die Ablehnung von Hypothese 7 darauf zurückzuführen sein, dass kleine Unternehmen eine Risikobegrenzung lieber durch die Beschränkung der gewährten Kredithöhe betreiben.

Unternehmen können die drei Risikokomponenten Ausfallquote, Verlustquote und gewährten Forderungsbetrag gezielt managen, um ihr Risiko zu steuern. Hier konnte gezeigt werden, dass diese drei Komponenten nicht unabhängig voneinander eingesetzt werden. So wurden signifikant negative Abhängigkeiten zwischen der Ausfallquote und der Verlustquote sowie zwischen der Verlustquote und dem gewährten Forderungsbetrag gemessen. Interessant erscheint jedoch, dass kein signifikanter Zusammenhang zwischen dem gewährten Forderungsbetrag und der Ausfallquote besteht. Die Korrelationskoeffizienten betragen $r_p = 0,02$ und $r_s = 0,01$. Das heißt, dass die Entscheidung über die

Tabelle 53:
Zusammenfassung der Hypothesentests

Hypothese	Die Hypothese wurde ...	Anmerkungen
1. Die Ausfallquote nimmt mit zunehmender Unternehmensgröße ab.	bestätigt	
2. Die Ausfallquote unterscheidet sich zwischen Branchen.	bestätigt	
3. Die Ausfallquote nimmt mit steigendem Anteil des Auslandsumsatzes am Gesamtumsatz ab.	bestätigt	
4. Unternehmen mit durchschnittlich hohen Umsätzen pro Kunde weisen höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit durchschnittlich geringen Umsätzen pro Kunde.	nicht bestätigt	Die Korrelationskoeffizienten sprechen gegen und die Zweistichprobentests für diese Hypothese.
5. Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil weisen höhere Ausfallquoten auf als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil.	bestätigt	
6. Ostdeutsche Unternehmen weisen eine höhere Ausfallquote im Vergleich zu westdeutschen Unternehmen auf.	nicht bestätigt	
7. Die Verlustquoten sind bei kleinen Unternehmen geringer als bei großen Unternehmen.	nicht bestätigt	Es ist zu vermuten, dass kleine Unternehmen ihr Risiko durch die Gewährung geringerer Forderungsbeträge und nicht durch Maßnahmen zur Verlustbegrenzung im Schadensfall beschränken.
8. Die Verlustquote ist in den Branchen gering, in denen hohe Ausfallquoten beobachtet werden.	nicht bestätigt	Durch eine geringfügige Variation der Bildungsvorschrift für die Ränge der Branchen konnte die Hypothese bestätigt werden.
9. Die Verlustquote erhöht sich bei steigender Auslandsaktivität eines Kreditors.	bestätigt	
10. Mit steigendem durchschnittlichen Umsatz pro Kunde sinkt die Verlustquote.	bestätigt	Die Ursache für diesen Zusammenhang liegt jedoch nicht, wie vermutet, bei unterschiedlichen Ausfallquoten, sondern bei Unterschieden in Hinblick auf den gewährten Forderungsbetrag.
11. Die Verlustquote sinkt mit zunehmender Höhe des ausstehenden Forderungsbetrages eines Kunden.	bestätigt	
12. Unternehmen mit einem hohen Neukundenanteil weisen geringere Verlustquoten auf als Unternehmen mit geringem Neukundenanteil.	bestätigt	
13. Neukunden weisen geringere Verlustquoten im Vergleich zu Bestandskunden auf.	bestätigt	
14. Unternehmen in den Neuen Bundesländern weisen geringere Verlustquoten auf als Unternehmen in den Alten Bundesländern.	bestätigt	Die Ursache für diesen Unterschied ist jedoch, anders als vermutet, nicht in unterschiedlichen Ausfallquoten zu sehen. Vielmehr gewähren ostdeutsche Unternehmen höhere Forderungsbeträge.

Höhe des zu gewährenden Forderungsbetrages unabhängig von der Ausfallquote des Portfolios getroffen wird. Auf dem ersten Blick könnte dies als ein Widerspruch zu einer Untersuchung von Kokalj, Paffenholz und Schröer (2000) erscheinen. Diese stellen fest, dass ca. die Hälfte der Unternehmen im Verarbeitenden Gewerbe Kreditlimits nutzt und ca. zwei Drittel dieser Unternehmen dieses Instrument in Abhängigkeit von der Bonität des Kunden einsetzen.⁶¹⁸ Hier werden jedoch keine kundenspezifischen Ausfallwahrscheinlichkeiten sondern die Ausfallquote des gesamten Portfolios betrachtet. Es ist daher zu vermuten, dass die durchschnittlich gewährte Kredithöhe eines Unternehmens von hier nicht betrachteten Merkmalen, wie beispielsweise Produktspezifika, abhängt. So wird ein Anlagenbauer, welcher seinen Kunden Kreditlimits setzt, diesen möglicherweise trotz dieser Limits höhere Kreditbeträge einräumen als ein Großbäcker, der seinen Kunden keine Limits setzt.

Tabelle 54 zeigt zusammenfassend die Korrelationsmatrizen der betrachteten drei Risikokomponenten. Auch wenn anhand der Korrelation keine Kausalität abgeleitet werden kann, ist zu vermuten, dass hohe Ausfallquoten eher dazu beitragen, Investitionen in schadensbegrenzende Maßnahmen vorzunehmen, als dass in Folge solcher Maßnahmen Bonitätsanforderungen gelockert werden. Grundsätzlich ist jedoch auch eine solche Wirkrichtung vorstellbar. Hinsichtlich des negativen Zusammenhangs zwischen Verlustquote und Forderungshöhe ist auch eher zu vermuten, dass in Abhängigkeit vom gewährten Forderungsbetrag über den Einsatz von Instrumenten zur Verlustbegrenzung im Schadensfall entschieden wird. Aber auch hier ist es vorstellbar, dass ein Unternehmen, welches solche Sicherungsinstrumente einsetzt, eher bereit ist, höhere Lieferantenkredite zu gewähren.

Tabelle 54:
Korrelationsmatrizen der drei Risikokomponenten

	Pearson'scher Korrelationskoeffizient				Rangkorrelationskoeffizient von Spearman		
	Forderungs- betrag	Ausfall- quote	Verlust- quote		Forderungs- betrag	Ausfall- quote	Verlust- quote
Forderungs- betrag	1	0,02 ⁽⁻⁾	-0,28 ^(***)	Forderungs- betrag	1	0,01 ⁽⁻⁾	-0,33 ^(***)
Ausfall- quote	0,02 ⁽⁻⁾	1	-0,17 ^(***)	Ausfall- quote	0,01 ⁽⁻⁾	1	-0,22 ^(***)
Verlust- quote	-0,28 ^(***)	-0,17 ^(***)	1	Verlust- quote	-0,33 ^(***)	-0,22 ^(***)	1

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha > 10\%$ (-).

Mit der Umfrage kann gezeigt werden, dass, theoretisch fundiert, Kreditoreneigenschaften identifiziert werden können, anhand derer zwischen Unternehmen mit hohen und geringen Ausfallrisiken unterschieden werden kann. Die hier untersuchten Merkmale können vermutlich um weitere Merkmale ergänzt werden. So ist es beispielsweise

⁶¹⁸ Vgl. Kokalj, Paffenholz, Schröer (2000), 125 ff.

vorstellbar, dass auch das Unternehmensalter ein Indikator für Managementkompetenzen ist. So können durch Lernen im Zeitverlauf Bewertungsverfahren verbessert werden oder im Falle begrenzter Ressourcen schrittweise risikosenkende Investitionen erfolgen. Wie oben bereits argumentiert, könnten Unternehmen, die lange am Markt aktiv sind, über einen größeren Bestandskundenanteil verfügen und daher geringere Forderungsausfallrisiken eingehen. Ein weiteres Merkmal könnte die durchschnittliche Dauer der Kunden-Lieferantenbeziehung eines Unternehmens sein. So ist zu vermuten, dass Unternehmen mit kurzen Lieferbeziehungen andere Ausfallquoten aufweisen als Unternehmen mit langen Kundenbeziehungen.

Es ist zu berücksichtigen, dass einige der hier identifizierten Kreditoreneigenschaften nicht unabhängig voneinander sind. Sie wurden identifiziert, da vermutet wurde, dass sie Rückschlüsse darauf zulassen, in welchem Umfang ein Unternehmen bereit ist, fixe Transaktionskosten zu erzeugen. In Tabelle 55 werden die Pearson'schen Korrelationskoeffizienten zwischen den einzelnen Eigenschaften dargestellt. Es wird deutlich, dass zwischen verschiedenen Variablen signifikant von null verschiedene Abhängigkeiten beobachtet werden können. Hierdurch wird der isolierte Erklärungsgehalt der einzelnen Variablen etwas eingeschränkt. Diese Abhängigkeiten wurden in den oben dargestellten Untersuchungen zum Teil dadurch berücksichtigt, indem, wie beispielsweise bei den Untersuchungen zur Nutzung des Auslandsumsatzanteils als Indikator für die Höhe der Ausfallquote, diese Untersuchungen auch für Teilstichproben durchgeführt wurden. Insgesamt ist die verfügbare Stichprobe jedoch zu klein, um in den Teiluntersuchungen eine noch größere Differenzierung vorzunehmen.

Tabelle 55:
Korrelationsmatrix der Kreditoreneigenschaften⁶¹⁹

	Mitarbeiter	Auslands- umsatzanteil	Neukunden- anteil	Umsatz pro Kunde	Umsatz
Mitarbeiter	1,00	0,22***	-0,13***	0,12***	0,90***
Auslandsumsatzanteil	0,22***	1,00	-0,14***	0,01	0,25***
Neukundenanteil	-0,13***	-0,14***	1,00	-0,05**	-0,14***
Umsatz pro Kunde	0,12***	0,01	-0,05**	1,00	0,22***
Umsatz	0,90***	0,25***	-0,14***	0,22***	1,00

$\alpha = 1\%$ (***), $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

In den vorangegangenen Abschnitten wurde jeweils auf Basis von Diskriminanzanalysen untersucht, inwiefern die einzelnen Variablen zur Trennung von Gruppen mit hohen und geringen Ausfallquoten beziehungsweise Verlustquoten geeignet sind. Diese Ergebnisse werden in den Tabellen 56 und 57 zusammenfassend dargestellt. Zusätzlich wird hier noch untersucht, inwiefern die gemeinsame Berücksichtigung der Variablen zu einer Trennung zwischen den jeweiligen Gruppen beitragen kann. Wilks-Lambda der Ausfallquote beträgt 0,892 und ist zum 1%-Niveau signifikant, wenn die Gruppenbil-

⁶¹⁹ Hier fließen nur die Unternehmen ein, bei denen bei allen Kennzahlen Werte vorliegen.

derung entsprechend des Medians der Ausfallquote erfolgt und die in Tabelle 56 betrachteten Variablen in die Analyse einbezogen werden. Erfolgt die Gruppenbildung anhand des Mittelwerts der Ausfallquote beträgt Wilks-Lambda 0,856 und ist ebenfalls signifikant zum 1%-Niveau. Bei einer Gruppierung der Verlustquote, entsprechend ihres Mittelwertes, beträgt Wilks-Lambda 0,824 und ist zum 1%-Niveau signifikant, wenn die in Tabelle 57 betrachteten Variablen in der Analyse berücksichtigt werden.

Tabelle 56:

Ergebnisse der Diskriminanzanalysen hinsichtlich der Ausfallquote

	Mitarbeiterzahl	Umsatz	Umsatz pro Kunde	Anteil Auslandsumsatz	Neukundenanteil	Region (Ost; West)	Branche*
Wilks-Lambda bei Gruppierung der Ausfallquote entsprechend des Median	0,995(-)	0,989(**)	0,984(***)	0,984(**)	0,993(*)	0,996(-)	0,951(**)
Wilks-Lambda bei Gruppierung der Ausfallquote entsprechend des Mittelwerts	0,989(**)	0,981(***)	0,998(-)	0,988(**)	0,969(***)	0,983(***)	0,900(***)

* Die Branche Herstellung von Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling wird als Referenzbranche in der Analyse nicht berücksichtigt.

$\alpha = 1\%$ (***) , $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Für eine multivariate Beurteilung der diskriminatorischen Bedeutung der Merkmalsvariablen werden in Tabelle 58 deren standardisierte Diskriminanzkoeffizienten ausgewiesen. Demnach weisen für die Ausfallquote insbesondere die Größenmerkmale, die Region und einige Branchen eine hohe diskriminatorische Bedeutung auf. Bei der Verlustquote sind insbesondere die Branchen von hoher Bedeutung für die Abgrenzung der Gruppen. Aber auch die Größenmerkmale weisen bei der Analyse der Verlustquote einen verhältnismäßig großen Koeffizienten auf, obwohl bei einer isolierten Betrachtung keine signifikante Trennfähigkeit gezeigt werden konnte. Eine weitere Berücksichtigung dieser Merkmale erscheint daher in den folgenden Abschnitten als sinnvoll.

Tabelle 57:

Ergebnisse der Diskriminanzanalysen hinsichtlich der Verlustquote

	Mitarbeiterzahl	Neukundenanteil	Umsatz pro Kunde	Anteil Auslandsumsatz	Branche*
Wilks-Lambda bei Gruppierung der Verlustquote entsprechend des Mittelwerts	1,000(-)	0,942(***)	0,986(***)	0,979(***)	0,931(***)
	Umsatz	Neukunde	Forderungsbetrag	Auslandskunde	Region (Ost; West)
Wilks-Lambda bei Gruppierung der Verlustquote entsprechend des Mittelwerts	0,995(-)	0,987(**)	0,960(***)	0,994(*)	0,941(***)

* Die Branche Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren wird als Referenzbranche in der Analyse nicht berücksichtigt.

$\alpha = 1\%$ (***) , $\alpha = 5\%$ (**), $\alpha = 10\%$ (*).

Tabelle 58:
Standardisierte kanonische Diskriminanzkoeffizienten

Merkmal	standardisierte kanonische Diskriminanzkoeffizienten bei Gruppierung ...		
	der Ausfallquote entsprechend des Medians	der Ausfallquote entsprechend des Mittelwertes	der Verlustquote entsprechend des Mittelwertes
Mitarbeiterzahl	-,429	,629	-,590
Umsatz	,615	-,821	,744
Umsatz pro Kunde	,408	,010	,037
Anteil Auslandsumsatz	,254	,025	,225
Neukundenanteil	-,157	,254	-,081
Region (Ost/West)	,366	-,447	-,393
Neukunde	-	-	-,111
Forderungsbetrag	-	-	-,423
Auslandskunde	-	-	,022
Ernährungsgewerbe und Tabakverarbeitung	,015	,153	,858
Textil- und Bekleidungsgewerbe	,076	-,065	1,642
Ledergewerbe und Holzgewerbe (ohne Herstellung von Möbeln)	-,421	,665	1,254
Papier-, Verlags- und Druckgewerbe	-,006	,448	1,099
Herstellung von chemischen Erzeugnissen und Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	,273	-,065	-
Glasgewerbe, H. v. Keramik, Verarb. v. Steinen u. Erden	,025	,185	,321
Metallerzeug. u.- bearb., H. von Metallerzeugnissen	-,266	,666	2,347
Maschinenbau und Fahrzeugbau	-,490	,350	1,575
Herstellung von Büromaschinen, DV-Gerät. u.- Einr., Elektrotech. usw.	-,186	,163	1,385
Herstellung von Möbeln, Schmuck, Musikinstrument. usw., Recycling	-	-	1,191

4.3 Schätzung von Risikoverteilungen

4.3.1 Motivation von auf Kreditoreneigenschaften basierten Verteilungen

Für die in den vorangegangenen Kapiteln beschriebene Untersuchung wurde unterstellt, dass den Risikoparametern von Unternehmen mit identischen Eigenschaften dieselben Verteilungen zugrundeliegen. Damit stellen die tatsächlich erfolgten Beobachtungen nur zufällige Realisationen dieser Verteilungen dar. Können die Realisationen verschiedener identischer Unternehmen zusammengetragen werden, ist es auf Grundlage einer solchen Stichprobe möglich, eine Einschätzung der Parameterverteilungen der betrachteten Unternehmensgruppe vorzunehmen.

In der Praxis ist allerdings nicht davon auszugehen, dass Unternehmen gefunden werden können, die sich in allen ihren Eigenschaften gleichen. Auch werden nicht alle Eigenschaften eines Unternehmens das Kreditausfallrisiko determinieren. In den vorangegangenen Abschnitten konnten einige Merkmale identifiziert werden, anhand derer eine Differenzierung zwischen Unternehmen mit hohen beziehungsweise geringen Ausfall- und Verlustquoten möglich ist. Basierend auf solchen Merkmalen können Unterneh-

mensgruppen gebildet werden, für die historische Verteilungen für die Ausfall- und Verlustquote geschätzt werden. Für die einzelnen Unternehmen einer solchen Gruppe können diese eine Approximation der tatsächlich zugrunde liegenden Risikoverteilungen darstellen. Mit diesen Verteilungen können Unternehmen, die auf Grundlage eigener Daten keine Schätzungen vornehmen können, näherungsweise einzelne Risikoparameter beschreiben. Damit ist es möglich, bei der Beurteilung des gesamten Risikoportfolios eines Unternehmens das Forderungsausfallrisiko zu berücksichtigen. Der hier diskutierte Ansatz unterstellt implizit, dass das Risikomanagement der betrachteten Unternehmen bereits effizient ausgestaltet ist. Das heißt, dass Risiken in Abwägung ihrer Vermeidungskosten eingegangen werden. Auch wenn diese Annahme in der Praxis sicher nur näherungsweise erfüllt wird, zeigen die Ergebnisse des vorangegangenen Abschnitts, dass eine solche Annahme empirisch begründet werden kann. Gegeben dieser Annahme, lassen sich mit dem hier vorgeschlagenen Ansatz zur Bewertung des Risikos auch keine Aussagen hinsichtlich möglicher Verbesserungen des Forderungsmanagements ableiten. Es ist jedoch möglich, aus einer Portfoliobetrachtung heraus eine Einschätzung des Eigenkapitalbedarfs vorzunehmen, der sich aus der Gewährung einer weiteren Forderung ergibt. Damit kann auch evaluiert werden, ob ein solches Arrangement vor dem Hintergrund der Risikotragfähigkeit eingegangen werden kann.

Im Folgenden werden aus der hier zugrunde liegenden Stichprobe Risikoverteilungen für Unternehmen mit spezifischen Merkmalsausprägungen geschätzt. Da davon auszugehen ist, dass hier nicht alle Merkmale, hinsichtlich derer sich Unternehmen mit hohen und geringen Forderungsausfallrisiken unterscheiden, identifiziert werden konnten und vor dem Hintergrund, dass der geringe Stichprobenumfang bei der Gruppenbildung nur die gleichzeitige Berücksichtigung weniger Merkmale zulässt, können die dargestellten Ergebnisse nur eine grobe Orientierung geben. Die Ableitung von Risikoverteilungen erfolgt hier daher nur exemplarisch für ausgewählte Merkmalspaare. Für eine differenziertere Bewertung ist eine größere Datenbasis erforderlich. Trotz dieser Einschränkungen sind die im Folgenden präsentierten Ergebnisse von Interesse. So existiert nach Kenntnis des Autors zum Beispiel bisher noch keine Studie, die untersucht, welche Verteilung der Verlustquote von Unternehmen zugrunde liegt.⁶²⁰

4.3.2 Schätzung von Verteilungen für die Ausfallquote

Die erhobenen Daten zeichnen sich hinsichtlich der Ausfallquote dadurch aus, dass die größte Wahrscheinlichkeitsmasse null ist beziehungsweise nahe der Null liegt. Es werden aber auch verhältnismäßig hohe Ausfallquoten beobachtet. Es wird hier vorgeschlagen, die Ausfallquote durch die Verknüpfung einer Bernoulli- und einer Lognormalverteilung $Ber(p_{AQ}) \cdot LN(\mu_L, \sigma_L)$ zu beschreiben. Die Bernoulliverteilung nimmt mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit p_{AQ} den Wert eins und mit einer Wahrscheinlichkeit q_{AQ}

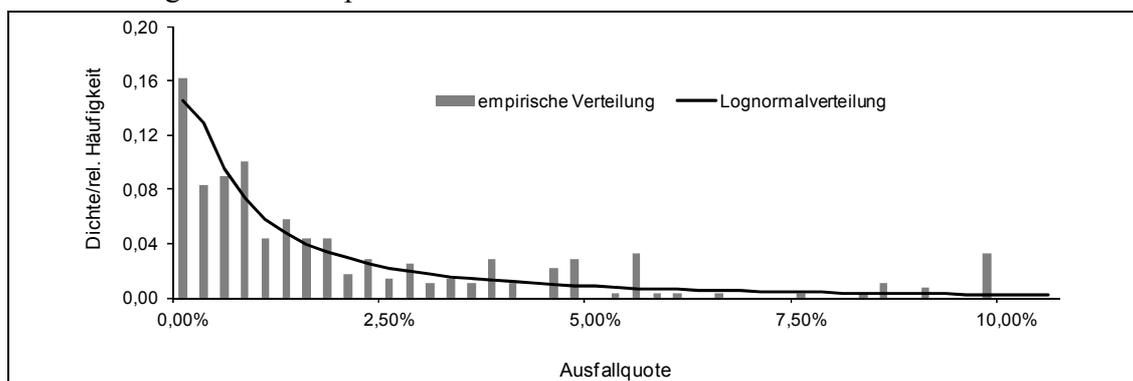
⁶²⁰ Mit Ausnahme eines vom Autor publizierten Pretests der hier vorgestellten empirischen Erhebung und der den an der Umfrage teilnehmenden Unternehmen zur Verfügung gestellten Auswertung (vgl. Dannenberg, 2007a, b).

($q_{AQ} = 1 - p_{AQ}$) den Wert null an. Die Lognormalverteilung stellt eine in der Versicherungsmathematik weit verbreitete Verteilung zur Beschreibung von Schadensereignissen dar. Das heißt, sie wird zur Modellierung von Ereignissen genutzt, die in der Regel kleine Schäden, in Ausnahmefällen aber auch sehr große Schäden zur Folge haben können. Mit der Lognormalverteilung können jedoch definitionsgemäß keine Ausfallquoten in Höhe von null modelliert werden. Um auch solche Werte berücksichtigen zu können, bietet sich eine Verknüpfung der beiden theoretischen Verteilungen an. Nimmt die Bernoulli-Verteilung den Wert null an, dann beträgt die modellierte Ausfallquote ebenfalls null. Nimmt die Bernoulli-Verteilung den Wert eins an, dann leitet sich die modellierte Ausfallquote aus der Lognormalverteilung ab.

In der empirischen Erhebung wurden für die gesamte Stichprobe in 35,6% der Unternehmensjahre⁶²¹ keine Ausfälle beobachtet. In den verbleibenden 64,4% der Fälle nahmen 94,2% der beobachteten Ausfallquoten Werte zwischen 0,01% und 10% an. Der höchste berücksichtigte Wert liegt bei 40%. Die Abbildungen 39 und 40 veranschaulichen die Anpassung der empirischen Daten an die Lognormalverteilung. Die Hypothese, dass die empirische Verteilung im Intervall zwischen 0,01% und 100% einer Lognormalverteilung mit den Parametern $\mu_L = 3,91\%$ und $\sigma_L = 11,73\%$ folgt, kann gemäß des Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstests (K-S-Test) selbst zum 20%-Niveau nicht abgelehnt werden.⁶²²

Abbildung 39:

Vergleich der relativen Häufigkeiten der empirischen Ausfallquoten und der Dichtefunktion der vorgeschlagenen Lognormalverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 10% für die gesamte Stichprobe

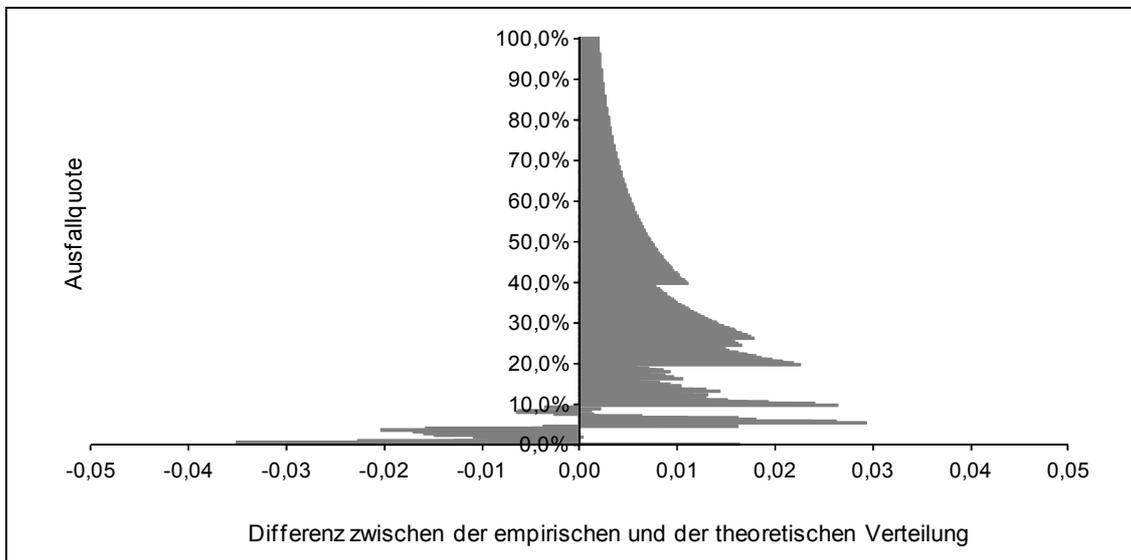


⁶²¹ Ein Unternehmensjahr beschreibt die Ausfallquote eines Unternehmens innerhalb eines Jahres. Stellt ein Unternehmen also für drei Jahre Daten zur Verfügung, fließen drei Unternehmensjahre in die Untersuchung ein. Wenn angenommen wird, dass alle relevanten Merkmale, welche die Höhe des Forderungsausfallrisikos einer Unternehmensgruppe bestimmen, bei der Gruppenbildung berücksichtigt wurden, sollten Abhängigkeiten im Periodenvergleich eines Unternehmens vernachlässigbar sein. Das heißt, in diesem Fall stellt die Ausfallquote eines Unternehmens in einem Jahr nur eine zufällige Ausprägung der zugrunde liegenden Verteilung dar.

⁶²² Beim Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstest lautet die Nullhypothese, dass zwei Verteilungen gleich sind. Lehnt der Test diese Hypothese nicht ab, spricht das für deren Richtigkeit. Damit weist ein hoher Wert des Signifikanzniveaus α auf eine hohe Anpassung hin.

Abbildung 40:

Abweichung der kumulierten Wahrscheinlichkeit der empirischen Verteilung der Ausfallquote von der vorgeschlagenen Lognormalverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 100% für die gesamte Stichprobe



Würde nun unterstellt, dass für alle Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes diese zusammengesetzte Verteilung Gültigkeit besitzt, könnte diese bei der Modellierung der Ausfallquote von Industrieunternehmen genutzt werden. Wie oben gezeigt, unterscheidet sich die Risikosituation jedoch erheblich zwischen den Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes. Tabelle 59 zeigt für verschiedene Unternehmensgruppen exemplarisch die Parameter der zugrunde liegenden Bernoulliverteilungen ($q_{AQ}=1-p_{AQ}$) und Lognormalverteilungen (μ_L, σ_L). Für eine weitere Differenzierung (zum Beispiel nach Branchen) stehen nicht genügend Daten zur Verfügung. Wie in Abschnitt 4.2.5 gezeigt, lassen sich aber noch verschiedene Merkmale identifizieren, die eine weitere Differenzierung nahelegen. Das heißt, für die hier aufgeführten Verteilungen trifft die oben formulierte Annahme, dass sich das Forderungsausfallrisiko in einer Unternehmensgruppe nur vernachlässigbar oder gar nicht unterscheidet, nur bedingt zu.

Auch ist zu berücksichtigen, dass eine Differenzierung nach der Portfoliogröße vorgenommen werden muss. Aufgrund des Zufallscharakters der Ausfallereignisse ist die Wahrscheinlichkeit, in einem kleinen Portfolio eine sehr hohe oder geringe Ausfallquote zu beobachten, deutlich höher als in einem großen Portfolio. Damit ist auch das Risiko in einem kleinen Portfolio höher, dass ein großer Anteil der Forderungen ausfällt. Würden bei der Schätzung der Verteilung für das gesamte Verarbeitende Gewerbe zum Beispiel nur solche Ausfallquoten berücksichtigt, bei deren Berechnung mindestens 50 Kunden zur Verfügung stehen, entspricht das 99%-Quantil der geschätzten Verteilung einer Ausfallquote von 14,8%. In diesem Fall erlitten die Unternehmen nur in 27,4% der Beobachtungen keine Ausfälle. Werden Portfolios mit mehr als 100 Kunden betrachtet, sinkt das 99%-Quantil der geschätzten Verteilung auf einen Wert von 9,8%, die Wahr-

Tabelle 59:

Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Ausfallquote differenziert nach Kreditorenmerkmalen⁶²³

Gruppenmerkmal	Kunden/Anzahl Beobachtungen ^a	q_{AQ}	μ_L	σ_L	99% Quantil
gesamtes Verarbeitendes Gewerbe	10 / 430	35,6%	3,91%	11,73%	32,8%
	50 / 296	27,4%	1,88%	4,20%	14,8%
	100 / 226	22,6%	1,28%	2,57%	9,8%
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter)	10 / 232	35,8%	2,67%	7,35%	21,5%
	50 / 176	27,8%	1,35%	2,52%	9,5%
	100 / 139	23,0%	0,95%	1,57%	6,5%
kleine Unternehmen (unter 18 Mitarbeiter)	10 / 185	33,5%	4,69%	9,69%	33,5%
	50 / 112	25,9%	2,47%	4,37%	17,0%
	100 / 82	22,0%	1,70%	2,67%	11,3%
Unternehmen mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	10 / 200	21,5%	2,00%	5,11%	17,3%
	50 / 185	20,5%	1,80%	4,56%	15,8%
	100 / 148	15,5%	1,24%	2,77%	10,5%
Unternehmen mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	10 / 220	45,9%	6,26%	14,41%	42,3%
	50 / 107	37,4%	1,95%	3,00%	11,5%
	100 / 74	33,8%	1,34%	1,91%	7,8%
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz	10 / 249	29,3%	4,29%	12,52%	37,5%
	50 / 166	18,7%	2,04%	4,40%	16,8%
	100 / 121	12,4%	1,35%	2,61%	10,8%
Unternehmen mit mehr als 10% Anteil Auslandsumsatz	10 / 109	51,4%	2,49%	7,51%	17,5%
	50 / 90	47,8%	1,70%	4,35%	12,0%
	100 / 70	41,4%	1,44%	3,74%	10,8%
Unternehmen mit einem Neukundenanteil von unter 9,5%	10 / 198	35,9%	2,93%	7,77%	23,3%
	50 / 151	27,8%	1,75%	3,62%	13,3%
	100 / 124	22,6%	1,59%	3,41%	12,8%
Unternehmen mit einem Neukundenanteil von über 9,5%	10 / 189	31,8%	4,41%	9,55%	32,8%
	50 / 111	21,6%	1,93%	3,09%	12,8%
	100 / 75	20,0%	0,86%	0,84%	4,0%
kleine Unternehmen (unter 18 Mitarbeiter) mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	10 / 121	24,8%	2,62%	4,48%	17,8%
	50 / 106	23,6%	2,44%	4,37%	17,3%
	100 / 78	19,2%	1,65%	2,58%	11,0%
kleine Unternehmen (unter 18 Mitarbeiter) mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde ^b	10 / 61	47,5%	8,77%	6,56%	28,3%
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter) mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	10 / 72	15,3%	0,72%	1,19%	5,3%
	50 / 72	15,3%	0,72%	1,19%	5,3%
	100 / 66	12,1%	0,66%	1,07%	4,8%
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter) mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	10 / 154	43,5%	4,24%	9,63%	29,3%
	50 / 101	35,6%	1,91%	2,94%	11,3%
	100 / 70	31,4%	1,28%	1,78%	7,3%
kleine Unternehmen (unter 18 Mitarbeiter) mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz ^c	10 / 117	24,8%	5,12%	11,34%	40,5%
	50 / 71	18,3%	2,58%	4,85%	19,3%
	100 / 50	10,0%	1,78%	2,98%	13,0%

⁶²³ Es wird jeweils mit dem Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstest die Hypothese getestet, dass die empirische Verteilung im Intervall zwischen 0,01% und ∞ einer Lognormalverteilung mit den jeweils dargestellten Parametern entspricht. Die Hypothese kann, wenn nicht anders ausgewiesen, für keine der hier dargestellten Verteilungen zum Signifikanzniveau von 20% abgelehnt werden, wobei ein hohes Signifikanzniveau hier für eine hohe Güte der Anpassung spricht.

Fortsetzung Tabelle 59:

Gruppenmerkmal	Kunden/Anzahl Beobachtungen ^a	qAQ	μ_L	σ_L	99% Quantil
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter) mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz	10 / 124	31,5%	2,72%	6,45%	21,3%
	50 / 92	19,6%	1,43%	2,26%	9,5%
	100 ^d / 68	14,7%	0,92%	1,21%	5,5%
große Unternehmen (über 18 Mitarbeiter) mit mehr als 10% Anteil Auslandsumsatz	10 / 73	47,9%	2,90%	12,32%	23,3%
	50 / 61	45,9%	1,67%	5,59%	13,0%
	100 / 48	39,6%	1,29%	4,11%	10,8%
Unternehmen mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde und weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz ^e	10 / 119	41,2%	6,69%	12,53%	42,5%
	50 / 50	26,0%	1,82%	1,82%	8,3%
Unternehmen mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde und mehr als 10% Anteil Auslandsumsatz ^f	10 / 67	56,7%	4,41%	14,37%	29,5%
Unternehmen mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde und weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz ^g	10 / 130	18,5%	2,24%	5,74%	20,0%
	50 / 116	15,5%	2,05%	5,53%	19,0%
	100 / 92	10,9%	1,45%	3,42%	13,0%

^a In dieser Spalte wird die bei der Schätzung der Ausfallquote jeweils mindestens vorhandene Kundenzahl und die Anzahl der in die Schätzung einfließenden Beobachtungen aufgeführt. – ^b Die Schätzung der Parameter der Lognormalverteilung und des Parameters q_{AQ} beruht hier auf wenigen Beobachtungen (61 Beobachtungen, davon 32 zur Schätzung der Parameter der Lognormalverteilung). Schätzungen, bei denen nur Portfolios mit mindestens 50 Kunden betrachtet werden, erfolgen aufgrund der geringen Datenverfügbarkeit nicht. – ^c Aufgrund nur weniger Beobachtungen (33) wird die Schätzung der Parameter für kleine Unternehmen mit mehr als 10% Auslandsumsatzanteil hier nicht ausgewiesen. – ^d Der K-S-Test lehnt hier nur zum 10%-Niveau die Verteilungshypothese nicht ab. – ^e Schätzungen, bei denen nur Portfolios mit mindestens 100 Kunden betrachtet werden, erfolgen aufgrund der geringen Datenverfügbarkeit nicht (unter 30 Beobachtungen zur Schätzung der Lognormalverteilung). – ^f Schätzungen, bei denen nur Portfolios mit mindestens 50 Kunden betrachtet werden, erfolgen aufgrund der geringen Datenverfügbarkeit nicht (unter 30 Beobachtungen zur Schätzung der Lognormalverteilung). – ^g Für Unternehmen mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde und mehr als 10% Anteil an Auslandsumsätzen stehen nur 36 Beobachtungen zur Verfügung. Auf eine Schätzung der Parameter wird daher verzichtet.

scheinlichkeit keinen Ausfall zu erleiden, ist in diesem Fall 22,6%. Hierbei ist allerdings zu berücksichtigen, dass insbesondere große Unternehmen über viele Kunden verfügen. Da bei großen Unternehmen gegebenenfalls eher risikosenkende Instrumente zum Einsatz kommen, sind die geringeren Quantilswerte zum Teil aber auch auf den Einsatz dieser Instrumente zurückzuführen.

4.3.3 Schätzung von Verteilungen für die Verlustquote

In den vorangegangenen Abschnitten konnte gezeigt werden, dass Merkmale existieren, die auf hohe beziehungsweise geringe Verlustquoten schließen lassen. Im Folgenden wird auf Grundlage der zur Verfügung stehenden Daten dargestellt, wie Verteilungen der Verlustquote in Abhängigkeit von diesen Merkmalen geschätzt werden können.

In der Bankenliteratur wird die Verlustquote häufig durch Betaverteilungen modelliert.⁶²⁴ Die den vorliegenden Daten zugrunde liegenden empirischen Verteilungen können im Intervall zwischen $Min = 0,1\%$ und $Max = 99,9\%$ ebenfalls sehr gut durch Betaverteilungen beschrieben werden. Die empirischen beobachteten Verlustquoten weisen in diesem

⁶²⁴ Vgl. Abschnitt 2.3.2.4.

Intervall einen Mittelwert von $MW = 48,6\%$ und eine Varianz von $\sigma^2 = 9,8\%$ auf. Damit können die Parameter alpha und beta der Betaverteilung aus dem Mittelwert und der Varianz der gesamten Stichprobe durch Umstellen von:⁶²⁵

$$MW = Min + \frac{\alpha}{\alpha + \beta} (Max - Min) \quad (114)$$

und

$$\sigma^2 = \frac{\alpha \cdot \beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)} (Max - Min)^2 \quad (115)$$

nach:

$$\alpha = \frac{\beta \cdot (MW - Min)}{Max - MW} = 0,744 \quad (116)$$

$$\beta = \frac{K (Max - Min)^2 - \sigma^2 \left(\frac{K^2}{T} + 2K + T \right)}{\sigma^2 \left(\frac{K^3}{T^2} + \frac{3K^2}{T} + 3K + T \right)} = 0,788 \quad (117)$$

$$\text{mit: } K = \frac{MW - Min}{Max - Min}, T = 1 - K$$

abgeleitet werden. Der Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstest weist die Hypothese, dass die empirische Verteilung einer so parametrisierten Betaverteilung entspricht, zum 10%-Niveau nicht ab. Der Testwert der K-S-Statistik beträgt 0,083. Alternativ zur Beta-Verteilung können die Verlustquoten der zugrunde liegenden Stichprobe im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% auch relativ gut durch eine Gleichverteilung beschrieben werden. Hier beträgt der Testwert der K-S-Statistik 0,101. Die Annahme der Gleichheit der empirischen Verteilung und der Gleichverteilung kann zum 5%-Niveau nicht abgelehnt werden. Damit ist die Gleichverteilung etwas schlechter zur Modellierung der Verlustquote in diesem Intervall geeignet als die Betaverteilung. Allerdings könnte sie in der praktischen Anwendung den Vorteil einer besseren Kommunizierbarkeit aufweisen.

Die erhobenen Daten weisen darauf hin, dass die Unternehmen bei der Befragung gerundete Werte angegeben haben. Damit können Häufungen der Nennungen bei bestimmten Verlustquoten (zum Beispiel 50%) begründet werden. Zusammenfassend ist festzustellen, dass insbesondere vor dem Hintergrund dieser gerundeten Werte, sowohl die Betaverteilung als auch die Gleichverteilung geeignete empirische Verteilungen darstellen, um die Verlustquoten im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% zu beschreiben. Abbildung 42 veranschaulicht die empirische Wahrscheinlichkeitsverteilung sowie die Verteilungsfunktionen der Gleichverteilung und die Verteilungsfunktion der Betaver-

⁶²⁵ Die Parameter der Betaverteilung sind beispielsweise bei Vose (2008), 600 f., definiert.

teilung. Abbildung 42 zeigt die Differenzen zwischen den beiden vorgeschlagenen theoretischen Verteilungen und der empirischen Verteilung.

Abbildung 41:

Vergleich der kumulierten Wahrscheinlichkeiten der empirischen Verlustquoten und der Verteilungsfunktionen der Beta- und der Gleichverteilung im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% für die gesamte Stichprobe

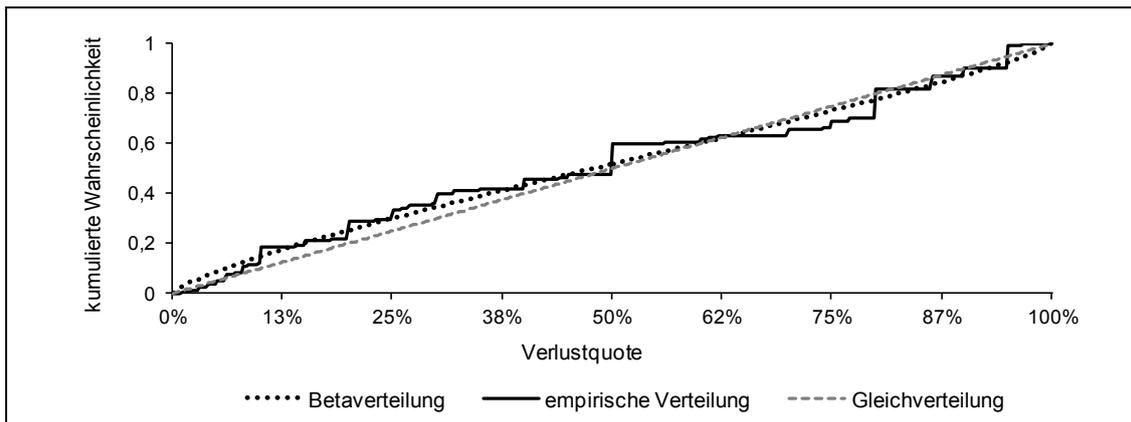
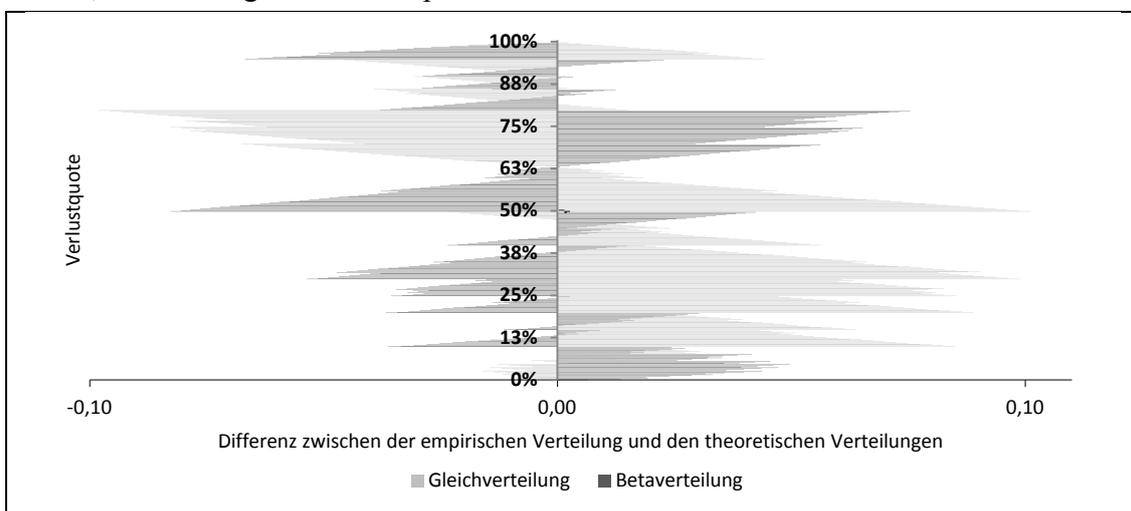


Abbildung 42:

Abweichung der kumulierten Wahrscheinlichkeit der empirischen Verteilung der Verlustquote von der Beta- beziehungsweise Gleichverteilung im Intervall zwischen 0,01% und 99,9% für die gesamte Stichprobe



Da in 69% der Fälle Totalverluste beobachtet werden, genügt es nicht, die Verlustverteilung nur im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% zu beschreiben. Der hohe Anteil Komplettausfälle kann, wie bei der Ausfallquote, wieder durch eine Bernoulliverteilung $B(p_{LGD})$ modelliert werden. Dadurch ist es möglich, das Risiko eines Totalausfalls abzubilden. Der Parameter p_{LGD} ist entsprechend des Anteils der Totalausfälle zu parametrisieren. In Abschnitt 4.2.6 wurden verschiedene Merkmale identifiziert, die auf unterschiedliche durchschnittliche Verlustquoten hindeuten. Auf Grundlage solcher Merkmale

können wieder Unternehmensgruppen gebildet werden. Wird angenommen, dass die Unternehmen einer Unternehmensgruppe nahezu identische Verlustquotenverteilungen aufweisen, dann kann auf Grundlage der historischen Beobachtungen in dieser Gruppe eine repräsentative Verteilung der Verlustquote geschätzt werden. Die Annahme, dass allen Unternehmen einer Unternehmensgruppe dieselbe Verteilung zugrunde liegt, wird in der Realität jedoch nur näherungsweise erfüllt sein. Daher stellt dieses Vorgehen auch nur eine mögliche Approximation der tatsächlichen Verteilung dar. Es treten dabei ähnliche Probleme wie bei der Bildung von Ratingklassen auf. Das heißt, bleiben Merkmale, die auf abweichende Risikostrukturen hindeuten, unberücksichtigt, überschätzt bzw. unterschätzt eine für eine Unternehmensgruppe abgeleitete Verteilung das Risiko jeweils einer Teilmenge der in der Gruppe zusammengefassten Unternehmen. Je besser die Gruppen voneinander abgegrenzt werden können, umso genauer beschreibt demnach die geschätzte Verteilung die tatsächliche Risikosituation der Unternehmen.

In Tabelle 60 erfolgt eine Parametrisierung der Verteilungen der Verlustquote für verschiedene Unternehmensgruppen auf Grundlage der hier erhobenen Stichprobe. Es werden jeweils die Parameter der Betaverteilung (*alpha* und *beta*) und der Anteil der Totalausfälle p_{LGD} angegeben. Mit der Betaverteilung wird die Verlustquote im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% beschrieben. Alternativ könnte in diesem Intervall gegebenenfalls auch eine Gleichverteilung unterstellt werden. In den letzten beiden Spalten wird daher jeweils das Signifikanzniveau angegeben, für das die Hypothese der Gleichheit der jeweils betrachteten theoretischen Verteilung (GV = Gleichverteilung, BV = Betaverteilung) und der empirischen Verteilung nicht abgelehnt werden kann. Es wird deutlich, dass die Betaverteilung auch in den Teilstichproben besser als die Gleichverteilung an die empirische Verteilung im hier betrachteten Intervall angepasst ist. Die Gleichverteilung scheint sogar in vielen Fällen ungeeignet für eine Modellierung der Verlustquote zu sein, da hier die Nullhypothese des Kolmogorov-Smirnow-Anpassungstests bereits zum 1%-Niveau abgelehnt wird.

Bei der Interpretation beziehungsweise praktischen Anwendung der Ergebnisse in Tabelle 60 ist zu berücksichtigen, dass für das Intervall zwischen 0,1% und 99,9% zum Teil nur wenige Beobachtungen zur Verfügung stehen. Daher sind insbesondere die Schätzungen für stärker differenzierte Gruppen im unteren Teil der Tabelle mit großen Unsicherheiten verbunden.

Es wird deutlich, dass sich die einzelnen Gruppen zum Teil erheblich hinsichtlich des Anteils der Totalausfälle p_{LGD} unterscheiden. Für Unterschiede des Ausfallrisikos verschiedener Portfolios weist diese Kennzahl daher vermutlich eine höhere Bedeutung auf als unterschiedliche Parametrisierungen der Betaverteilung im Intervall zwischen 0,1% und 99,9%. Zusammenfassend untermauert Tabelle 60 noch einmal die oben untersuchte Hypothese, dass sich die Verlustquote zwischen Kreditorengruppen erheblich unterscheiden kann.

Tabelle 60:
Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Verlustquote differenziert nach Kreditorenmerkmalen

Gruppenmerkmal	Anzahl Verlustquoten ^a		<i>pLGD</i>	<i>alpha</i>	<i>beta</i>	Signifikanzniveau	
	<i>LGD</i> <100%	insgesamt				BV	GV ^b
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz	<i>LGD</i> <100%	125	64,5%	0,665	0,768	5%	< 1%
	insgesamt	352					
Unternehmen mit mehr als 10% Anteil Auslandsumsatz	<i>LGD</i> <100%	24	84,1%	0,775	0,561	5%	1%
	insgesamt	151					
Unternehmen mit weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	53	79,8%	0,887	1,152	20%	20%
	insgesamt	263					
Unternehmen mit mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	105	54,1%	0,786	0,669	10%	<1%
	insgesamt	229					
Neukunden	<i>LGD</i> <100%	44	65,1%	1,223	2,066	20%	<1%
	insgesamt	126					
Bestandskunden	<i>LGD</i> <100%	113	69,4%	0,670	0,588	5%	<1%
	insgesamt	369					
Unternehmen mit einem geringeren Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100%	58	78,8%	0,790	0,854	20%	20%
	insgesamt	273					
Unternehmen mit einem höheren Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100%	98	55,3%	0,801	0,724	20%	1%
	insgesamt	219					
Neue Länder	<i>LGD</i> <100%	84	59,0%	0,799	1,525	20%	<1%
	insgesamt	205					
Alte Länder	<i>LGD</i> <100%	89	75,0%	0,976	0,600	1%	<1%
	insgesamt	356					
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz aus den Neuen Ländern	<i>LGD</i> <100%	75	59,0%	0,806	1,558	20%	<1%
	insgesamt	183					
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz aus den Alten Ländern	<i>LGD</i> <100%	50	70,4%	0,832	0,451	1%	<1%
	insgesamt	196					
Unternehmen mit mehr als 10% Anteil Auslandsumsatz aus den Alten Ländern	<i>LGD</i> <100%	23	83,8%	0,907	0,596	5%	1%
	insgesamt	142					
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz und weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	42	77,5%	0,785	1,170	20%	1%
	insgesamt	187					
Unternehmen mit weniger als 10% Anteil Auslandsumsatz und mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	74	48,3%	0,660	0,610	20%	1%
	insgesamt	143					
Unternehmen mit einem geringeren Neukundenanteil als 9,52% und weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	21	85,5%	1,008	0,918	20%	20%
	insgesamt	145					
Unternehmen mit einem geringeren Neukundenanteil als 9,52% und mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	35	69,8%	0,632	0,735	20%	10%
	insgesamt	116					
Unternehmen mit einem höheren Neukundenanteil als 9,52% und weniger als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	30	71,2%	0,794	1,379	20%	1%
	insgesamt	104					
Unternehmen mit einem höheren Neukundenanteil als 9,52% und mehr als 18 496 Euro durchschnittlichem Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	65	39,8%	0,975	0,631	10%	<1%
	insgesamt	108					
Bestandskunden und weniger als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100%	34	80,0%	0,693	0,935	20%	1%
	insgesamt	170					

Fortsetzung Tabelle 60:

Gruppenmerkmal	Anzahl Verlustquoten ^a		<i>pLGD</i>	<i>alpha</i>	<i>beta</i>	Signifikanzniveau	
	<i>LGD</i> <100% insgesamt					BV	GV ^b
Bestandskunden und mehr als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde	<i>LGD</i> <100% insgesamt	73 160	54,4%	0,733	0,497	1%	<1%
Bestandskunden und weniger als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde und ein geringerer Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100% insgesamt	15 116	87,1%	1,295	1,020	20%	20%
Bestandskunden und mehr als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde und ein geringerer Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100% insgesamt	25 88	71,6%	0,557	0,592	20%	10%
Bestandskunden und mehr als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde und ein höherer Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100% insgesamt	43 67	35,8%	1,121	0,468	<1%	<1%
Bestandskunden und weniger als 18 496 Euro durchschnittlicher Umsatz pro Kunde und ein höherer Neukundenanteil als 9,52%	<i>LGD</i> <100% insgesamt	19 44	56,8%	0,489	1,039	20%	<1%

^a In dieser Spalte wird die Anzahl der in die Schätzung einfließenden Verlustquote angegeben. – ^b Es wird jeweils das Niveau angegeben, in dem der KS-Test die Hypothese der Gleichheit von theoretischer und empirischer Verteilung nicht ablehnt (BV = Betaverteilung, GV = Gleichverteilung). Ein höheres Signifikanzniveau spricht für eine bessere Übereinstimmung.

4.4 Diskussion der Vorteilhaftigkeit eines auf Kreditoreneigenschaften basierenden Verfahrens zur Kreditrisikobewertung

In den vorangegangenen Abschnitten wurde eine Methode entwickelt, welche die approximative Bewertung des Forderungsausfallrisikos eines Unternehmens auf Basis von Kreditoreneigenschaften ermöglicht. Wird hier beispielsweise wieder das Unternehmen aus Kapitel 3.4.5 betrachtet und unterstellt, dass es sich um ein großes Unternehmen mit einem durchschnittlichen Umsatz von weniger als 18 486 Euro pro Kunden handelt, kann für die Ausfallquote eine gemischte Bernoulli-Lognormalverteilung mit den Parametern $p_{AQ} = 12,1\%$, $\mu_L = 0,66\%$ und einer Standardabweichung von $\sigma_L = 1,07\%$ angenommen werden.⁶²⁶ Wird die Verlustquote Eins gesetzt, berechnet sich für das Portfolio ein erwarteter Verlust in Höhe von 72 000 Euro und ein 99,9% Quantil in Höhe von 1 435 000 Euro. Damit ergibt sich ein Eigenkapitalbedarf von 1 363 000 Euro. Wird eine Eigenkapitalrendite von 10% angestrebt und ein Forderungsvolumen von insgesamt 12,4 Mio. Euro gewährt, betragen in diesem Beispiel die durchschnittlichen Risikokosten 1,68% des gewährten Exposure. Wird angenommen, dass die Verlustquote im Intervall zwischen 0,1% und 99,9% gleichverteilt ist und eine Forderung mit einer Wahrscheinlichkeit von 79,8% vollständig ausfällt,⁶²⁷ sind die Risikokosten im Verhältnis zum gewährten Forderungsbetrag durchschnittlich 1,56%. Da es sich hier um ein fiktives Beispiel handelt, ist ein Vergleich der Ergebnisse bei Verwendung eines Bernoulli-Mischungsmodells und des hier vorgeschlagenen Benchmark-Ansatzes nicht sinnvoll.

⁶²⁶ Vgl. Tabelle 59.

⁶²⁷ Vgl. Tabelle 60.

Vielmehr dient dieses Beispiel zur Veranschaulichung, wie die Verlustverteilung des Forderungsausfallrisikos alternativ bestimmt werden kann.

In Abschnitt 3 wurde ein Schwerpunkt auf die Bewertung von Modellrisiken gelegt. Auch bei einer Nutzung des hier entwickelten Benchmark-Ansatzes ist zu berücksichtigen, dass solche Risiken existieren. Eine mögliche Ursache besteht darin, dass die geschätzten Verteilungen zum Teil auf verhältnismäßig wenigen Beobachtungen beruhen. Auch konnte nur eine sehr grobe Differenzierung zwischen unterschiedlichen Risikoklassen erfolgen. So war es nicht möglich, Risikogruppen zu bilden, die sich in allen hier gefundenen Abgrenzungskriterien unterscheiden. So ist zu vermuten, dass die in den Tabellen 59 und 60 dargestellten Unternehmensgruppen höchstens näherungsweise homogen sind, was zu einer ungenauen Risikobewertung führt, da Risiken sowohl über- als auch unterschätzt werden können.

In den vorangegangenen Abschnitten wurden verschiedene Hypothesen formuliert und empirisch überprüft, die vermuten lassen, dass sich die zwei Risikokomponenten Verlustquote und Ausfallquote zwischen Unternehmen unterscheiden. Da zu vermuten ist, dass hier nicht alle Abgrenzungskriterien identifiziert werden konnten,⁶²⁸ besteht auch aus diesem Grund die Möglichkeit, dass die Annahme der Homogenität in den einzelnen Risikoklassen verletzt wird, womit sich eine weitere Ursache für potenzielle Modellrisiken ergibt. Auch ist es möglich, dass sich die Qualität des Forderungsmanagements eines Unternehmens substantiell von anderen Unternehmen unterscheidet, obwohl es vergleichbare Eigenschaften aufweist. Die falsche Zuordnung eines Unternehmens in eine Risikogruppe tritt in ähnlicher Weise beispielsweise aber auch bei der Bildung von Ratingklassen auf.

Es ist davon auszugehen, dass eine auf Ratingklassen basierende Risikobewertung eine genauere Risikoeinschätzung ermöglicht als der in Abschnitt 4 vorgeschlagene Ansatz. Allerdings wird sich für viele Unternehmen nicht die Frage stellen, ob sie einen auf Ratingklassen basierenden Ansatz oder einen Benchmark-Ansatz wählen sollten, da die erforderlichen Daten zur Bildung von Ratingklassen gar nicht zur Verfügung stehen. Vielmehr ist zur Beurteilung des hier entwickelten Benchmark-Ansatzes die Frage zu stellen, ob die Verwendung einer solchen Methode zu einer Verbesserung der Entscheidungsfindung im Unternehmen beitragen kann, wenn die Alternative der Verzicht einer Risikobewertung ist.

Diese Frage ist zu bejahen. Zum einen kann ein Eindruck von der Verlustverteilung des Forderungsausfallrisikos vermittelt werden. Daher ist es möglich, den gesamten Eigenkapitalbedarf eines Unternehmens genauer einzuschätzen. Zwar sind Fälle vorstellbar, in denen der Bewertungsfehler geringer ist, wenn das Risiko als nicht vorhanden angenommen wird, da mit dem Benchmark-Ansatz auch eine Überbewertung einher gehen

⁶²⁸ Beispielsweise könnte das Alter des kreditgebenden Unternehmens eine weitere Differenzierung ermöglichen.

kann. Die Anzahl solcher Fälle nimmt jedoch mit zunehmender Differenzierung der Risikoklassen ab. Zum anderen kann auch eine approximative Einschätzung der Risikokosten erfolgen. Auch wenn dies nicht auf Einzelkreditebene geschehen kann und damit auch keine Rückschlüsse auf die Preissetzung einer einzelnen Forderung möglich sind, kann dennoch eine Beurteilung erfolgen, ob die erzielten Umsatzmargen ausreichen, um im Mittel die Risikokosten zu verdienen. Letzteres erscheint vor allem vor dem Hintergrund relevant, dass Forderungsverluste über viele Jahre für den Unternehmenserfolg unbedeutend sein können, dann aber innerhalb eines kurzen Zeitraums existenzgefährdende Verluste möglich sind. Dadurch kann über Jahre der trügerische Eindruck eines ertragsstarken Unternehmens entstehen, da sich die mit der Geschäftspolitik verbundenen Kosten nicht zeitnah zeigen. Das heißt, der Unternehmenserfolg in einer Periode hängt vom Zufall ab. Wird dies bei der Gewinnausschüttung oder Festlegung von Bonuszahlungen ignoriert, kann das zu ineffizienten Entscheidungen führen. Taleb (2008) weist auf dieses Problem im Zusammenhang mit Banken hin. Diese können über Jahre hohe Erträge erzielen, um dann innerhalb kurzer Zeit die kumulierten Gewinne von Jahrzehnten zu verlieren. Schätzen Banken ihre Risikokosten falsch ein, können in ihrer Höhe nicht gerechtfertigte Erfolgsprämien an die Mitarbeiter ausgeschüttet werden.⁶²⁹

Ein weiterer Vorteil des hier vorgestellten Ansatzes besteht in seinem modularen Aufbau. Das heißt, Verlust- und Ausfallquote werden separat modelliert. Alternativ hätten beispielsweise auch die erlittenen Verluste im Verhältnis zum Umsatz als Verteilung in Abhängigkeit der Kreditoreneigenschaften bestimmt werden können. Eine solche Vorgehensweise würde die Risikoeinschätzung noch weiter vereinfachen. Allerdings wäre ein solches Modell nur schwer individuell weiter zu entwickeln und beispielsweise durch kreditnehmerspezifische Informationen zu ergänzen. Letzteres ist mit der hier vorgeschlagenen Methode möglich. Ist ein Unternehmen beispielsweise in der Lage, die Ausfallwahrscheinlichkeiten seiner Kunden einzuschätzen, sei es aufgrund von Informationen von Auskunftseien oder eigenen Analysen, können auf dieser Basis die erwarteten Portfolioverluste berechnet werden. Allerdings genügt die Kenntnis der Ausfallwahrscheinlichkeiten in der Regel noch nicht, um die Verteilung der Ausfallquote zu bestimmen, wenn Abhängigkeiten berücksichtigt werden müssen. In diesem Fall könnte eine der Tabelle 59 entnommene kreditorenspezifische Verteilung der Ausfallquote so verschoben werden, dass ihr Erwartungswert der vom Unternehmen berechneten erwarteten Ausfallzahl entspricht. Auf diese Weise würden kreditorenspezifische Informationen also nur noch die Form aber nicht mehr die Lage der Verlustverteilung bestimmen. Ist ein Unternehmen hingegen bereits in der Lage, die Verteilung der Ausfallquote selbstständig zu ermitteln, stehen jedoch keine Daten zur Bewertung der Verlustquote zur Verfügung, ist es möglich, nur die Bewertung dieser fehlenden Größe auf Basis von Kreditoreneigenschaften vorzunehmen. Der hier vorgestellte Ansatz kann damit auch als Einstiegsmodell in die quantitative Forderungsausfallrisikobewertung dienen, welches schrittweise erweitert werden kann.

⁶²⁹ Vgl. Taleb (2008), 64 ff.

Hier erfolgt eine Abgrenzung der Risikoklassen auf Grundlage von Kreditoreneigenschaften. Diese wurden gewählt, da Zusammenhänge mit der Qualität des Forderungsmanagements vermutet wurden. Es kann daher die Frage gestellt werden, warum die Qualität des Forderungsmanagements nicht direkt bewertet wird und darauf aufbauend Forderungsausfallrisiken abgeleitet werden.⁶³⁰ Die Wahl von Kreditoreneigenschaften als Abgrenzungskriterien erfolgte hier aus zwei Gründen. Zum einen besteht die Gefahr, dass Unternehmen die Qualität ihres Forderungsmanagements falsch einschätzen. So kann es sein, dass ein Unternehmen, welches seit Jahren durch Glück keinen Forderungsausfall erlitten hat, dies auf die eigenen Fähigkeiten zurückführt, während ein Unternehmen, welches Pech hatte und einen hohen Verlust verkraften musste, seine eigenen Leistungen deutlich kritischer einschätzt. Die Betrachtung von Kreditoreneigenschaften erscheint hier daher objektiver. Zum anderen erfordert der hier vorgestellte Ansatz die Erhebung von historischen Daten, auf deren Grundlage die Verteilungen geschätzt werden. Eine Bewertung, basierend auf der Qualität des Forderungsmanagements, würde demnach auch voraussetzen, dass diese bei der Datenerhebung erfasst wird, wodurch diese umfangreicher und komplizierter werden würde. Während eine sinkende Antwortbereitschaft aufgrund umfangreicherer Fragebögen möglicherweise durch eine Erhöhung des Befragungsbudgets ausgeglichen werden könnte, stellt sich inhaltlich jedoch die Frage, ob im Rahmen einer Befragung die Qualität des Forderungsmanagements zum Zeitpunkt der Gewährung von ausgefallenen Handelskrediten bewertet werden kann. So ist zu vermuten, dass ein Kreditausfall Veränderungen im Kreditmanagement anstößt, sodass die Unternehmen mit dem aktuell umfangreichsten Forderungsmanagement historisch möglicherweise die größten Verluste verzeichnen mussten. Diesem Problem könnte dadurch begegnet werden, indem in regelmäßig wiederkehrenden Befragungen die Managementqualität der Unternehmen bewertet wird und die gewährten Handelskredite diesen Zeiträumen zugeordnet werden. Eine solche Vorgehensweise war hier allerdings nicht möglich.

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass der vorgeschlagene Ansatz durchaus eine sinnvolle Ergänzung bestehender Managementwerkzeuge sein kann. Allerdings beruhen die hier geschätzten Verteilungen auf sehr geringen Datenbasen. Auch war es noch nicht möglich, die Güte der Verteilungen in einem unabhängigen Datensatz zu überprüfen. Jedoch deutet der Vergleich der hier gefundenen Zusammenhänge mit den Ergebnissen einer unter ostdeutschen Unternehmen durchgeführten Befragung darauf hin, dass die dargestellten Resultate nicht stichprobenspezifisch sind.⁶³¹ Weiter ist zu berücksichtigen, dass nur Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes untersucht wurden.

⁶³⁰ Beispielsweise bietet der *TÜV-Rheinland* (2010) Unternehmen die Möglichkeit, ihr Kreditmanagement zu bewerten.

⁶³¹ Vgl. *Dannenberg* (2005) und *Dannenberg* (2007b).

5 Ausblick

In dieser Arbeit wurden zwei Methoden betrachtet, die eine quantitative Bewertung des Forderungsausfallrisikos gewerblicher Unternehmen ermöglichen. Zum einen handelt es sich um statistische, auf Ratingklassen basierende, Ansätze und zum anderen wurde ein Benchmark-Ansatz entwickelt. Bei den statistischen Ansätzen wurde vermutet, dass das Modellrisiko Schätzunsicherheit von hoher Bedeutung bei der Bewertung von Forderungsausfallrisiken gewerblicher Unternehmen sein könnte. In Abschnitt 3 wurde daher ein besonderer Fokus auf die Beurteilung dieses Modellrisikos gelegt. Zunächst wurde untersucht, inwiefern Konfidenzintervalle, welche die Unabhängigkeit der Ausfallereignisse voraussetzen, zur Bewertung der Unsicherheit bei der Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit genutzt werden können. Es wurde gezeigt, dass in kleinen Portfolios dieses Modellrisiko von größerer Bedeutung sein kann als die Korrelation. Auch bei der simultanen Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit und der Korrelation könnte eine analytische Beurteilung dieses Modellrisikos auf Basis von Konfidenzregionen erfolgen. Es wurde daher für ein Beta-Binomial-Modell untersucht, ab welcher Datenhistorie Bootstrapping und eine analytische Konfidenzregion den erforderlichen Eigenkapitalbedarf eines Forderungsportfolios in vergleichbarer Höhe einschätzen. Im hier betrachteten Fall wurde eine solche Vergleichbarkeit erst bei relativ langen Datenhistorien erreicht. Abschließend wurde untersucht, von welcher Bedeutung die Schätzunsicherheit für den Eigenkapitalbedarf in einem inhomogenen Kreditportfolio ist. Es wurde deutlich, dass insbesondere bei kurzen Zeitreihen und hohem Vertrauensniveau der Eigenkapitalbedarf sehr stark durch die Schätzunsicherheit determiniert wird.

Durch die Berücksichtigung der Schätzunsicherheit wird die Kreditrisikobewertung verbessert, da ein bisher wenig beachtetes Modellrisiko einbezogen wird. Damit kann verhindert werden, dass Kredite zu preiswert oder in einem von einem Unternehmen unerwünschten Umfang vergeben werden. Auf diese Weise wird die Umsetzbarkeit der Risikopolitik verbessert. Die im dritten Kapitel erfolgten Untersuchungen sind jedoch nicht nur für gewerbliche Unternehmen von hoher Relevanz. Auch Banken müssen ihre Modellparameter schätzen. Zwar verfügen Banken in der Regel über größere Ratingklassen als gewerbliche Unternehmen. Wie in Abschnitt 3 deutlich wurde, ist aber vor allem die Länge der Datenhistorie eine entscheidende Determinante der Schätzunsicherheit. Gegen diese Restriktion können Banken kurzfristig wenig unternehmen. Durch die Berücksichtigung dieses Modellrisikos kann daher auch in Finanzinstituten das Kreditrisiko realistischer bewertet werden.

Da in vielen Unternehmen nicht genügend historische Daten zur Verfügung stehen, um statistische Modelle zu parametrisieren, wurde in Abschnitt 4 als Alternative ein Benchmark-Ansatz entwickelt. Dieser ermöglicht eine Risikobewertung auf Basis von Kreditoreneigenschaften. Hierfür wurden Kriterien abgeleitet, die eine Unterscheidung zwischen Unternehmen mit hohen und geringen Forderungsausfallrisiken zulassen. Anhand dieser Kriterien wurden Risikoklassen gebildet, für welche Risikoverteilungen be-

stimmt wurden. Dieser Ansatz gewährleistet damit auch solchen Unternehmen einen Zugang zur quantitativen Risikobewertung, die aus eigener Kraft dazu nicht in der Lage sind. Um dies zu ermöglichen, wurde hier, in Abweichung von den klassischen, auf Debitoren fokussierten, Ansätzen, eine auf Kreditoreneigenschaften beruhende Vorgehensweise gewählt. Aufgrund dieser Fokussierung können weniger Informationen verarbeitet werden als bei den klassischen Ansätzen. Daher sind auch keine Aussagen darüber möglich, ob einem bestimmten Kunden ein Kredit gewährt werden kann oder nicht. Für solche Entscheidungshilfen müssen weiterhin die Debitoren analysiert werden. Der entscheidende Vorteil des Benchmark-Ansatzes besteht darin, dass das Forderungsausfallrisiko sehr einfach in ein Gesamtrisikomodell eingebettet werden kann. Eingangs wurde darauf hingewiesen, dass gewerbliche Unternehmen häufig bedeutendere Einzelrisiken haben, als die Gefahr Forderungsausfälle zu erleiden. Daher kann es durchaus sinnvoll sein, mehr Energie für die Bewertung der Kernrisiken aufzuwenden als im hohen Umfang Ressourcen zur Bewertung des Forderungsausfallrisikos zur Verfügung zu stellen. Da jedoch das Forderungsausfallrisiko sehr stark mit anderen Risiken korreliert sein kann, darf es bei der Risikobewertung auch nicht vernachlässigt werden. Der hier entwickelte Benchmark-Ansatz ist daher vor allem auch für solche Unternehmen von Interesse, die an einer objektiven Abbildung ihres Gesamtrisikoumfangs interessiert sind, jedoch nicht über die Möglichkeiten oder Ressourcen verfügen, eine detaillierte Analyse des Forderungsausfallrisikos vorzunehmen.

Die Beschäftigung mit dem Forderungsausfallrisiko wurde in der Einleitung dieser Arbeit damit motiviert, dass zwischen diesem und anderen Unternehmensrisiken Abhängigkeiten bestehen können. Aufgrund dieser Abhängigkeiten können existenzgefährdende Schäden mit deutlich größerer Wahrscheinlichkeit eintreten, als es bei Unabhängigkeit der Einzelrisiken zu erwarten wäre. Auf die Frage, wie solche Zusammenhänge modelliert werden können, wurde hier jedoch nicht näher eingegangen. Während die Modellierung des Umsatzrückgangs in Folge einer Kundeninsolvenz im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation noch relativ einfach abgebildet werden kann, ist die Einschätzung der Konsequenzen eines Forderungsausfalls für das eigene Rating und damit die eigenen Kapitalkosten deutlich schwieriger. Ein Ansatzpunkt für weiterführende Überlegungen besteht daher darin, solche Zusammenhänge abzubilden.

In der vorliegenden Arbeit wurde bei der Kreditrisikomodellierung nicht abgebildet, dass die einzelnen Risikoparameter *EAD*, *PD* und *LGD* untereinander korreliert sein können. Zwar werden solche Abhängigkeiten im Benchmark-Ansatz berücksichtigt. Allerdings haben die in Tabelle 54 ausgewiesenen Korrelationen ihre Ursache in der gewählten Kreditpolitik. In der Literatur werden Abhängigkeiten zwischen diesen Parametern jedoch auf wirtschaftliche Rahmenbedingungen zurückgeführt. Es ist zu vermuten, dass, gegeben einer Risikopolitik, auch bei gewerblichen Unternehmen solche durch das Umfeld verursachten Zusammenhänge beobachtet werden können. Die Bewertung dieser Abhängigkeiten und deren Berücksichtigung bei der Risikobewertung stellt daher eine mögliche Erweiterung der betrachteten Modelle dar.

Es wurde hier auf die Modellierung des Forderungsbetrages zum Ausfallzeitpunkt nicht näher eingegangen. Unsicherheiten hinsichtlich der zum Ausfallzeitpunkt gewährten Kredithöhe stellen jedoch ein Risiko dar, welches für die Kreditrisikobewertung relevant sein kann. Es ist zwar anzunehmen, dass in Portfolios, die nicht von einzelnen Kunden dominiert werden, diese Unsicherheit aufgrund von Diversifikation von untergeordneter Bedeutung ist. Allerdings kann es insbesondere für Portfolios gewerblicher Unternehmen charakteristisch sein, bedeutende Konzentrationsrisiken aufzuweisen. Weiterer Forschungsbedarf besteht daher in der Modellierung des Exposure at Default von Handelskrediten.

In dieser Arbeit wurde das Forderungsausfallrisiko nur als ein Ertragsrisiko betrachtet. Eine Fokussierung auf die Ertragsperspektive kann damit begründet werden, dass ein gesundes Unternehmen Zugang zu Liquidität erhält und damit Liquiditätsengpässe überbrücken kann. In der Realität sind jedoch Situationen möglich, in denen auch substantiell gesunde Unternehmen keine benötigten Zahlungsmittel erhalten. Aus diesem Grund kann die Risikoanalyse durch eine Einbeziehung von Liquiditätsrisiken verbessert werden.

Hier erfolgte eine Risikobewertung auf Jahresbasis. Grundsätzlich ist die Wahl dieses Zeitraums sinnvoll, wenn die Unternehmensplanung auch für eine solche Zeitspanne erfolgt. Werden Pläne für andere Zeiträume erstellt, sollte sich auch die Risikobewertung diesen Planungshorizonten anpassen. Insbesondere ist zu berücksichtigen, dass in den hier präsentierten Beispielen die Risikokosten auf Jahresbasis berechnet wurden. Wird ein Kredit für einen kürzeren Zeitraum gewährt, sind diese Kosten daher entsprechend anzupassen.

Es wurde darauf hingewiesen, dass die Risikobewertung in der Regel mit Modellrisiken verbunden ist. Hier wurde mit der Schätzunsicherheit eine mögliche Ursache solcher Risiken untersucht. Neben der Schätzunsicherheit existieren jedoch weitere Quellen für potenzielle Fehlbeurteilungen. Insbesondere besteht die Gefahr, dass mit den vorgestellten Methoden Verflechtungen einzelner Kunden übersehen werden. Auf dieses Problem wurde in Abschnitt 3.4.6 näher eingegangen. Eine Aufgabe der Wissenschaft ist es daher, solche Modellrisiken zu reduzieren beziehungsweise in die Risikomodelle zu integrieren. Praktiker sollten sich insbesondere die Frage stellen, ob Debitoren auf bisher noch nicht berücksichtigte Weise miteinander verbunden sein können.

Diese Arbeit wurde mit einer Aussage von Stephan Kistenmaker aus den „Buddenbrooks“ von Thomas Mann überschrieben. Dieser weist im Roman darauf hin, dass durch das Reduzieren von Risiken Chancen verloren gehen. Eine weitere Lehre, die aus diesem Roman gezogen werden kann, lautet, dass von einem Unternehmen nur solche Risiken eingegangen werden sollten, die dieses bereit ist zu tragen. Im Roman wird dies an der inneren Zerrissenheit von Thomas Buddenbrook im Rahmen eines Termingeschäftes im Getreidehandel verdeutlicht. Eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass nur Risiken eingegangen werden, die der Risikopolitik entsprechen, ist deren Bewertung. Mit der vorliegenden Arbeit wurde hierfür ein Beitrag geleistet.

Anhang

Verwendeter Fragebogen

Institut für Halle Institute for Economic Research
Wirtschaftsforschung Halle



Abteilung: Industrieökonomik

Kontakt: Henry Dannenberg – Tel. (0345) 7753 – 871

Kleine Märkerstraße 8, D-06108 Halle (Saale)

Fax: (0345) 7753 – 69792

E-Mail: Henry.Dannenberg@iwh-halle.de

Unternehmen

Ansprechpartner im Unternehmen:

Name: _____

E-Mail: _____

Telefon: _____

Ihre Angaben werden streng vertraulich behandelt. Der gesetzliche Datenschutz ist voll gewährleistet. Die Weitergabe an Dritte ist ausgeschlossen.

Fragebogen zum Forderungsausfallrisiko von Unternehmen

1. Allgemeine Informationen über Ihr Unternehmen

	2006	2005	2004
Wie hoch war der Umsatz Ihres Unternehmens?	_____ Euro	_____ Euro	_____ Euro
Wie hoch waren Ihre Forderungsverluste (also Ihre Verluste in Folge von nicht vollständig bezahlten Rechnungen)?	_____ Euro	_____ Euro	_____ Euro
Wie viele Mitarbeiter (Vollzeitäquivalent) beschäftigten Sie?	_____	_____	_____

Bitte berücksichtigen Sie für die folgenden Fragen 2.-5. nur Ihre gewerblichen Kunden.

2. Wie vielen Kunden in etwa räumten Sie in den vergangenen Jahren ein Zahlungsziel ein? Wie viele dieser Kunden waren Neukunden bzw. wie viele dieser Kunden kamen aus dem Ausland?

	2006	2005	2004
Anzahl Kunden, denen ein Zahlungsziel gewährt wurde (gesamt)	_____	_____	_____
darunter Neukunden	_____	_____	_____
darunter Auslandskunden	_____	_____	_____

3. Bei wie vielen Ihrer in Tabelle 2 genannten Kunden sind in den vergangenen Jahren Zahlungsausfälle eingetreten? Das heißt, wie viele dieser Kunden waren in den vergangenen Jahren nicht in der Lage, die von Ihnen gestellten Rechnungen **vollständig** zu begleichen? Geben Sie, wenn möglich, bitte auch an, wie viele Ihrer Zahlungsausfälle Neukunden bzw. ausländische Kunden betrafen. Falls Sie keine Ausfälle erlitten haben,

	2006	2005	2004
Anzahl Kunden mit Zahlungsausfällen	_____	_____	_____
darunter Neukunden	_____	_____	_____
darunter Auslandskunden	_____	_____	_____

4. Welcher Anteil Ihrer Rechnungen wird im Allgemeinen mit welcher Verzögerung beglichen?

Die von uns gestellten Rechnungen werden in der Regel mit einem Anteil von ... bezahlt.

_____ % _____ % _____ % _____ % Summe = 100%

wie vereinbart bis zu einem 1 bis 2 Monate mehr als 2
 Monat verspätet verspätet Monate verspätet **bitte wenden**
 →

5. Betrachten Sie bitte im Folgenden die in Ihren Augen jeweils acht wichtigsten Forderungsausfälle in den Jahren 2004 bis 2006. Falls Sie sich gegen Forderungsausfälle versichert hatten, **vernachlässigen** Sie im Folgenden bitte Zahlungen, welche diese Versicherungen in Folge von Forderungsausfällen geleistet haben.

Wie hoch in etwa waren die einzelnen Forderungsverluste? Ungefähr in welchem Verhältnis stand der jeweilige Forderungsverlust zur ursprünglichen Forderungshöhe (=Verlustquote)? Wurde die ausgefallene Forderung einem Neukunden bzw. einem ausländischen Kunden gewährt?

Beispiel: Aus einer Forderung in Höhe von 10 000 Euro konnten nur 2 000 Euro erzielt werden. Der Forderungsverlust beträgt also 8 000 Euro und die Verlustquote ist 80% (= 8 000/10 000).

Forderung Nr.:	1	2	3	4	5	6	7	8
2006								
Forderungsverluste (in Euro)								
Verlustquote (in %)								
Neukunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							
Auslandskunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							
2005								
Forderungsverluste (in Euro)								
Verlustquote (in %)								
Neukunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							
Auslandskunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							
2004								
Forderungsverluste (in Euro)								
Verlustquote (in %)								
Neukunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							
Auslandskunde? ☒	<input type="checkbox"/> ja <input type="checkbox"/> nein							

6. Wie hoch ist durchschnittlich der Anteil Ihres Auslandsumsatzes an Ihrem Gesamtumsatz?

%

Den Ergebnisbericht möchte ich zugesendet bekommen

per Post per E-Mail gar nicht.

Über Ihre Anregungen und Hinweise würden wir uns an dieser Stelle sehr freuen.

Herzlichen Dank für Ihre Teilnahme!

Wir bitten um Rücksendung des Fragebogens bis zum Freitag, den **25. Mai 2007**

Fax-Nummer: 0345 – 7753 69792

Literaturverzeichnis

- Agresti, A.; Coull, B. A.* (1998): Approximate is Better than „Exakt“ for Interval Estimation of Binomial Proportions, in: *The American Statistician*, Vol. 52 (2), 119-126.
- Albers, W.; Born, K. E.; Dürr, E.; Hesse, H.; Kraft, A.; Lampert, H.; Rose, K.; Rupp, H. H.; Scherf, H.; Schmidt, K.; Wittmann, W.* (1988): *Handwörterbuch der Wirtschaftswissenschaften, Ungekürzte Studienausgabe, Sechster Band*. Hubert & Co.: Stuttgart, Tübingen, Göttingen.
- Albrecht, P.* (2005): Kreditrisiken – Modellierung und Management: Ein Überblick, in: *GRIR*, 1. Jahrgang, 2005, 22-152, URL: http://www.risk-insurance.de/Invited_Papers/166/AlbrechtKreditrisiken.pdf, Zugriff am 03.03.2008.
- Albrecht, P.; Maurer, R.* (2005): *Investment- und Risikomanagement*, 2. Auflage, Schäffer-Poeschel Verlag: Stuttgart.
- Alexander, C.* (2005): Assessment of Operational Risk Capital, in: M. Frenkel, U. Hommel, M. Rudolf (eds), *Risk Management Challenge and Opportunity*, 2. Auflage. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York, 279-301.
- Altman, E. I.* (1968): Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, in: *Journal of Finance*, Vol. XXIII, 589-609.
- Altman, E. I.; Hotchkiss, E.* (2006): *Corporate Financial Distress and Bankruptcy Predict and Avoid Bankruptcy Analyze and Invest in Distressed Debt*, 3. Auflage, John Wiley & Sons: Hoboken.
- Altman, E. I.; Kishore, V. M.* (1996): Almost Everything You Wanted to Know about Recoveries on Defaulted Bonds, in: *Financial Analysts Journal*, Nov./Dec., 57-64.
- Altman, E. I.; Resti, A.; Sironi, A.* (2001): Analyzing and Explaining Default Recovery Rates. A Report Submitted to The International Swaps & Derivatives Association.
- Altman, E. I.; Resti, A.; Sironi, A.* (2003): Default Recovery Rates in Credit Risk Modeling: A Review of the Literature and Empirical Evidence. URL: <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Review1.pdf>, Zugriff am 26.04.2006.
- Araten, M.; Jacobs, Jr. M.* (2001): Loan Equivalents for Revolving Credits and Advised Lines, in: *The RMA Journal*, May.
- Araten, M.; Jacobs, Jr. M.; Varshney, P.* (2004): Measuring LGD on Commercial Loans: An 18-Year Internal Study, in: *The RMA Journal*, May 2004, 28-35.
- Arbeitskreis Konjunktur Ost* (2008): Ostdeutsche Wirtschaft: Kein aufholendes Produktionswachstum 2008 und 2009, in: *IWH, Wirtschaft im Wandel*, Jg. 14 (6), 205-236.
- Artzner, P.; Delbaen, F.; Eber, J. M.; Heath, D.* (1999): Coherent Measures of Risk, *Mathematical Finance*, Vol. 9 (3), 203-228.
- Asarnow, E.; Edwards, D.* (1995): Measuring Loss on Defaulted Bank Loans: A 24-Year Study, in: *The Journal of Commercial Lending*, March, 11-23.

- Asarnow, E.; Marker, J.* (1995): Historical Performance of the U.S. Corporate Loan Market: 1988-1993, in: *Commercial Lending Review*, Vol. 10 (2), 13-32.
- Assenmacher, W.* (1996): *Deskriptive Statistik*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg.
- Atradius Kreditversicherung* (2006): *Atradius Zahlungsbarometer – Studie zum Zahlungsverhalten europäischer Unternehmen*. Köln.
- Aziz, M. A.; Dar, H. A.* (2004): Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand?, in: *Discussion Paper University of Loughborough*.
- Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R.* (2006): *Multivariate Analysemethoden*, 11. Auflage. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg.
- Baixauli, J. S.; Alvarez, S.* (2009): On the Accuracy of Loss-Given-Default Prediction Intervals, in: *The Journal of Risk Finance*, Vol. 10 (2), 131-141.
- Bank, M.* (2008): Strukturierte Kreditrisikomodelle als Basis für das Kreditmanagement von Banken, in: O. Everling, S. S. Theodore (Hrsg.), *Bankrisikomanagement. Mindestanforderungen, Instrumente und Strategien für Banken*. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Basel Committee on Banking Supervision* (2005): *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Updated November 2005, URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs118.pdf>, Zugriff am 06.03.2006.
- Basel Committee on Banking Supervision* (2006): *Results of the Fifth Quantitative Impact Study (QIS 5)*.
- Bastos, J. A.* (2009): *Forecasting Bank Loans Loss-Given-Default*. Discussion Paper, Technical University of Lisbon, 1-15.
- Bastos, R.; Pindado, J.* (2007): An Agency Model to Explain Trade Credit Policy and Empirical Evidence, in: *Applied Economics*, 39, 2631-2642.
- Behr, P.; Güttler, A.; Hackethal, A.* (2004): Basel II: Kreditkostenkalkulation und strategische Implikation, in: *Kreditwesen* 3, 31-33. URL: <http://www.ebs.edu/fileadmin/redakteur/funkt.dept.finance/hackethal/WP/Kreditkostenkalkulation.pdf>, Zugriff am 19.01.2009.
- Beinert, C.; Bietke, D.; Henne, A.* (2003): *Risikomanagement und Rating am Beispiel eines Bauunternehmens*, in: P. Reichling (Hrsg.), *Risikomanagement und Rating*. Gabler Verlag: Wiesbaden, 231-262.
- Bemmann, M.* (2005): Verbesserung der Vergleichbarkeit von Schätzgüteregebnissen von Insolvenzprognosestudien, in: *Dresden Discussion Paper Series in Economics* 08/2005.
- Bemmann, M.* (2007): *Entwicklung und Validierung eines stochastischen Simulationsmodells für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen*, Dresden, TUDpress.
- Beranek, W.; Scherr, F. C.* (1991): On the Significance of Trade Credit Limits, in: *Financial Practice and Education*, Fall/Winter, 39-44.

- Berenson, M. L.; Levine, D. M.; Krehbiel, T. C.* (2008): Basic Business Statistics, 11. Auflage. Pearson Education: New Jersey.
- Berlin, M.* (2003): Trade Credit: Why Do Production Firms Act as Financial Intermediaries?, in: Business Review, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Q3, 21-28.
- Bernstorff, C. Graf von* (1996): Forderungsabtretung in den Staaten der EU, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.2.2.1, Economica Verlag, 2007.
- Bernstorff, C. Graf von* (2004): Pfandrecht in den neuen EU-Ländern, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.2.3.1, Economica Verlag 2007.
- Bernstorff, C. Graf von* (2007a): Eigentumsvorbehalt in den Staaten der EU, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.2.1.1, Economica Verlag.
- Bernstorff, C. Graf von* (2007b): Eigentumsvorbehalt in den Staaten außerhalb der EU, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.2.1.2, Economica Verlag.
- Besley, S.; Osteryoung, J. S.* (1985): Survey of Current Practices in Establishing Trade-Credit Limits, in: The Financial Review, Vol. 20, February, 70-82.
- BGH* (1978): BGH 05.07.1978 – VII ZR 180/77, in: WM 1978, 1208-1209.
- Biais, B.; Gollier, C.* (1997): Trade Credit and Credit Rationing, in: The Review of Financial Studies, Vol. 10 (4), 903-937.
- Bielefeld, F.; Maifarth, M.* (2005): Traditionelle und moderne Kennzahlen der Gesamtbanksteuerung, in: zfbf, Sonderheft 52, 145-181.
- Biermann, B.* (1998): Modernes Risikomanagement in Banken, in: R. Eller (Hrsg.), Handbuch des Risikomanagements, Analyse, Quantifizierung und Steuerung von Marktrisiken in Banken und Sparkassen. Schäffer-Boeschel Verlag: Stuttgart.
- Bigus, J.* (2002): Ineffiziente Gläubigerbefriedigung bei Konkurrenz zwischen Banken und Lieferanten, in: German Working Papers in Law and Economics, Paper 16, Hamburg.
- Black, F.; Scholes, M.* (1973): The Pricing of Options and Corporate Liabilities, in: Journal of Political Economy, 81 (3), 637-654.
- Blazy, R.; Petey, J.; Weill, L.* (2009): Can Bankruptcy Codes Create Value? Evidence from Creditor's Recoveries in France, Germany, and the UK, Discussion Paper, URL: http://www.efmaefm.org/0EFMAMEETINGS/EFMA%20ANNUAL%20MEETINGS/2010-Aarhus/EFMA2010_0149_fullpaper.pdf, Zugriff am 01.10.2010.

- Bleymüller, J.; Gehlert, G.; Güllicher, H.* (1998): Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, 11. Auflage. Vahlen Verlag: München.
- Blochwitz, S.; Eigermann, J.* (2001): Messung von Kreditrisiken durch interne Credit-Ratingverfahren, in: A. Szczesny (Hrsg.), Kreditrisikomessung und Kreditrisikomanagement, Schriftenreihe des ZEW, Bd. 54, 83-106.
- Bluhm, C.; Overbeck, L.; Wagner, C.* (2003): An Introduction to Credit Risk Modeling. CRC Press Company: Boca Raton, London, New York, Washington.
- Blum, U.; Dudley, L.; Leibbrand, F.; Weiske, A.* (2005): Angewandte Institutionenökonomik: Theorien – Modelle – Evidenz. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Blum, U.; Gleißner, W.; Leibbrand, F.* (2005): Richtig gewichtet: Erkenntnisse aus dem Sachsen-Rating-Projekt, in: RiskNews 01/2005, 29-33.
- Blum, U.; Leibbrand, F.* (Hrsg.) (2001): Entrepreneurship und Unternehmertum. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Blum, U.; Müller, S.; Weiske, A.* (2006): Angewandte Industrieökonomik: Theorien – Modelle – Anwendungen. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- BMWi* (2009): Ergebnisse der Sitzung des Lenkungsausschusses Unternehmensfinanzierung vom 1. September 2009, Pressemitteilung, URL: <http://www.bmwi.de/BMWi/Navigation/Presse/pressemitteilungen,did=311362.html>, Zugriff am 20.10.2009.
- Bodt, E. de; Lobez, F.; Statnik, J. C.* (2008): Trade Credit as a Signal of Quality, URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1282114, Zugriff am 15.09.2010.
- Borde, S. F.; McCarty, D. E.* (1998): Determining the Cash Discount in the Firm's Credit Policy: An Evaluation, in: Journal of Financial and Strategic Decisions, Vol. 11 (2), 41-49.
- Bortz, J.* (2005): Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler, 6. Auflage. Springer Medizin Verlag: Heidelberg.
- Bortz, J.; Lienert, G. A.; Boehnke, K.* (2000): Verteilungsfreie Methoden in der Biostatistik, 2. Auflage. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York.
- Bosworth, E.; Eales, R.* (1998): Severity of Loss in the Event of Default in Small Business and Larger Consumer Loans, in: The Journal of Lending & Credit Risk Management, May, 58-65.
- Braunberger, G.* (2009a): Fugger, in: G. Braunberger, J. Lembke (Hrsg.), Finanzdynastien – Die Macht des Geldes. F.A.Z-Institut für Management-, Markt- und Medieninformation. Frankfurt am Main.
- Braunberger, G.* (2009b): Welser, in: G. Braunberger, J. Lembke (Hrsg.), Finanzdynastien – Die Macht des Geldes. F.A.Z-Institut für Management-, Markt- und Medieninformation. Frankfurt am Main.
- Braunschweiger, D.; Schmidt, A.; Spaltenberger, T.* (2001): Diskriminanzanalyse – Am Fallbeispiel von 23 Klimastationen in Tunesien, 1-13.

- Breid, V.* (1995): Aussagefähigkeit agencytheoretischer Ansätze im Hinblick auf die Verhaltenssteuerung von Entscheidungsträgern, in: *Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung (zbf)*, 47, 821-854.
- Brennan, M. J.; Maksimovic, V.; Zechner, J.* (1988): Vendor Financing, in: *The Journal of Finance*, Vol. XLIII (5), 1127-1141.
- Bretz, M.* (1995): Insolvenzursachen, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 1.2.3, *Economica Verlag*, 2007.
- Brick, I. E.; Fung, W. K. H.* (1984): Taxes and the Theory of Trade Debt, in: *The Journal of Finance*, Vol. XXXIX (4), 1169-1176.
- Brixius, R.* (1998): Absicherung internationaler Forderungsrisiken durch multinationale Policen, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 4.3.2, *Economica Verlag*, 2007.
- Bröker, F.* (2000): Quantifizierung von Kreditportfoliorisiken: Eine Untersuchung zu Modellalternativen und Anwendungsfeldern, in: *Schriftenreihe des Zentrums für Ertragsorientiertes Bankmanagement*, Band 23. *Fritz Knapp Verlag: Münster, Frankfurt am Main*.
- Brown, L. D.; Cai, T. T.; DasGupta, A.* (2001): Interval Estimation for a Binomial Proportion, in: *Statistical Science*, Vol. 16 (2), 101-117.
- Bühl, A.; Zöfel, P.* (2005): *SPSS 12. Einführung in die moderne Datenanalyse unter Windows*. *Pearson Studium: München*.
- Büning, H.; Trenkler, G.* (1994): *Nichtparametrische statistische Methoden*. 2. Auflage, *Walter de Gruyter & Co: Berlin, New York*.
- Bürgel Wirtschaftsinformation* (2004): Bürgel Bonitätsindex B2B (Frühwarn-)Indikator für mögliche Forderungsausfälle, persönliche E-Mail der BÜRGEL Wirtschaftsinformationen GmbH & Co. KG (erhalten am 27.06.2005).
- Büschgen, H. E.* (1993): *Bankbetriebslehre: Bankgeschäft und Bankmanagement*. 4. Auflage, *Gabler Verlag: Wiesbaden*.
- Bundesgerichtshof* (2000): Mitteilung der Pressestelle Nr. 3/2000 Verhandlungstermin: 13. März 2000, II ZR 347/97, II ZR 75/98, II ZR 118/98, URL: <http://212.18.201.36/cgi-bin/rechtsprechung/document.py?Gericht=bgh&Art=pm&Datum=2000-1&nr=13475&pos=3&anz=6>, Zugriff am 04.09.2006.
- Burghof, H. P.; Rudolph, B.* (1996): *Bankenaufsicht. Theorie der Regulierung und Regulierungspraxis in der Bundesrepublik Deutschland*. *Gabler Verlag: Wiesbaden*.
- Burkart, M.; Ellingsen, T.* (2004): In-Kind Finance: A Theory of Trade Credit, in: *The American Economic Review*, 569-590.
- Cassart, D.; Castro, C.; Langendries, R.; Alderweireld, T.* (2007): Confidence Sets for Asset Correlation, <http://www.econ.kuleuven.be/ew/academic/econometr/abstracts/abstract0607/Iragorri.pdf>, Zugriff am 06.03.2008.

- Cheng, N. S.; Pike, R.* (2003): The Trade Credit Decision: Evidence of UK Firms, in: *Managerial and Decision Economics*, 24, 419-438.
- Chernick, M. R.* (2008): *Bootstrap Methods: A Guide for Practitioners and Researchers*. 2. Auflage, John Wiley and Sons.
- Cherubini, U.; Luciano, E.; Vecchiato, W.* (2004): *Copula Methods in Finance*. John Wiley & Sons: Chichester.
- Christensen, J. H. E.; Hansen, E.; Lando, D.* (2004): Confidence Sets for Continuous-time Rating Transition Probabilities, in: *Journal of Banking & Finance* 28, 2575-2602.
- Claessens, S.; Klapper, L. F.* (2002): Bankruptcy Around the World: Explanation of its Relative Use, World Bank Policy Research Working Paper 2865, July.
- Cleugh, J.* (2002): *Die Medici. Macht und Glanz einer europäischen Familie*. Piper Verlag: München, Zürich.
- Coase, R. H.* (1937): The Nature of the Firm, in: *Economica*, November, 386-405.
- Connelly, P. O.* (2009): *Trade Credit Risk Management: Fundamentals of the Craft in Theory and Practice*. Discovered Authors: London.
- Cortes, C.; Vapnik, V.* (1995): Support-vector Networks, in: *Machine Learning*, 20, 273-297.
- Creditreform* (2005): *Insolvencies in Europe 2004/05 – A Survey by the Creditreform Economic Research Unit*, Neuss.
- Creditreform* (2008): *Der Creditreform Bonitätsindex*, URL: [http:// www.creditreform.de/Deutsch/Creditreform/Wir_ueber_uns/Unsere_Erfolgsfaktoren/Creditreform_Bonitaetsindex/index.jsp](http://www.creditreform.de/Deutsch/Creditreform/Wir_ueber_uns/Unsere_Erfolgsfaktoren/Creditreform_Bonitaetsindex/index.jsp), Zugriff am 20.11.2009.
- Creditreform* (2009a): *Die größten Insolvenzen des Jahrzehnts – Stand: 28.12.2009*, URL: http://www.creditreform.de/Deutsch/Creditreform/Aktuelles/Creditreform_News_dyn/Archiv/2009/2009-12-28_Presseinformation_Insolvenzen_des_Jahrzehnts.jsp, Zugriff am 05.02.2010.
- Creditreform* (2009b): *Wirtschaftslage und Finanzierung im Mittelstand Herbst 2009*, Neuss, URL: http://www.creditreform.de/Deutsch/Creditreform/Presse/Creditreform_Wirtschaftsforschung/Wirtschaftslage_und_Finanzierung_im_Mittelstand/2009-10/2009-10-07_Wirtschaftslage_Mittelstand_DE.pdf, Zugriff am 23.02.2010.
- Cremers, H.; Walzner, J.* (2009): *Modellierung des Kreditrisikos im Portfoliofall*, Frankfurt School – Working Paper Series, No. 127, 1-70.
- Crouhy, M.; Galai, D.; Mark, R.* (1998): Model Risk, in: *Journal of Financial Engineering*, Vol. 7 (3/4), 267-288.
- Cunat, V.* (2007): Trade Credit: Suppliers as Debt Collectors and Insurance Providers, in: *The Review of Financial Studies*, Vol. 20 (2), 491-527.
- Dacunha-Castelle, D.* (1997): *Spiele des Zufalls. Instrumente zum Umgang mit Risiken*. Gerling Akademischer Verlag: München.

- Daniels, K.; Ramirez, G. G. (2008):* Information, Credit Risk, Lender Specialization and Loan Pricing: Evidence from the DIP Financing Market, in: *Journal of Financial Services Research*, 34, 35-59.
- Danielsson, J.; Jorgensen, B. N.; Samarodnitsky, G.; Sarma, M.; Vries, C. G. de (2005):* Subadditivity Re-Examined: The Case of Value-at-Risk, URL: <http://people.orie.cornell.edu/~gennady/techreports/VaRsubadd.pdf>, Zugriff am 27.11.2009.
- Dannenberg, H. (2005):* Sind Kreditoreneigenschaften als Indikatoren zur Quantifizierung der Höhe des Forderungsausfallrisikos nutzbar?, in: *IWH, Wirtschaft im Wandel*, Jg. 11 (12), 388-396.
- Dannenberg, H. (2006):* Management von Mitarbeiter Risiken in Unternehmen, in: *W. Gleißner (Hrsg.) (2006), Risikomanagement im Unternehmen: Praxisratgeber für die Einführung und Umsetzung, Kapitel 12-7. Kognos-Verlag: Stadtbergen bei Augsburg*, 1-25.
- Dannenberg, H. (2007a):* Auswertung der Umfrage zum Forderungsausfallrisiko gewerblicher Unternehmen – Unternehmensbericht, Halle (unveröffentlichter Unternehmensbericht).
- Dannenberg, H. (2007b):* Die Verlustverteilung des unternehmerischen Forderungsausfallrisikos – Eine simulationsbasierte Modellierung, in: *H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, Kapitel 1.2.6, 34. Aktualisierung, Economica Verlag*, 1-39.
- Dannenberg, H. (2007c):* Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bei der Risikobewertung, in: *Controller Magazin*, Nr. 6, 630-634.
- Dannenberg, H. (2008):* Vergleich der Kreditrisikobewertung bei Berücksichtigung von Schätzunsicherheit und Korrelation, in: *Die Unternehmung*, 5/2008, 462-481.
- Dannenberg, H. (2009):* Investitionsentscheidung unter Berücksichtigung von Risikotragfähigkeitsrestriktionen, in: *Zeitschrift für Controlling & Management*, 53. Jg., Heft 4, 248-253.
- Dannenberg, H. (2010):* Berücksichtigung von Schätzunsicherheit bei der Kreditrisikobewertung – Vergleich des Value at Risk der Verlustverteilung des Kreditrisikos bei Verwendung von Bootstrapping und einem asymptotischen Ansatz, in: *Kredit und Kapital*, 43. Jg., Heft 4, 559-585.
- Dannenberg, H. (2011a):* Was kostet ein Lieferantenkredit?, in: *Controller Magazin*, 2/2011, 82-87.
- Dannenberg, H. (2011b):* The Importance of Estimation Uncertainty in a Multi-rating Class Loan Portfolio, in: *IWH Discussion Papers*, 11/2011, Halle (Saale)
- Dannenberg, H. (2012):* Die Verlustquote bei Handelskreditausfällen – Eine empirische Untersuchung in Deutschland, in: *Zeitschrift für Controlling & Management*, 56. Jg., Heft 1.

- Davis, E.* (2004): Insolvency Trend to Stabilize, in: Allianz Global Risks Report 1/2004, URL: http://www.allianz.com/Az_Cnt/az/_any/cma/contents/403000/saObj_403173_Insolvency_Artikel_pdf, Zugriff am 19.06.2005.
- Davydenko, S. A.; Franks, J. R.* (2008): Do Bankruptcy Codes Matter? A Study of Defaults in France, Germany and the UK, in: *The Journal of Finance*, Vol. 63 LXIII, No. 2, 565-608.
- Deloof, M.; Jegers, M.* (1996): Trade Credit, Product Quality, and Intragroup Trade: Some European Evidence, in: *Financial Management*, Vol. 25 (3), 33-43.
- Denault, M.* (2001): Coherent Allocation of Risk Capital, in: *The Journal of Risk*, 4. Jg., 7-21.
- Deutsch, H. P.* (2001): *Derivate und Interne Modelle, Modernes Risikomanagement*. 2. Auflage, Schäffer-Poeschel Verlag: Stuttgart.
- Deutsche Bundesbank* (1998): Methodische Grundlagen der Unternehmensbilanzstatistik der Deutschen Bundesbank, Monatsbericht Oktober.
- Deutsche Bundesbank* (2006): Konzentrationsrisiken in Kreditportfolios, Monatsbericht Juni, 35-54.
- Deutsche Bundesbank* (2007): Monatsbericht Dezember 2007, 59. Jahrgang, Nr. 12, 1-80.
- Deutsche Bundesbank* (2009): Hochgerechnete Angaben aus Jahresabschlüssen Deutscher Unternehmen von 1997 bis 2007, Statistische Sonderveröffentlichung 5, Frankfurt am Main.
- Deutsche Post* (2007): Post Business CD Stand Juli 2007.
- Dietsch, M.; Petey, J.* (2004): Should SME Exposures be Treated as Retail or Corporate Exposure? A Comparative Analysis of Default Probabilities and Asset Correlations in French and German SMEs, in: *Journal of Banking & Finance* 28, 773-788.
- Dimitras, A. I.; Zanakis, S. H.; Zopounidis, C.* (1996): A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications, in: *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.
- Dörr, C.* (2005): Staatliche Exportversicherung in Deutschland, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 4.2.1, Economica Verlag, 2007.
- Düllmann, K.; Trapp, M.* (2004): Systematic Risk in Recovery Rates – An Empirical Analysis of US Corporate Credit Exposures. Deutsche Bundesbank Discussion Paper, Series 2, Banking and Financial Studies, No. 2, 1-44.
- Efron, B.* (1979): Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife, in: *The Annals of Statistics*, Vol. 7 (1), 1-26.
- Emery, G. W.* (1984): A Pure Financial Explanation for Trade Credit, in: *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 19 (3), 271-285.

- Emery, G. W.* (1987): An Optimal Financial Response to Variable Demand, in: *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 22 (2), 209-225.
- Emery, K.; Ou, S.; Tennant, J.; Matos, A.; Cantor, R.* (2009): Corporate Default and Recovery Rates, 1920-2008, Moody's Investors Service, Special Comment, February.
- Engel, H.; Sterrenberg, K.* (2003): Die strategische Verankerung des Forderungsmanagements, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 2.1.2, *Economica Verlag*, 2007.
- Evans, J.; Koch, T.* (2007): Surviving Chapter 11: Why Small Firms Prefer Supplier Financing, in: *Journal of Economics and Finance*, Vol. 31 (2), 186-206.
- Fabbri, D.; Menichini, A. M. C.* (2010): Trade Credit, Collateral Liquidation, and Borrowing Constraints, in: *Journal of Financial Economics* 96, 413-432.
- Falkenstein, E.; Boral, A.; Carty, L. V.* (2000): RiskCalc™ for Private Companies: Moody's Default Model, Moody's Investors Service, May.
- Ferris, J. S.* (1981): A Transactions Theory of Trade Credit Use, in: *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 96 (2), 243-270.
- Fiedler, U.; Hüttche, T.; Klie, O.; Luppert, P. W.; Nickert, C.; Nickert, A. G.; Riedlinger, R.* (2006): *Unternehmen in Krise und Insolvenz*. Memento Verlag: Freiburg i. Br.
- Fisher, R. A.* (1936): The Use of Multiple Measurement in Taxonomic Problems, in: *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.
- Fisman, R.* (2001): Trade Credit and Productive Efficiency in Developing Countries, in: *World Development*, Vol. 29 (2), 311-321.
- Frank, M. Z.; Maksimovic, V.* (2004): Trade Credit, Collateral, and Adverse Selection, URL: http://www1.fee.uva.nl/fm/PAPERS/tcFeb26_2004.pdf, Zugriff am 15.09.2010.
- Franks, J.; Servigny, A. de; Davydenko, S.* (2004): A Comparative Analysis of the Recovery Process and Recovery Rates for Private Companies in the U.K., France and Germany, Working Paper, Standard & Poor's Risk Solution, 1-93.
- Frey, R.; McNeil, A. J.* (2003): Dependent Defaults in Models of Portfolio Credit Risk, in: *Journal of Risk*, Vol. 6 (1), Fall, 59-92.
- Frey, R.; McNeil, A. J.; Nyfeler, M. A.* (2001): Copulas and Credit Models, in: *Risk*, 111-114.
- Fricke, F. U.* (1994): *Wirtschaftliche Entwicklung und individuelles Verhalten*. Verlag P. C. O.: Bayreuth.
- Frye, J.* (2000a): Collateral Damage, in: *Risk*, 91-94.
- Frye, J.* (2000b): Depressing Recoveries, in: *Risk*, 108-111.
- Führer, A.* (2001): *Entwicklung eines Prämienmodells für die Warenkreditversicherung*. Verlag Versicherungswirtschaft: Karlsruhe.

- Füser, K.; Gleißner, W.* (2005): Rating-Lexikon. Beck-Wirtschaftsberater: München.
- Gertler, M.; Gilchrist, S.* (1994): Monetary Policy, Business Cycles, and the Behavior of Small Manufacturing Firms, in: Quarterly Journal of Economics, 108, 309-340.
- Gestel, T. van; Baesens, B.; Dijcke, P. van; Suykens, J. A. K.; Garcia, J.; Alderweireld, T.* (2005): Linear and Non-linear Credit Scoring by Combining Logistic Regression and Support Vector Machines, in: Journal of Credit Risk, 4/2005, 31-60.
- Ghosal, V.; Loungani, P.* (2000): The Differential Impact of Uncertainty on Investment in Small and Large Businesses, in: The Review of Economics and Statistics, May, 82(2), 338-349.
- Ghosh, P.; Mookherjee, D.; Ray, D.* (2000): Credit Rationing in Developing Countries: An Overview of the Theory, in: D. Mookherjee, D. Ray (eds), Readings in the Theory of Economic Development. Blackwell: London, 283-301.
- Giannetti, M.; Burkart, M.; Ellingsen, T.* (2008): What You Sell Is What You Lend? Explaining Trade Credit Contracts, in: The Review of Financial Studies, URL: <http://rfs.oxfordjournals.org/content/early/2007/12/31/rfs.hhn096>, Zugriff am 16.09.2010.
- Gleißner, W.* (2004): Auf nach Monte Carlo, Simulationsverfahren zur Risikoaggregation, in: Risknews 01/04, 31-37.
- Gleißner, W.* (2005a): Kapitalkosten: Der Schwachpunkt bei der Unternehmensbewertung und im wertorientierten Management, in: Finanz Betrieb, 4/2005, 217-229.
- Gleißner, W.* (2005b): Value-based Corporate Risk Management, in: M. Frenkel, U. Hommel, M. Rudolf (eds), Risk Management Challenge and Opportunity. 2. Auflage, Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York, 197-217.
- Gleißner, W.* (2006): Risikomaße, Safety-First-Ansätze und Portfoliooptimierung, in: Risiko Manager, 13, 17-23.
- Gleißner, W.* (2009): Metarisiken in der Praxis: Parameter- und Modellrisiken in Risikoquantifizierungsmodellen, in: RISIKO MANAGER 20/2009, 14-22.
- Gleißner, W.; Füser, K.* (2003): Leitfaden Rating: Basel II: Rating-Strategien für den Mittelstand. 2. Auflage, Verlag Franz Vahlen: München.
- Gleißner, W.; Romeike, F.* (2005): Risikomanagement. Umsetzung – Werkzeug – Risikobewertung. Haufe Verlag: München.
- Gleißner, W.; Romeike, F.* (2008): Risikoblindheit und Methodikschwächen, in: RISIKO MANAGER 21/2008, 1 und 8-12.
- Gleißner, W.; Schrei, T.; Wolfrum, M.* (2009): Neue Ansätze im Risikomanagement der OMV: Bewertung und Aggregation von Risiken als Basis einer wertorientierten Steuerung, in: Controller Magazin, 3/2009, 93-99.
- Gollier, C.* (2003): To Insure or Not to Insure?: An Insurance Puzzle, in: The Geneva Papers on Risk and Insurance Theory, 28, 5-24.
- Gordy, M. B.* (2000): A Comparative Anatomy of Credit Risk Models, in: Journal of Banking & Finance 24, 119-149.

- Grebe, U.* (1993): Finanzwirtschaftliches Risikomanagement in Nichtbanken, Dissertation. Verlag Peter Lang: Frankfurt am Main, Berlin, Bern, New York, Paris, Wien.
- Gregory, A. W.; Reeves, J. J.* (2008): Interpreting Value at Risk (VaR) Forecasts, in: *Economic Systems* 32, 167-176.
- Gruber, W.; Parchert, R.* (2006): Overview of EAD Estimation Concepts, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds), *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 177-196.
- Grunert, J.; Weber, M.* (2005): Recovery Rates of Bank Loans: Empirical Evidence for Germany. URL: http://kreditwesen.uni-muenster.de/assettypes/SimplePage/-WS2005_JensGrunert.pdf, Zugriff am 26.04.2006.
- Günther, T.; Grüning, M.* (2000): Einsatz von Insolvenzprognoseverfahren bei der Kreditwürdigkeitsprüfung im Firmenkundenbereich, in: *Die Betriebswirtschaft*, Heft 1/2000, 39-59.
- Gujarati, D. N.; Porter, D. C.* (2009): *Basic Econometrics*. 5. Auflage, McGraw-Hill: Singapore.
- Gupton, G. M.* (2005): Advancing Loss Given Default Prediction Models: How the Quiet Have Quickened, in: *Economic Notes by Banca Monte die Paschi di Siena SpA*, Vol. 34 (2), 185-230.
- Gupton, G. M.; Gates, D.; Carty, L. V.* (2000): Bank Loan Loss Given Default, Moody's Investors Service Special Comment, 1-24.
- Gupton, G. M.; Stein, R. M.* (2005): LossCalc V2: Dynamic Prediction of LGD, Moody's KMV Company, 1-44.
- Haimes, Y. Y.* (2002): *Risk Modeling, Assessment, and Management*. 2. Auflage, John Wiley & Sons, Inc.: Hoboken, New Jersey.
- Hamerle, A.; Knapp, M.; Liebig, T.; Wildenauer, N.* (2005): Incorporating Prediction and Estimation Risk in Point-in-time Credit Portfolio Models, in: *Deutsche Bundesbank Discussion Paper* 13/2005.
- Hamerle, A.; Knapp, M.; Wildenauer, N.* (2006): Modelling Loss Given Default: A „Point in Time“-Approach, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds), *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 127-142.
- Hamerle, A.; Liebig, T.; Rösch, D.* (2003): Benchmarking Asset Correlations, in: *Risk*, Vol. 16, 77-81.
- Hamerle, A.; Rösch, D.* (2005a): Misspecified Copulas in Credit Risk Models: How Good is Gaussian?, in: *Journal of Risk*, 8 (1), 41-58.
- Hamerle, A.; Rösch, D.* (2005b): Backtesting von Ausfallwahrscheinlichkeiten und «Risiko²» in: *Die Unternehmung*, 59. Jg., Nr. 6, 535-546.
- Hamerle, A.; Rösch, D.* (2006): Parameterizing Credit Risk Models, in: *Journal of Credit Risk*, Vol. 2 (4), 101-122.

- Hamilton, D. T.; Cantor, R.; Ou, S* (2002): Default & Recovery Rates of Corporate Bond Issuers. A Statistical Review of Moody's Rating Performance 1970-2001, Moody's Investors Service, Special Comment.
- Hamilton, D. T.; Cantor, R.; West, M.; Kerry, F.* (2002): Default & Recovery Rates of European Corporate Bond Issuers, 1985-2001, Moody's Investors Service, Special Comment.
- Hanson, S.; Schuermann, T.* (2006): Confidence Intervals for Probabilities of Default, in: *Journal of Banking & Finance* 30, 2281-2301.
- Hartmann-Wendels, T.; Lieberoth-Leden, A.; Mähmann, T.; Zunder, I.* (2005): Entwicklung eines Ratingsystems für mittelständische Unternehmen und dessen Einsatz in der Praxis, in: *zfbf, Sonderheft* 52, 1-29.
- Hauptmanns, U.; Hertrich, M.; Werner, W.* (1987): Technische Risiken: Ermittlung und Beurteilung, im Auftrag des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York, London, Paris, Tokyo.
- Hayden, E.* (2002): Modeling an Accounting-based Rating System for Austrian Firms. Dissertation, Universität Wien.
- Hayden, E.; Porath, D.* (2006): Statistical Methods to Develop Rating Models, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds), *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 1-12.
- Heitfield, E.* (2009): Parameter Uncertainty and the Credit Risk of Collateralized Debt Obligations, Working Paper, Division of Research and Statistics, Federal Reserve Board, Washington.
- Helten, E.* (1994): Die Erfassung und Messung des Risikos, Reihe Versicherungslehre Band 11: Gabler Verlag, Wiesbaden,
- Henkenjohann, N.* (2009): Methoden zur Prognose des LGD. Optimierte Risiko-steuerung durch adäquate Modellierung der Verlustquote, in: *Risiko Manager*, 20.08.2009.
- Heuser, G.* (1995a): Eigentumsvorbehalt in Deutschland, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.1, *Economica Verlag*.
- Heuser, G.* (1995b): Hypothek/Grundschild, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.2, *Economica Verlag*, 2007.
- Hill, N. C.; Wood, R. A.; Sorenson D. R.* (1981): Factors Influencing Corporate Credit Policy: A Survey, in: *Journal of Cash Management* 1, 38-47.
- Hochstädter, D.* (1989): Einführung in die statistische Methodenlehre. 6. Auflage, Harri Deutsch Verlag: Frankfurt am Main.

- Höse, B. S. (2007): Statistische Genauigkeit bei der simultanen Schätzung von Abhängigkeitsstrukturen und Ausfallwahrscheinlichkeiten in Kreditportfolios. Shaker Verlag: Aachen.
- Höse, B. S.; Huschens, S. (2003): Sind interne Ratingsysteme im Rahmen von Basel II evaluierbar? Zur Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit durch Ausfallquoten, in: ZfB, 73. Jg., (2), 139-168.
- Huber, A. (2005): Forderungsmanagement: Zahlungsausfälle vermeiden – Außenstände eintreiben. SV Fachbuch GmbH: Heidelberg.
- Hull, J.; White, A. (1998): Incorporating Volatility Updating into the Historical Simulation Method for Value at Risk, in: Journal of Risk, Vol. 1 (1), Fall, 5-19.
- Huschens, S.; Vogl, K.; Wania, R. (2005): Estimation of Default Probabilities and Default Correlations, in: M. Frenkel, U. Hommel, M. Rudolf (eds) (2005), Risk Management: Challenge and Opportunity. 2. Auflage, Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York, 239-258.
- Huther, A. (2003): Integriertes Chancen- und Risikomanagement. Zur ertrags- und risikoorientierten Steuerung von Real- und Finanzinvestitionen in der Industrieunternehmung, Dissertation. Deutscher Universitäts-Verlag: Wiesbaden.
- Huyghebaert, N. (2006): On the Determinants and Dynamics of Trade Credit Use: Empirical Evidence from Business Start-ups, in: Journal of Business Finance & Accounting, 33 (1) und (2), 305-328.
- Jacobs, M. Jr. (2008): An Empirical Study of Exposure at Default, June 2008, URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1149407, Zugriff am 17.09.2009.
- Jain, N. (2001): Monitoring Cost and Trade Credit, in: The Quarterly Review of Economics and Finance, 41, 89-110.
- Jiménez, G.; Lopez, J. A.; Saurina, J. (2009): EAD Calibration for Corporate Credit Lines, Federal Reserve Bank of San Francisco. Working Paper 2009-02.
- Jiménez, G.; Mencía, J. (2007): Modelling the Distribution of Credit Losses with Observable and Latent Factors, Working Paper Banco de España, No. 0709.
- Joe, H. (1997): Multivariate Models and Dependence Concepts. Chapman & Hall: London.
- Jonen, A. (2006): Semantische Analyse des Risikobegriffs – Strukturierung der betriebswirtschaftlichen Risikodefinitionen und literaturempirische Auswertung, in: V. Lingnau (Hrsg.), Beiträge zur Controlling-Forschung, Nr. 11, Kaiserslautern.
- Jorion, P. (1996): Risk²: Measuring the Risk in Value at Risk, in: Financial Analysts Journal, November/December, 47-56.
- Kapalanski, G. (2002): VAR Risk Measurement vs Traditional Risk Measures: An Analysis and Survey, in: Journal of Risk, Vol. 4 (3), Spring, 1-27.
- Kaplan, S.; Garrick, B. J. (1981): On The Quantitative Definition of Risk, in: Risk Analysis, Vol. 1 (1), 11-27.

- Keitsch, D.* (2004): Risikomanagement. 2. Auflage, Schäffer-Poeschel Verlag: Stuttgart.
- Kerkhof, J.; Melenberg, B.; Schumacher, H.* (2002): Model Risk and Regulatory Capital, URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=301531, Zugriff am 15.12.2009.
- Kirchesch, K.* (2004): The Influence of Financial Risks on the Investment Decision of Enterprises. Dissertation. Nomos Verlag: Hamburg.
- Klotz, J.* (1973): Statistical Inference in Bernoulli Trials with Dependence, in: The Annals of Statistics, Vol. 1 (2), 373-379.
- Knight, F. H.* (1921): Risk, Uncertainty and Profit. Dissertation, Houghton Mifflin: Boston.
- Koetse, M. J.; Vlist, A. J. van der; Groot, H. L. F. de* (2006): The Impact of Perceived Expectations and Uncertainty on Firm Investment, in: Small Business Economics, 26, 365-376.
- Kokalj, L.; Paffenholz, G.; Schröer, E.* (2000): Zahlungsverzug und Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Krämer, W.* (2003): Die Bewertung und der Vergleich von Kreditausfall-Prognosen, in: Kredit und Kapital, 36. Jg., (3), 395-410.
- Krakl, J.; Nolte-Hellwig, K. U.* (1990): Computergestützte Bonitätsbeurteilung mit dem Expertensystem «CODEX», in: Die Bank, 11/90, 625-634.
- Kremers, M.* (2002): Risikoübernahme in Industrieunternehmen. Dissertation, Verlag Wissenschaft und Praxis: Kaiserslautern.
- Lange, K. W.* (2001): Anforderungen an die Berichterstattung über Risiken, in: K. W. Lange, F. Wall (Hrsg.), Risikomanagement nach dem KonTraG. Verlag Franz Vahlen: München.
- Langen, T.; Hoß, A.* (2003a): Pfandrechte an beweglichen Sachen, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.5, 2007, Economica Verlag, 2007.
- Langen, T.; Hoß, A.* (2003b): Sicherungsübereignung, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.3, Economica Verlag, 2007.
- Langen, T.; Hoß, A.* (2003c): Sicherungsabtretung, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.4, Economica Verlag, 2007.
- Langen, T.; Hoß, A.* (2004): Bürgschaften und Garantien, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 3.1.6, 2007, Economica Verlag, 2007.

- Lauer, H.* (1999): Kredit- und Konditionenmanagement im Spannungsfeld zwischen Marketing und Finanzen, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 2.1.2, Economica Verlag, 2007.
- Lawrenz, J.* (2008): Assessing the Estimation Uncertainty of Default Probabilities, in: Kredit und Kapital, Heft 2, 217-238.
- Lee, Y. W.; Stowe, J. D.* (1993): Product Risk, Asymmetric Information, and Trade Credit, in: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 28 (2), 285-300.
- Lembke, J.* (2009): Bardi, Peruzzi & Acciaiuoli, in: G. Braunberger, J. Lembke (Hrsg.) (2009), Finanzdynastien – Die Macht des Geldes. F.A.Z.-Institut für Management-, Markt- und Medieninformation: Frankfurt am Main.
- Lewellen, W.; McConnell, J.; Scott, J.* (1980): Capital Market Influences on Trade Credit Policies, in: Journal of Financial Research, Vol. 1, 105-113.
- Lier, M.* (2009): Im Sog der Folgeinsolvenz, Stand: 30.06.2009, URL: <http://www.handelsblatt.com/im-sog-der-folgeinsolvenz;2206784;0>, Zugriff am 04.02.2010.
- Litz, H.P.* (2003): Statistische Methoden in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften. 3. Auflage, Oldenbourg Verlag: München, Wien.
- Löffler, G.* (2003): The Effects of Estimation Error on Measures of Portfolio Credit Risk, in: Journal of Banking & Finance 27, 1427-1453.
- Löschenkohl, S.; Layer, M.* (Hrsg.) (1996): Entscheidung bei Risiko. Betriebswirtschaftliche Entscheidungen mit Hilfe von mehrfach bedingten Risiko-Nutzen-Funktionen. LIT Verlag: Hamburg.
- Long, M. S.; Malitz, I. B.; Ravid, S. A.* (1993): Trade Credit, Quality Guarantees, and Product Marketability, in: Financial Management, Winter, 117-127.
- Luciano, E.; Kast, R.* (2001): A Value at Risk Approach to Background Risk, in: The Geneva Papers on Risk and Insurance Theory, 26, 91-115.
- Lüdicke, O.* (2003): Ratingverfahren und -agenturen, in: P. Reichling (Hrsg.), Risikomanagement und Rating: Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Mann, T.* (1900): Buddenbrooks. Verfall einer Familie, Lizenzausgabe für den Bertelsmann Lesering mit Genehmigung des S. Fischer Verlags: Frankfurt, 1957.
- Marrison, C.* (2002): The Fundamentals of Risk Measurement, McGraw-Hill: New York.
- Martin, D.* (1977): Early Warning of Bank Failures: A Logit Regression Approach, in: Journal of Banking and Finance, 1, 249-276.
- Martin, M. R. W.; Reitz, S.; Wehn, C. S.* (2006): Kreditderivate und Kreditrisikomodelle: Eine mathematische Einführung. GWV-Fachverlag: Wiesbaden.
- Maule, D.* (1999): Absicherung politischer Risiken auf dem privaten Versicherungsmarkt, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 4.3.1, Economica Verlag, 2007.

- McNeil, A. J.; Frey, R.; Embrechts, P.* (2005): Quantitative Risk Management. Princeton University Press: Princeton, Oxford.
- Merbecks, A.* (1995): Zur Organisation des Risikomanagements in Kreditinstituten, Hochschulschrift der Universität Bochum, Bochum.
- Merton, R. C.* (1974): On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates, in: *Journal of Finance*, Vol. XXIX, 449-470.
- Mian, S. L.; Smith, C. W.* (1992): Accounts Receivable Management Policy: Theory and Evidence, in: *Journal of Finance*, Vol. XLVII (1), 169-200.
- Miao, W.; Gastwirth, J. L.* (2004): The Effect of Dependence on Confidence Intervals for a Population Proportion, in: *American Statistical Association*, Vol. 58 (2), 124-130.
- Moral, G.* (2006): EAD Estimates for Facilities with Explicit Limits, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds) (2006): *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 197-242.
- Nadiri, M. I.* (1969): The Determinants of Trade Credit in the U.S. Total Manufacturing Sector, in: *Econometrica*, Vol. 37 (3), 408-423.
- Nevries, P.; Strauß, E.* (2008): Aufgaben des Controllings im Rahmen des Risikomanagementprozesses, in: *ZfCM*, 52. Jg., (2), 106-111.
- Ng, C. K.; Smith, J. K.; Smith, R. L.* (1999): Evidence on the Determinants of Credit Terms Used in Interfirm Trade, in: *The Journal of Finance*, Vol. LIV (3), 1109-1129.
- Nilsen, J. H.* (2002): Trade Credit and the Bank Lending Channel, in: *Journal of Money and Banking*, Vol. 34 (1), 226-253.
- Niskanen, J.; Niskanen, M.* (2006): The Determinants of Corporate Trade Credit Policies in a Bank-dominated Financial Environment: The Case of Finnish Small Firms, in: *European Financial Management*, Vol. 12 (1), 81-102.
- Norden, L.; Weber, M.* (2005): Möglichkeiten und Grenzen der Bewertung von Ratingsystemen durch Markt und Staat, in: *zfbf, Sonderheft 52*, 31-54.
- Oehler, A.; Unser, M.* (2002): *Finanzwirtschaftliches Risikomanagement*. 2. Auflage, Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York.
- Ohlson, J.* (1980): Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy, in: *Journal of Accounting Research*, 28, 109-131.
- Österreichische Nationalbank* (Hrsg.) (2004): *Ratingmodelle und -validierung, Leitfadensreihe zum Kreditrisiko*, Wien.
- Overbeck, L.* (2005): Credit Risk Portfolio Modeling: An Overview, in: M. Frenkel, U. Hommel, M. Rudolf (eds), *Risk Management Challenge and Opportunity*. 2. Auflage, Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York, 197-217.
- Paul, W.* (2004): Forderungsmanagement vor dem Hintergrund existenzbedrohender Insolvenzen, in: *Finanzbetrieb 6/2004*, 409-419.
- Pedersen, C. S.; Satchell, S. E.* (1998): An Extended Family of Financial-risk Measures, in: *The Geneva Papers on Risk and Insurance Theory*, 23, 89-117.

- Peter, C.* (2006): Estimating Loss Given Default – Experiences from Banking Practice, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds), *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 143-175.
- Petersen, M. A.; Rajan, R. G.* (1997): Trade Credit: Theories and Evidence, in: *The Review of Financial Studies*, Vol. 10 (3), Fall, 661-691.
- Picot, A.; Dietl, H.* (1990): Transaktionskostentheorie, in: *WiSt*, Heft 4, 178-184.
- Picot, G.* (2001): Überblick über die Kontrollmechanismen im Unternehmen nach KonTraG, in: K. W. Lange, F. Wall (Hrsg.), *Risikomanagement nach dem KonTraG*. Franz Vahlen Verlag: München.
- Pike, R.; Cheng, N. S.* (2001): Credit Management: An Examination of Policy Choices, Practices and Late Payment in UK Companies, in: *Journal of Business Finance & Accounting*, 28(7), Sept./Oct., 1013-1042.
- Pluto, K.; Tasche, D.* (2005): Thinking Positively, in: *Risk*, August, 72-78.
- Porath, D.* (2006): Scoring Models for Retail Exposures, in: B. Engelmann, R. Rauhmeier (eds), *The Basel II Risk Parameters Estimation, Validation and Stress Testing*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, 25-37.
- Purdue University Department of Agricultural Economics* (2008): The Property Tax on Business Inventories URL: http://www.agecon.purdue.edu/crd/Localgov/Second%20Level%20pages/topic_inventory_tax.htm, Zugriff am 09.04.2008.
- Pütz, H. C.* (1995): Bedeutung des Lieferantenkredits für Unternehmen, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 1.1.1, *Economica Verlag*, 2007.
- Pütz, H. C.* (2004): Bedeutung und Aufgaben der privaten Kreditversicherung, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 4.1.1, *Economica Verlag*, 2007
- Pütz, H. C.; Schneider-Maessen, J.; Weiß, B.* (Hrsg.) (2007): *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, *Economica Verlag*.
- Reichling, P.; Wappler, M.* (2005): Bilanzielle Ausfallwahrscheinlichkeitsschätzung und Bonitätsaufschläge: Ein europäischer Branchenvergleich, in: *ÖBA*, 12/05, 862-871.
- Richter, R.; Bindseil, U.* (1995): Neue Institutionenökonomik, in: *WiSt-Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, Heft 3, 132-140.
- Richter, R.; Furubotn, E.G.* (1999): *Neue Institutionenökonomik – Eine Einführung und kritische Würdigung*. 2. Auflage, *Mohr Siebeck Verlag*: Tübingen.
- Rödl, H.* (1995): Zahlungsziele im Ausland/Aktuelle Zahlweise, in: H. C. Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.) (2007): *Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland*, 34. Aktualisierung, Kapitel 1.1.4, *Economica Verlag*.

- Rödl, H.; Winkels, A. (1983): Kreditmanagement in der Unternehmenspraxis. Schäfer Verlag: Stuttgart.
- Rodriguez-Rodriguez, O. M. (2006): Trade Credit in Small and Medium Size Firms: An Application of the System Estimator with Panel Data, in: Small Business Economics 27, 103-126.
- Rösch, D. (2004): Regulatory Banking Capital, Estimation Error, and Systemic Risk in Ratings Based Capital Rules, Working Paper, Universität Regensburg, URL: http://www.fmpm.ch/docs/8th/papers_2005/814.pdf#search=%22%22Regulatory%20banking%20capital%22%22, Zugriff am 16.12.2009.
- Rösch, D.; Scheule, H. (2008): The Empirical Relation between Credit Quality, Recoveries, and Correlation in a Simple Credit Risk Model, Beitrag zum Workshop „Risikomanagement“ der Universität Innsbruck, Obergurgl, April 2009.
- Rohrschneider, U. (2006): Risikomanagement in Projekten. Haufe Verlag: München.
- Romeike, F. (2001): Mindmap Risikokategorien. URL: www.risknet.de, Zugriff am 02.06.2005.
- Romeike, F. (2004): Lexikon Risikomanagement. Bank-Verlag: Köln.
- Romeike, F. (2005): Verloschen. Der Zusammenbruch der Werft Bremer Vulkan, in: RISKNEWS 02/05, 55-58.
- Romeike, F.; Brink, J. G. van den (2005): Corporate Governance und Risikomanagement im Finanzdienstleistungsbereich. Bank-Verlag: Köln.
- Rosenkranz, F.; Missler-Behr, M. (2005): Unternehmensrisiken erkennen und managen. Einführung in die quantitative Planung. Springer-Verlag: Berlin, Heidelberg.
- Rüsberg, L.; Süchting, J. (Hrsg.) (1992): Banken-Rating, Rendite, Risiko und Wachstum von Kreditinstituten, in: Schriftenreihe des Instituts für Kredit- und Finanzwirtschaft der Ruhr-Universität Bochum, Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, Band 16. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Santos, J. A. C.; Longhofer, S. D. (2003): The Paradox of Priority, Financial Management, Spring, 69-81.
- Schellberg, B. (1994): Insolvenzprognosemodelle, Dissertation. M&P: Eichstätt, Stuttgart.
- Scherr, F. C. (1996): Optimal Trade Credit Limits, in: Financial Management, Vol. 25 (1), 71-85.
- Scherr, F. C.; Mays, M. E. (2000): A Model for Multiperiod Trade Credit Granting Decisions, in: Financial Practice and Education, Spring/Summer, 62-74.
- Scheule, H. (2003): Prognose von Kreditausfallrisiken, Dissertation. Uhlenbruch Verlag: Regensburg, Bad Soden/Ts.
- Schierenbeck, H. (1999): Grundzüge der Betriebswirtschaftslehre, 14. Auflage. Oldenbourg Verlag: München.
- Schierenbeck, H.; Lister, M. (2001): Value Controlling. Oldenbourg Verlag: München.

- Schlecker, M.* (2008): Geschichte des Kredits, Arbeitspapier, April 2008. URL: http://www.matthias-schlecker.de/file_download/12/Geschichte.pdf, Zugriff am 04.02.2010.
- Schmidt, A. P.* (2008): Die Banken und das liebe Geld. URL: <http://www.wissensnavigator.com/interface1/trading/documents/BANKSTERN2.pdf>, Zugriff am 04.02.2010.
- Schnurr, C.* (1997): Kreditwürdigkeitsprüfung mit Künstlichen Neuronalen Netzen. Anwendung im Konsumentenkreditgeschäft. Dissertation, Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Schwartz, R. A.* (1974): An Economic Model of Trade Credit, in: *Journal of Financial and Quantitative Analyses*, Vol. 9 (4), 643-657.
- Serio, G.; Hyndman, K.* (2006): Competition and Inter-firm Credit: Theory and Evidence from Firm-level Data in Indonesia, URL: <ftp://ftp1.economics.smu.edu/WorkingPapers/2007/Hyndman/TradeCredit.pdf>, Zugriff am 21.07.2008.
- Servigny, A. de; Renault, O.* (2004): *Measuring and Managing Credit Risk*. McGraw-Hill: New York.
- Sibbertsen, P.; Stahl, G.; Luedtke, C.* (2008): Measuring Model Risk, in: *Journal of Risk Model Validation*, Vol. 2 (4), 65-81.
- Smith, J. K.* (1987): Trade Credit and Information Asymmetry, in: *The Journal of Finance*, Vol. XLII (4), 863-872.
- Spellmann, F.* (2002): *Gesamtrisiko-Messung von Banken und Unternehmen*. Deutscher Universitäts-Verlag: Wiesbaden.
- Standard and Poor's* (2006): Ratingliste: Unternehmen in Deutschland mit einem Rating von Standard & Poor's Stand: 1. März 2006. URL: <http://www2.standardandpoors.com>, Zugriff am 09.03.2006.
- Statistisches Bundesamt* (2002): *Klassifikation der Wirtschaftszweige*, Ausgabe 2003, (WZ 2003), Statistisches Bundesamt, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2004): *Insolvenzen in Deutschland 2003, Struktur und Entwicklungen*, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2005): *Fachserie 2, Reihe 4.1, 12/2004, Unternehmen und Arbeitsstätten Insolvenzverfahren*, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2006): *Finanzen und Steuern Umsatzsteuer*, Fachserie 14, Reihe 8, Statistisches Bundesamt, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2007): *Fachserie 2, Reihe 18, Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen Input-Output-Rechnung*, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2008a): *Fachserie 2, Reihe 4.1, 12/2007, Unternehmen und Arbeitsstätten Insolvenzverfahren*, Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt* (2008b): *Umsatzsteuerpflichtige Unternehmen*. Datencode: 73311BJ003, URL: <https://www-genesis.destatis.de>, Zugriff am 10.07.2008.

- Stein, R. M.* (2003): Are the Probabilities Right. Technical Report #030124, Moody's KMV.
- Stiefel, D.* (2003): Im Labor der Niederlagen: Konkurs-Politik im internationalen Vergleich USA – Europa, Berkeley, URL: <http://www.marshallplan.at/labor.pdf>, Zugriff am 17.06.2005.
- Summers, B.; Wilson, N.* (2003): Trade Credit and Customer Relationships, in: *Managerial and Decision Economics*, 24, 439-455.
- Taleb, N. N.* (2008): Der Schwarze Schwan Die Macht höchst unwahrscheinlicher Ereignisse. Carl Hanser Verlag: München.
- Tarashev, N. A.* (2010): Measuring Portfolio Credit Risk Correctly: Why Parameter Uncertainty Matters, in: *Journal of Banking & Finance*, Vol. 34, Issue 9, 2065-2076.
- Tarashev, N. A.; Zhu, H.* (2008): Specification and Calibration Errors in Measures of Portfolio Credit Risk: The Case of the ASRF Model, in: *International Journal of Central Banking*, June, 129-173.
- Trück, S.; Deidersen, J.; Rachev, S. T.* (2002): Default Recovery Rates – Theoretische Modellierung und empirische Studien Teil 1 – Einführung und Modellierung der Recovery Rate, in: *RiskNews*, 11/2002, 7-19.
- Trück, S.; Deidersen, J., Rachev, S. T.* (2003): Default Recovery Rates – Theoretische Modellierung und empirische Studien Teil 2 – Einflussfaktoren und Schätzung von durchschnittlichen Recovery Rates, in: *RiskNews*, 1/2003, 7-17.
- Trück, S.; Rachev, S. T.* (2005): Credit Portfolio Risk and Probability of Default Confidence Sets Through the Business Cycle, in: *Journal of Credit Risk*, Vol. 1 (4), 61-88.
- TÜVRheinland* (2010): „Online Quick Check“ Credit Management (CM). URL: http://www.tuv.com/de/surveybuilder/survey_selfcheck/online_quick_check_credit_management_cm_-12.html, Zugriff am 03.02.2010.
- Vasicek, O. A.* (2002): Loan Portfolio Value, in: *Risk*, December, 160-162.
- VID* (2009): VID erwartet Welle von Folgeinsolvenzen, Stand: 08.12.2009, URL: <http://www.rws-verlag.de/hauptnavigation/aktuell/news-detail/period/1261584213///article/342/VID-erwartet-Welle-von-Folgeinsolvenzen.html>, Zugriff am 04.02.2010.
- Vollset, S. E.* (1993): Confidence Intervals for a Binomial Proportion, in: *Statistics in Medicine*, Vol. 12, 809-824.
- Vose, D.* (2008): *Risk Analysis: A Quantitative Guide*. 3. Auflage, John Wiley & Sons: Chichester.
- Wall, F.* (2002): Betriebswirtschaftliches Risikomanagement und gesetzliche Anforderungen an das Risikomanagement, in: *Zeitschrift für Planung*, 13, 373-400.
- Wappler, M.* (2003): Soft-Facts, in: P. Reichling (Hrsg.), *Risikomanagement und Rating*. Gabler Verlag: Wiesbaden, 197-214.

- Weiß, B., Breitenfelner, R.* (1997): Die Organisation des Kreditmanagements –Ausgewählte Ergebnisse einer Unternehmensbefragung –, in: H. C Pütz, J. Schneider-Maessen, B. Weiß (Hrsg.), Forderungsmanagement im Unternehmen: Sicherung von Außenständen im In- und Ausland, 34. Aktualisierung, Kapitel 2.1.3, Economica Verlag, 207.
- Wiedemann, A.* (2003): Identifikation, Messung und Steuerung finanzieller Risiken in Unternehmen, in: F. Romeike, R. B. Finke (Hrsg.), Erfolgsfaktor Risikomanagement, Chance für Industrie und Handel, Methoden, Beispiele, Checklisten. Gabler Verlag: Wiesbaden.
- Wiedenhorn, A. M.* (2006): Praxishandbuch Forderungsmanagement. Juristisches Know-how für Manager und Führungskräfte. GWV Fachverlag: Wiesbaden.
- Wiginton, J.* (1980): A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behaviour, in: Journal of Financial and Quantitative Analysis, 15, 757-770.
- Wildenauer, N.* (2007): Modellierung der Loss Rate Given Default im Kreditrisikomanagement. WiKu-Verlag: Duisburg, Köln.
- Wilner, B. S.* (2000): The Exploitation of Relationships in Financial Distress: The Case of Trade Credit, in: The Journal of Finance, Vol. LV (1), 153-178.
- Wilson, N.; Summers, B.* (2002): Trade Credit Terms Offered by Small Firms: Survey Evidence and Empirical Analysis, in: Journal of Business Finance & Accounting, 29 (3) & (4), 317-351.
- Wong, G. C.; Yungsan, K.* (2003): Trade Credit and the Effect of Macro-financial Shocks. Evidence from U.S. Panal Data, IMF Working Paper.
- Zimmer, D.; Sonneborn, A. M.* (2001): § 91 Abs. 2 AktG – Anforderungen und gesetzliche Absichten, in: K. W. Lange, Wall, F. (Hrsg.), Risikomanagement nach dem KonTraG. Verlag Franz Vahlen: München.

Institut für Wirtschaftsforschung Halle – IWH

Hausanschrift: Delitzscher Straße 118, 06116 Halle (Saale)

Postanschrift: Postfach 16 02 07, 06038 Halle (Saale)

Telefon: (03 45) 77 53 - 60, Telefax: (03 45) 77 53 820

ISBN 978-3-941501-15-7 (Print)

ISBN 978-3-941501-16-4 (Online)