

## Arbeitsbericht Nr. 17/2006

Hrsg.: Matthias Schumann

Andre Daldrup

# Rating, Ratingsysteme und ratingbasierte Kreditrisikoquantifizierung

© Copyright: Institut für Wirtschaftsinformatik, Abteilung Wirtschaftsinformatik II, Georg-August-Universität Göttingen. Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der Grenzen des Urhebergesetzes ist ohne Zustimmung des Herausgebers unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Alle Rechte vorbehalten.

## Inhaltsverzeichnis

<b>Abbildungsverzeichnis .....</b>	<b>IV</b>
<b>Tabellenverzeichnis .....</b>	<b>V</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis .....</b>	<b>VI</b>
<b>1 Einleitung .....</b>	<b>1</b>
<b>2 Grundlagen des (Credit-)Ratings .....</b>	<b>3</b>
2.1 Definition des Rating-Begriffes .....	3
2.2 Ratingprozess der Ratingagenturen .....	6
2.3 Ziele und Kritikpunkte von externen Ratings .....	8
2.4 Interne vs. externe Ratings .....	11
<b>3 Bankinterne Ratingsysteme .....</b>	<b>15</b>
3.1 Anforderungen an interne Ratingsysteme .....	15
3.2 Aufbau interner Ratingsysteme .....	24
3.3 Entwicklung eines Ratingsystems .....	27
3.3.1 Ratingkriterien / Ratinginformationen .....	29
3.3.2 Alternative Ratingverfahren .....	40
3.3.2.1 Mathematisch-statistische Verfahren .....	41
3.3.2.2 Verfahren der künstlichen Intelligenz .....	56
3.3.2.3 Kausalanalytische Verfahren .....	64
3.3.2.4 Vergleich der Verfahren .....	66
3.3.3 Kalibrierung des Ratingsystems und Schätzung von Risikoparametern .....	71
3.3.3.1 Bestimmung der (optimalen) Anzahl von Ratingklassen .....	71
3.3.3.2 Kalibrierung bei Score-Werten und statistischen Ausfallmodellen .....	73
3.3.3.3 Kalibrierung mittels Mapping von internen auf externe Ratings .....	81
3.3.3.4 Schätzung von Migrationswahrscheinlichkeiten .....	86
3.3.3.5 Schätzung der Risikoparameter Loss Given Default und Exposure at Default .....	91
3.3.4 Validierung von Ratingsystemen und Risikoparametern .....	93

---

<b>4 Ratingbasierte Kreditrisikoquantifizierung .....</b>	<b>102</b>
4.1 Risikobetrachtung bei statischer Ratingklassenzuordnung .....	102
4.2 Risikobetrachtung auf Basis von Bonitätsmigrationen über eine Periode .....	105
4.3 Risikobetrachtung auf Basis von Bonitätsmigrationen über mehrere Perioden.....	110
4.4 Kritische Würdigung des Migrationsansatzes .....	113
<b>5 Zusammenfassung.....</b>	<b>115</b>
<b>Literaturverzeichnis .....</b>	<b>121</b>

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1: Ratingprozess bei öffentlichen Ratingagenturen .....	6
Abbildung 3-1: Kreditverlustverteilung bei TtC- vs. PiT-Ratings .....	22
Abbildung 3-2: (Haupt-)Komponenten eines internen Ratingsystems .....	24
Abbildung 3-3: Grundstruktur eines internen Bonitätsratingsystems .....	25
Abbildung 3-4: Aufbau eines internen Bonitätsratingansatzes .....	26
Abbildung 3-5: Grundstruktur eines internen Transaktionsratingsystems .....	27
Abbildung 3-6: Vorgehensweise bei der Entwicklung von Ratingsystemen .....	28
Abbildung 3-7: Bottom-Up-Ansatz der Ratinganalyse .....	29
Abbildung 3-8: Horizontale Verdichtung von Teilratings .....	30
Abbildung 3-9: Vertikale Verdichtung von Teilratings .....	31
Abbildung 3-10: Ausgewählte Verfahren der Bonitätsklassifizierung .....	41
Abbildung 3-11: Überblick der mathematisch-statistischen Verfahren .....	42
Abbildung 3-12: Prinzip der linearen und quadratischen Diskriminanzanalyse .....	45
Abbildung 3-13: Klassifikation beim k-Nearest-Neighbor-Verfahren .....	52
Abbildung 3-14: Aufbau eines neuronalen Netzes .....	57
Abbildung 3-15: Informationsverarbeitung eines Neurons .....	58
Abbildung 3-16: Struktur eines Expertensystems .....	60
Abbildung 3-17: Verarbeitungsprozess eines Fuzzy Logik-Systems .....	62
Abbildung 3-18: Zugehörigkeitsfunktion einer linguistischen Variable .....	63
Abbildung 3-19: Kausalanalytische Faktoren einer Unternehmensinsolvenz .....	65
Abbildung 3-20: Einteilung in Ratingklassen .....	73
Abbildung 3-21: Exponentielles Fitting der langfristigen mittleren Ausfallrate ( $LRDF_k$ ) .....	78
Abbildung 3-22: Mapping interner auf externe Ratings .....	83
Abbildung 3-23: Mapping über empirische Ausfallraten .....	85
Abbildung 3-24: Teilaspekte der Validierung von (internen) Ratingsystemen .....	93
Abbildung 3-25: Cumulative Accuracy Profile Kurve .....	95
Abbildung 3-26: Receiver Operating Characteristic Kurve .....	97
Abbildung 4-1: Verlustverteilung eines einzelnen Kredites .....	103
Abbildung 4-2: Verlustverteilung des Portfolios .....	104
Abbildung 4-3: Verlustverteilung sowie erwarteter und unerwarteter Verlust einer Kreditposition .....	106
Abbildung 4-4: Verteilung der Portfolioverluste bei Bonitätsmigrationen über eine Periode .....	110
Abbildung 4-5: Bonitätsmigrationen über zwei Perioden .....	111

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1-1: Ratingskala von S&P und Moody's.....	5
Tabelle 2.4-1: Unterschiede zwischen internen und externen Ratings.....	14
Tabelle 3.1-1: Beispiel eines zweidimensionalen Ratingsystems.....	17
Tabelle 3.3-1: Definition der Kennzahlen des BBR Baetge-Bilanz-Rating®.....	39
Tabelle 3.3-2: Häufigkeitstabelle für die Variable Eigenkapitalquote.....	47
Tabelle 3.3-3: Ermittlung der Klassifikationsregel beim Linhart-Verfahren.....	50
Tabelle 3.3-4: Vergleich alternativer Ratingverfahren.....	70
Tabelle 3.3-5: Empirische Ausfallraten von Ratingklassen.....	76
Tabelle 3.3-6: Geglättete Ausfallraten sowie Klassenober- und -untergrenzen eines Ratingsystems ..	80
Tabelle 3.3-7: Durchschnittliche Ein-Jahres Migrationsmatrix von S&P.....	87
Tabelle 3.3-8: Modifizierte Ein-Jahres-Migrationsmatrix.....	89
Tabelle 4.1-1: Erwarteter Verlust einzelner Kredite bei statischer Ratingklassenzuordnung.....	102
Tabelle 4.1-2: Gemeinsame Wahrscheinlichkeiten bei Portfoliobetrachtung.....	104
Tabelle 4.2-1: Gemeinsame Migrationswahrscheinlichkeiten in %.....	108
Tabelle 4.2-2: Erwartete Verluste des Portfolios in €.....	108
Tabelle 4.2-3: Erwartete Portfolioverluste und gemeinsame Migrationswahrscheinlichkeiten.....	109
Tabelle 4.3-1: Zwei-Jahres-Migrationsmatrix.....	112
Tabelle 4.3-2: Fünf-Jahres-Migrationsmatrix.....	112

**Abkürzungsverzeichnis**

AR	Accuracy Ratio
AUR	Area under Curve
BS	Brier-Score
BWA	Betriebswirtschaftliche Auswertungen
CAP	Cumulative Accuracy Profile
CCF	Credit Conversion Factor (Kreditumrechnungsfaktor)
CEO	Chief Executive Officer
CFO	Chief Financial Officer
DBRS	Dominion Bond Rating Service
DD	Distance-to-Default
DF	Default Frequency (Ausfallrate)
$D_n$	Anzahl der Ausfälle in der Ratingklasse $k$
$d_{n,\alpha}$	kritischer Schwellenwert beim Konfidenzniveau $\alpha$
DPT	Default Point
ECAI	External Credit Assessment Institution (externe Ratingagentur)
EL	Expected Lost (erwarteter Verlust)
ES	Expected Shortfall
FERI	Financial & Economic Research International
FK	Wert des Fremdkapitals
G	Gini-Koeffizient
GuV-Rechnung	Gewinn- und Verlustrechnung
HGB	Handelsgesetzbuch
I	Indikatorvariable
IAS	International Accounting Standards
IFRS	International Financial Reporting Standards
KDV	Kendall-Verfahren
KMU	kleine und mittelständische Unternehmen
kNN	k-Nearest-Neighbor-Verfahren
KNN	künstliche neuronale Netze
LDA	lineare Diskriminanzanalyse
LGD	Loss Given Default (Verlustquote)
LHV	Linhart-Verfahren
LRA	lineares Wahrscheinlichkeitsmodell (lineare Regression)
LRDF	Long-run Default Frequency (langfristiger Durchschnitt der einjährigen Ausfallrate)
MM	Migrationsmatrix

---

Moddy's	Moddy's Investors Service
MW	Migrationswahrscheinlichkeiten
N.R.	not rated anymore
NRSRO	Nationally Recognized Statistical Ratings Organization
p	Wahrscheinlichkeit
PBV	Punktbewertungsverfahren
PD	Probability of Default (Ausfallwahrscheinlichkeit)
PiT	Point-in-Time
Q	zu leistende diskontierte Zahlung
QDA	quadratische Diskriminanzanalyse
r	Diskontierungszinssatz
R	diskontierter Rückzahlungsbetrag
ROC	Receiver Operating Characteristic
S&P	Standard and Poor's
SEC	Securities and Exchange Commission
TtC	Through-the-Cycle
Tz.	Textziffer
UL	Unexpected Loss (unerwarteter Verlust)
US-GAAP	United States Generally Accepted Accounting Principles
V	Unternehmenswert
VaR	Value at Risk
w	Gewichtungsfaktor
Z	Z-Score der Diskriminanzfunktion
$\alpha$	Konfidenzniveau
$\sigma_v$	Volatilität des Unternehmenswertes



## 1 Einleitung

Durch die Konsultationspapiere des Baseler Ausschusses für Bankenaufsicht zur neuen Eigenkapitalvereinbarung Basel II hat sich die Diskussion über externe und interne Ratings in den letzten Jahren verstärkt. Durch Basel II sind Banken angehalten, die Kreditausfallrisiken bzw. die Bonität ihrer Schuldner in Form externer oder interner Ratings auszudrücken. Die Verwendung von externen Ratings ist für europäische Banken jedoch nur begrenzt möglich, da nur eine geringe Anzahl von Unternehmen über ein externes Rating verfügen. Da die Schuldnerstruktur der Banken im europäischen Raum vor allem durch kleine und mittlere Unternehmen geprägt ist und hauptsächlich Großunternehmen über ein externes Rating verfügen, werden die europäischen Banken die Bonität ihrer Kreditnehmer größtenteils in Form von internen Ratings beurteilen. Durch die vorherrschende Kreditnehmerstruktur und der damit verbundenen Ratinglücke im europäischen Markt sind die Kreditinstitute daher schon fast gezwungen, einen der beiden internen Ratingansätze von Basel II (Basisansatz oder fortgeschrittener Ansatz) zu wählen, um ihr regulatorisches Eigenkapital zu bestimmen.

Banken müssen daher über ein internes Ratingsystem verfügen, anhand dessen sie die Bonität aller Kreditnehmer beurteilen und im Fall der Wahl des Basisansatzes mit einer ratingklassenspezifischen Ausfallwahrscheinlichkeit versehen (Bonitätsrating). Entscheidet sich ein Kreditinstitut für den fortgeschrittenen Ansatz von Basel II, so muss sie zusätzlich zum Bonitätsrating jedes Kreditgeschäft mit einem so genannten Transaktions- bzw. LGD-Rating versehen, welches die geschätzte Verlustquote eines Geschäftes widerspiegelt.

Die internen Ratingsysteme müssen jedoch bestimmten Anforderungen entsprechen, damit sie von der Bankenaufsicht anerkannt werden und somit für die Ermittlung des regulatorischen Eigenkapitals eingesetzt werden dürfen. Zudem wird von Basel II gefordert, dass das interne Ratingsystem nicht nur für die Berechnung des zu unterlegenden aufsichtlichen Eigenkapitals verwendet wird, sondern es muss ergänzend einen wesentlichen Stellenwert im Kreditvergabeprozess, beim Risikomanagement sowie bei der internen Eigenkapitalallokation und der Unternehmenssteuerung einnehmen.<sup>1</sup> Die Implementierung eines Basel II-konformen Ratingsystems kann somit auch Auswirkungen auf die interne Kreditrisikoquantifizierung haben.

Der vorliegende Beitrag befasst sich daher mit der Ausgestaltung und Entwicklung Basel II-konformer Ratingsysteme sowie mit einem ratingbasierten Ansatz zur Kreditrisikomessung, der auf den Ergebnissen der Ratingsysteme basiert und somit den genannten Anforderungen des Baseler Ausschusses genügt. In Kapitel zwei werden hierzu im Vorfeld die Grundlagen des Credit-Ratings aufgearbeitet, wobei nach einer Definition des Rating-Begriffes externe Ratings sowie deren Erstellungsprozess durch Ratingagenturen untersucht werden. Den Abschluss des zweiten Kapitels bildet eine kritische Gegenüberstellung von internen und externen Ratings. Auf diesen Grundlagen basierend werden in Kapitel drei zunächst grundlegende Anforderungen an interne Ratingsysteme erarbeitet und der prin-

---

<sup>1</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 444.

zipielle Aufbau dieser Systeme erläutert. Im weiteren Verlauf des Kapitels wird detailliert auf den Vorgang der Entwicklung bankinterner Ratingsysteme eingegangen, wobei neben den zu verwendenden Ratingkriterien alternative Ratingverfahren für die Verarbeitung dieser Kriterien erläutert werden. Im Rahmen der Entwicklung wird ergänzend auf die Kalibrierung der Systeme bzw. auf die Schätzung von Risikoparametern sowie auf deren Validierung eingegangen. In Kapitel vier wird im Anschluss ein ratingbasierter Ansatz zur Kreditrisikoquantifizierung aufgezeigt, der auf den Ergebnissen der internen Ratingsysteme basiert und dabei das Kreditrisiko bzw. den unerwarteten Verlust in Form eines Value at Risk oder eines Expected Shortfall darstellen kann. Der Beitrag schließt in Kapitel fünf mit einer Zusammenfassung und einem kurzen Ausblick.

## 2 Grundlagen des (Credit-)Ratings

In dem folgenden Abschnitt werden die Grundlagen für diese Arbeit gelegt. Zunächst wird der Begriff des Ratings definiert (Abschnitt 2.1) und der Ablauf eines idealtypischen Ratingprozesses aufgezeigt (Abschnitt 2.2). Anschließend werden die Ziele und Kritikpunkte von externen Ratings erläutert (Abschnitt 2.3). Den Abschluss dieses Kapitels bildet eine vergleichende Analyse von internen und externen Ratings (Abschnitt 2.4).

### 2.1 Definition des Rating-Begriffes

Ein Rating bezeichnet allgemein eine standardisierte und (weitgehend) objektive Bewertung eines Objektes (oder einer Person), die durch eine Zensur bzw. Note ausgedrückt wird, wobei die Bewertung i. d. R. einer eindimensionalen, ordinalen Skala folgt. Der Begriff des Ratings wird in Literatur und Praxis dabei sowohl in Bezug auf das Bewertungsverfahren als auch für das Bewertungsurteil verwendet.<sup>2</sup> In Abhängigkeit des gewählten Beurteilungsobjektes kann zwischen verschiedenen Ratings differenziert werden. Bei der Betrachtung des Beurteilungsgegenstandes wird beispielsweise unter einem Länderrating die Beurteilung eines Landes und unter einem Branchenrating die Bewertung einer Branche verstanden. Bezieht sich die Beurteilung des Objektes auf die Zahlungsfähigkeit und Zahlungswilligkeit von Unternehmen, so wird in diesem Zusammenhang von einem Credit-Rating gesprochen.<sup>3</sup>

Der Begriff des „Credit-Ratings“ kann demnach als die Bewertung der Bonität bzw. Kreditwürdigkeit eines Unternehmens definiert werden. Ein Credit-Rating spiegelt damit die Fähigkeit eines Unternehmens wider, die vertraglich eingegangenen Zahlungsverpflichtungen aus einem Kreditgeschäft vollständig und fristgerecht zu erfüllen.<sup>4</sup> Im weiteren Verlauf der Arbeit bezieht sich ein Rating immer auf die Beurteilung der Unternehmensbonität, so dass die Begriffe Rating und Credit-Rating synonym verwendet werden.

Ein Credit-Rating gemäß der aufgezeigten Definition beschreibt die allgemeine Kreditwürdigkeit eines Unternehmens (Emittenten-Rating), ungeachtet der bislang eingegangenen Kreditbeziehungen. Ratings können jedoch auch direkt auf eine einzelne Emission oder Bankverbindlichkeit (Emissions-Rating) bezogen sein und beinhalten somit keine Beurteilung über die generelle Kreditwürdigkeit eines Kreditnehmers, sondern bewerten das Risiko von Zahlungsausfällen des Kreditnehmers für die einzelne Emission bzw. Bankverbindlichkeit,<sup>5</sup> wobei die Spezifika der betrachteten Emission bzw. Bankverbindlichkeit (z. B. Rangstellung der Gläubiger oder gestellte Sicherheiten) explizit Berücksichtigung finden.

---

<sup>2</sup> Vgl. van Aubel (2000), S. 5. Im weiteren Verlauf der Arbeit wird unter „Rating“ ausschließlich das durch eine Note oder Zensur ausgedrückte Bewertungsergebnis verstanden. Der Beurteilungsvorgang wird demgegenüber als Ratingprozess bzw. Ratingverfahren bezeichnet.

<sup>3</sup> Vgl. Eigermann (2002), S. 29.

<sup>4</sup> Vgl. Schmid (2004), S. 327.

<sup>5</sup> Vgl. Gleißner/Füser (2002), S. 12.

Das Ratingurteil über die Kreditqualität des Schuldners wird in Form von Buchstaben-, Zahlen- und/oder Symbolkombinationen (so genannte Ratingsymbole) ausgedrückt (z. B. „AAA“, „AA1“ oder „AA-“).<sup>6</sup> Jedes dieser Ratingsymbole bezeichnet dabei eine Risikoklasse, so dass ein Unternehmen durch das Ratingurteil einer Risiko- bzw. Ratingklasse zugeordnet wird. Jede dieser Ratingklassen beinhaltet hierbei verschiedene Informationen, wie z. B. die durchschnittliche Ausfallwahrscheinlichkeit (PD) für ein oder mehrere Jahre, die durchschnittliche Wahrscheinlichkeit für einen Ratingklassenwechsel für bestimmte Betrachtungszeiträume sowie die Volatilität der Ausfallwahrscheinlichkeit, die für jeden Kreditnehmer in der entsprechenden Risikoklasse identisch ist. Durch ein Rating werden somit quantitative und qualitative Kriterien, bezogen auf die Kreditwürdigkeit, in eine Ausfallwahrscheinlichkeit transformiert.<sup>7</sup>

Ratings stellen ordinale Bonitätsurteile dar, die vor allem durch die folgenden Eigenschaften charakterisiert werden:

- Auch die beste Ratingklasse ist mit einem Ausfallrisiko behaftet und kann somit nicht als risikofrei angesehen werden.<sup>8</sup>
- Die Abstände zwischen den Ratingklassen sind nicht äquidistant.<sup>9</sup>
- Die Ausfallwahrscheinlichkeiten der einzelnen Ratingklassen sind im Zeitverlauf nicht konstant.<sup>10</sup>

Eine weitere allgemeine Differenzierung von Ratings kann in Bezug auf die Institution, die das Ratingverfahren durchführt, vorgenommen werden, wobei häufig zwischen externen und internen Ratings unterschieden wird. Externe Ratings werden von öffentlichen Ratingagenturen (ECAI), wie beispielsweise Standard & Poor's (S&P) sowie Moody's Investors Service (Moody's), vergeben und in den meisten Fällen auch veröffentlicht, wobei das Unternehmen meistens selbst das Rating bei den Agenturen in Auftrag gibt. Interne Ratings werden dagegen von Banken im Rahmen der Kreditwürdigkeitsprüfung über ein bankindividuelles, internes Verfahren ermittelt und normalerweise nicht veröffentlicht. Ihre Verwendung erfolgt daher meistens nur zu internen Zwecken beim Risikomanagement und Risikocontrolling.<sup>11</sup> Tabelle 2.1-1 zeigt beispielhaft die Ratingskala von S&P sowie von Moody's.

In Abhängigkeit der zur Urteilerstellung verwendeten Kriterien können Ratings (bzw. Ratingverfahren) ergänzend nach quantitativen und qualitativen Ratings differenziert werden. Im Rahmen von quantitativen Ratingverfahren gehen in die Beurteilung ausschließlich quantitative Kriterien ein, wobei deren Verknüpfung und Gewichtung nicht subjektiv, sondern objektiv und i. d. R. standardisiert über mathematisch-statistische Verfahren erfolgt. Die Ratingkriterien werden zwar auch bei den quantitativen Verfahren subjektiv ausgewählt, allerdings werden im Anschluss die Kriterien, die in das Ratingsystem

<sup>6</sup> Vgl. Everling (1991), S. 23.

<sup>7</sup> Vgl. Gögel/Everling (2000), S. 64 sowie Düsterlho/Pöhlens (2004), S. 423.

<sup>8</sup> Vgl. Everling (1991), S. 220.

<sup>9</sup> Vgl. Steiner (1992), S. 514.

<sup>10</sup> Vgl. Cantor/Packer (1995), S. 31.

<sup>11</sup> Vgl. Wieben (2004), S. 6; Fischer (2004), S. 37 sowie Müller (1996), S. 331.

eingehen, durch ein entsprechendes Verfahren ermittelt.<sup>12</sup> Im Gegensatz zu den quantitativen Verfahren gehen bei qualitativen Ratingverfahren auch qualitative Kriterien, wie beispielsweise die Managementqualität, die zukünftige Marktposition eines Unternehmens sowie die rechtlichen Rahmenbedingungen der Unternehmen, in die Urteilsfindung mit ein. Bei diesen Kriterien erfolgt sowohl deren Auswahl sowie die Verknüpfung und Gewichtung subjektiv durch Kreditexperten. Qualitative Verfahren im engeren Sinne verwenden ausschließlich qualitative Kriterien, wohingegen qualitative Verfahren im weiteren Sinne neben den qualitativen auch quantitative Kriterien in die Bewertung einbeziehen. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird unter einem qualitativen Ratingverfahren die Betrachtung im weiteren Sinne verstanden, da sie der gängigen Praxis der Ratingagenturen sowie der Banken entspricht.

Moody's	S&P	Risikokategorie
Aaa	AAA	höchste Bonität, geringes Ausfallrisiko
Aa1 Aa2 Aa3	AA+ AA AA-	hohe Bonität, kaum höheres Risiko
A1 A2 A3	A+ A A-	überdurchschnittliche Bonität, etwas höheres Risiko
Baa1 Baa2 Baa3	BBB+ BBB BBB-	mittlere Bonität, stärkere Anfälligkeit bei negativen Entwicklungen im Unternehmensumfeld
Ba1 Ba2 Ba3	BB+ BB BB-	spekulativ, Zins- und Tilgungsrückzahlungen bei negativen Entwicklungen gefährdet
B1 B2 B3	B+ B B-	geringe Bonität. relativ hohes Ausfallrisiko
Caa Ca C	CCC CC C	geringste Bonität, höchstes Ausfallrisiko
—	D	Schuldner bereits in Zahlungsverzug oder Konkurs

Tabelle 2.1-1: Ratingskala von S&P und Moody's<sup>13</sup>

Gemäß der Differenzierung nach quantitativen und qualitativen Ratingverfahren unterscheidet sich die Beurteilung der Kreditwürdigkeit anhand eines Ratings teilweise von der klassischen Kreditwürdigkeitsprüfung. Die klassische Kreditwürdigkeitsprüfung bei Unternehmen erfolgt im Wesentlichen durch eine Bilanzanalyse, bei der über die Bilanz sowie die Gewinn- und Verlustrechnung die wirtschaftliche Lage des Unternehmens anhand von auf historischen Daten basierenden Kennzahlen bzw. Kennzahlensystemen aufgezeigt wird. Die Bilanzanalyse stellt daher eine eher vergangenheitsorientierte Betrachtungsweise von ausschließlich quantitativen Kriterien dar. Im Gegensatz zur Bilanzanalyse sollte ein Rating jedoch die Zukunftsfähigkeit eines Unternehmens aufzeigen, so dass neben quantitativen Einflussgrößen auch qualitative Kriterien enthalten sein sollten, so dass zur Bewertung der Kreditwürdigkeit von Unternehmen qualitative Ratingverfahren vorteilhafter sind. Zu berücksichtigen bleibt dabei

<sup>12</sup> Vgl. auch im Folgenden Everling (1991), S. 125-127 sowie Eigermann (2002), S. 31-33.

<sup>13</sup> Quelle: Gleißner/Füser (2002), S. 16.

jedoch, dass durch die Einbeziehung von qualitativen Einflussgrößen Ratings, wie erläutert, auch subjektive Elemente beinhalten, wodurch ein Vergleich von Ratings erschwert wird.<sup>14</sup>

## 2.2 Ratingprozess der Ratingagenturen

Der Ratingprozess bei öffentlichen Ratingagenturen (vgl. Abbildung 2-1) beginnt i. d. R. durch einen Vertragsabschluss zwischen dem Unternehmen und einer Ratingagentur.<sup>15</sup> Die Ratingagentur übermittelt einen Themenkatalog, anhand dessen das Unternehmen detaillierte Vorabinformationen<sup>16</sup> in Form einer Unternehmensdokumentation zusammenstellt. Diese Vorabinformationen bilden zusammen mit dem eigenen Basisresearch der Ratingagentur die Grundlage für das Analysegespräch mit der Unternehmensführung.

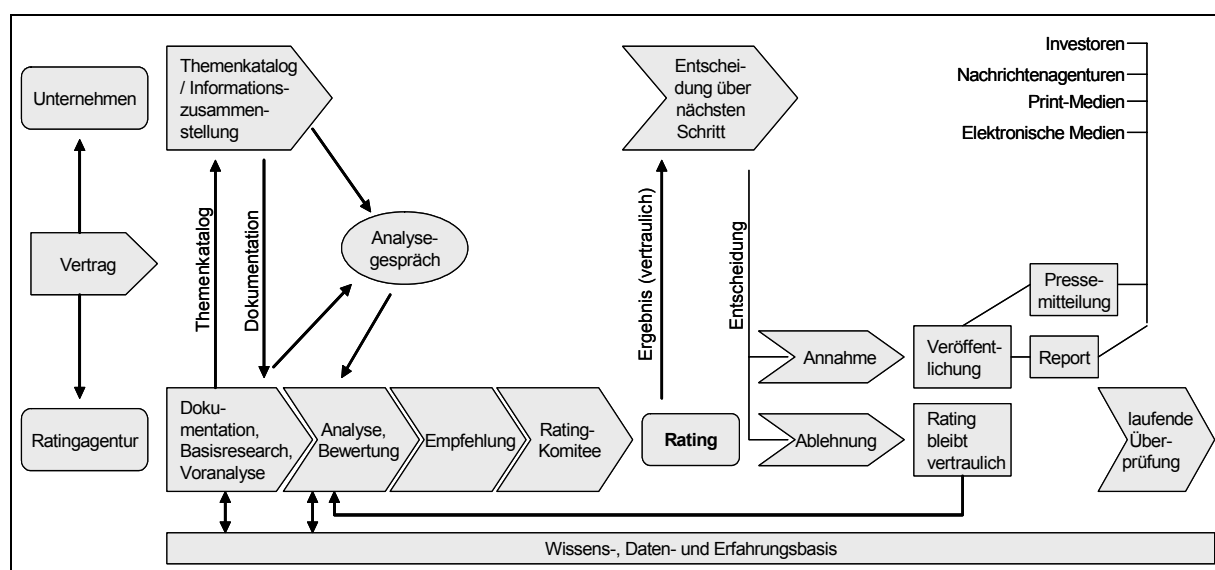


Abbildung 2-1: Ratingprozess bei öffentlichen Ratingagenturen<sup>17</sup>

Auf Seiten der Agentur wird ein Analystenteam zusammengestellt, welches aus Spezialisten für die zu betrachtende Branche besteht. Im Rahmen der Voranalyse erfolgt die Informationsbeschaffung, bei der neben der Unternehmensdokumentation vom Ratingauftraggeber weitergehende Informationen aus externen Quellen zusammengetragen werden. Die eigentliche Voranalyse erfolgt grundlegend einer standardisierten Vorgehensweise.<sup>18</sup> Einem Bottom-Up-Ansatz folgend betrachtet das Analystenteam zunächst in Form einer (Herkunfts-)Land- und Branchenanalyse das Umfeld des Unternehmens und schätzt das Länder- bzw. Branchenrisiko ein und betrachtet weitergehend das unternehmensspezifi-

<sup>14</sup> Vgl. Gleißner/Füser (2002), S. 12 f.

<sup>15</sup> Vgl. auch im Folgenden Schulte/Horsch (2002), S. 94.

<sup>16</sup> Zu diesen Vorabinformationen gehören beispielsweise Jahresabschlüsse, Wirtschaftsprüfungsberichte, Informationen über die interne Unternehmensstruktur sowie Angaben über Produkte und Marken. Vgl. Munsch/Weiß (2002), S. 57.

<sup>17</sup> In Anlehnung an del Mestre (2001), S. 47.

<sup>18</sup> Vgl. auch im Folgenden Wieben (2004), S. 92 f; Eigermann (2002), S. 32 sowie Everling/Bargende (2005), S. 263 f.

sche Risiko. Das Unternehmensrisiko kann dabei in das Geschäftsrisiko und das finanzielle Risiko aufgeteilt werden. Während sich das Geschäftsrisiko auf die Wettbewerbssituation, das Management und auf die Unternehmensstrategie bezieht, wird bei der Analyse des finanziellen Risikos überwiegend auf finanzielle Kennzahlen, die Finanzpolitik sowie auf Planzahlen zurückgegriffen.

Zusätzlich erstellt die Ratingagentur eine Vergleichsgruppe (so genannte Peer-Group), bestehend aus vergleichbaren Wettbewerbern des betrachteten Unternehmens, und nimmt anhand der vom Unternehmen zur Verfügung gestellten sowie aus der eigenen internen Wissens-, Daten- und Erfahrungsdatenbank vorhandenen Informationen einen vorläufigen Peer-Group-Vergleich vor. Das Resultat der Voranalyse sind Checklisten, Fragebögen und ggf. ein vorläufiges Ratingurteil, die dem zu ratenden Unternehmen für das Analysegespräch zur Verfügung gestellt werden.

An dem Analysegespräch nehmen neben den Analysten der Ratingagentur i. d. R. der Chief Executive Officer (CEO), Chief Financial Officer (CFO) sowie weitere Top-Manager des Unternehmens teil. Während des Analysegesprächs werden die Ergebnisse der Voranalyse diskutiert, offene Fragen geklärt sowie weitergehende, überwiegend quantitative Informationen aus einer Selbstpräsentation des Unternehmens gewonnen. Häufig wird das Analysegespräch durch eine Betriebsbegehung ergänzt, so dass die Analysten einen Eindruck von den Produktionsabläufen und den Betriebsanlagen erhalten.<sup>19</sup>

Anhand der aus der Voranalyse und dem Analysegespräch gewonnenen Informationen erfolgt durch das Analystenteam der Ratingagentur die abschließende Analyse bzw. Bewertung des Unternehmens. In dieser Phase wird die Bonität der Unternehmung analysiert und die Agentur versucht Zukunftsprognosen für das Unternehmen zu stellen, wobei erneut Peer-Group-Vergleiche als Ergänzung herangezogen werden. Insgesamt werden in der abschließenden Analyse die folgenden Bereiche berücksichtigt.<sup>20</sup>

- Finanzwirtschaft
- Außenbeziehung (Kunden und Lieferanten)
- Management und Strategie
- Personal
- Produktion
- Eigentümer
- Controlling
- Informationstechnologie

Das Ergebnis der abschließenden Analyse- bzw. Bewertungsphase stellt eine Ratingempfehlung des Analystenteams dar, welche dem Ratingkomitee, bestehend aus erfahrenen Analysten der Ratingagentur, präsentiert und erläutert wird. Das Komitee entscheidet durch Abstimmung über das abschließende Ratingurteil.<sup>21</sup>

Das abschließende Ratingurteil wird dem Unternehmen in einem nächsten Schritt mitgeteilt und erläutert. An dieser Stelle kann das Unternehmen entscheiden, ob sie das Urteil der Ratingagentur annimmt

<sup>19</sup> Vgl. Heinke (1998), S. 32; Hundt/Neitz/Grabau (2003), S. 24 f. sowie Dimitrakopoulos/Spahr (2004), S. 213.

<sup>20</sup> Vgl. Hundt/Neitz/Grabau (2003), S. 25.

<sup>21</sup> Vgl. Everling (1991), S. 117 sowie Chorafas (2000), S. 35. Für eine detaillierte Betrachtung der Institution des Ratingkomitees siehe Everling (2004), S. 618-626 sowie Moody's Investors Service (1999).

oder ablehnt. Bei einer generellen Ablehnung durch das Unternehmen endet der Ratingprozess und das Rating wird nicht veröffentlicht. Widerspricht das Unternehmen dem Ergebnis des Ratingprozesses, weil ggf. neue Informationen in Bezug auf die Unternehmensentwicklung vorliegen, so wird unter Berücksichtigung der aktualisierten Informationen eine neue Analyse und Bewertung des Unternehmens vorgenommen sowie eine erneute Ratingeinschätzung durch das Ratingkomitee verabschiedet.

Bei einer Annahme des Ratingurteils wird dieses durch die Ratingagentur veröffentlicht. An dieser Stelle endet jedoch die Tätigkeit der Agentur nicht, sondern das Unternehmen sowie die Branchen- und Marktentwicklung wird fortlaufend überwacht, so dass es ggf. zu einem so genannten Up- bzw. Downgrade des Ratingurteils kommen kann. In diesem Zuge wird von den betrachteten Unternehmen erwartet, dass sie wesentliche Veränderungen, Monats- und Quartalsberichte sowie Jahresabschlüsse an die Ratingagentur übermitteln. Des Weiteren finden i. d. R. jährlich neue Gespräche zwischen dem Management und den Analysten der Agentur statt, um die Entwicklungstendenzen des Unternehmens zu besprechen. Entdeckt die Agentur Anzeichen für eine Bonitätsveränderung eines in der Überwachung befindlichen Unternehmens, so wird ein Überprüfungsverfahren begonnen und das Unternehmen auf die so genannte „Watchlist“ gesetzt. Durch die Aufnahme des Unternehmens auf die Watchlist wird das Überprüfungsverfahren den Marktteilnehmern mit einem Hinweis auf die Tendenz der Bonitätsveränderung bekannt gegeben.<sup>22</sup>

### 2.3 Ziele und Kritikpunkte von externen Ratings

Ratingurteile externer Ratingagenturen haben, wie in Abschnitt 2.1 erläutert, zum Ziel, die Bonität von Unternehmen übersichtlich und treffsicher aufzuzeigen, wobei in dem Urteil aktuelle Einflussfaktoren Berücksichtigung finden sollten.<sup>23</sup> Das Ratingurteil hat hierbei die Funktion, die Markttransparenz (und damit die Effizienz der Finanzmärkte) zu erhöhen sowie potenziellen Investoren als Indikator über die Zukunftsfähigkeit eines Unternehmens zu dienen.<sup>24</sup> Die Eigenschaften der Übersichtlichkeit und Treffsicherheit des Bonitätsurteils durch Ratings kann dabei grundsätzlich als erfüllt angesehen werden. Kritisch ist jedoch die Aktualität von Ratings, die nicht immer gegeben zu sein scheint. Häufig kommt es erst nach einer offensichtlichen Bonitätsverschlechterung eines Unternehmens zu einer Anpassung des Ratings durch die Ratingagentur.<sup>25</sup> Das Rating zeigt hierbei die bereits eingetretene Verschlechterung der Kreditwürdigkeit auf und verliert somit in Teilen seine Funktion als Indikator für die Zukunftsfähigkeit des Unternehmens. Eine Früherkennung von Insolvenzen anhand externer Ratings ist somit nicht zwingend möglich.<sup>26</sup> Ein weiteres Indiz für die (teilweise) fehlende Aktualität von Ratings kann darin gesehen werden, dass sich Ratingveränderungen bei an der Börse notierten Unternehmen häufig nicht in Kursveränderungen widerspiegeln. Aus der fehlenden Reaktion auf ein Up- bzw. Downgrade kann

<sup>22</sup> Vgl. Schulte/Horsch (2002), S. 94; Hundt/Neitz/Grabau (2003), S. 25 sowie Everling/Bargende (2005), S. 264.

<sup>23</sup> Vgl. Schüler (2002), S. 23.

<sup>24</sup> Vgl. Steiner/Henke (1996), S. 589 sowie White (2002), S. 43.

<sup>25</sup> Vgl. Everling (1991), S. 58.

<sup>26</sup> Vgl. Poon/Firth (2005), S. 1742.



geschlossen werden, dass der Markt die Bonitätsveränderung bereits antizipiert hat und die Information über den veränderten Bonitätsstatus bereits in dem aktuellen Aktienkurs berücksichtigt wurde, so dass die Anzeige der Veränderung der finanziellen Situation eines Unternehmens durch die Ratingagentur zu spät erfolgte und somit keinen Einfluss mehr auf den Aktienkurs hatte.<sup>27</sup> Dieser Kritikpunkt wird häufig durch die Konjunkturunabhängigkeit der externen Ratings begründet, die zwar deren starke Zeitstabilität bewirkt, allerdings auch zu den aufgezeigten verspäteten Reaktionen führen kann.<sup>28</sup>

Um die Ziele und Grenzen externen Ratings genauer betrachten zu können, gilt es zunächst auf die Besonderheiten externer Ratingagenturen einzugehen, da die Grenzen bzw. die Kritikpunkte externer Ratings teilweise unmittelbar mit der Institution Ratingagentur zusammenhängen:

Rating Agenturen sind unabhängige Institutionen mit dem Ziel, asymmetrische Informationen zwischen (Finanz-)Marktteilnehmern zu verringern, indem sie finanzielle Forderungen bzw. die Bonität der Marktteilnehmer im Rahmen von standardisierten Qualitäts- bzw. Risikoklassen bewerten.<sup>29</sup> Die Anreize von Unternehmen, sich von Agenturen raten zu lassen, bestehen zum einen in der grundsätzlichen Möglichkeit, Zutritt zu den Kapitalmärkten zu erlangen und zum anderen in der Möglichkeit, durch ein gutes Rating günstigere (Re-)Finanzierungskonditionen an den Kapitalmärkten durchsetzen zu können.<sup>30</sup> Obwohl die Ratingagenturen i. d. R. von Unternehmen beauftragt und somit bezahlt werden, behalten die Agenturen grundlegend ihre Unabhängigkeit bei, da sie nicht als Investoren tätig sind und zudem keine Anlageempfehlungen aussprechen.<sup>31</sup> In diesem Punkt stellt sich jedoch die Frage, welchen Anreizen die öffentlichen Ratingagenturen überhaupt unterliegen, die Bonität von Unternehmen wahrheitsgemäß bzw. basierend auf einer qualitativ hochwertigen Analyse aufzuzeigen. Diese Fragestellung erhält eine zusätzliche Bedeutung, wenn berücksichtigt wird, dass die Agenturen explizit erwähnen, dass das Ratingurteil ausschließlich die subjektive Meinung der Agentur widerspiegelt, so dass auf diese Weise die Ratingurteile vor Gericht in den seltensten Fällen anfechtbar sind.<sup>32</sup>

Im Rahmen dieser Problematik kommt erschwerend die vorhandene Marktstruktur bei den öffentlichen Ratingagenturen hinzu. Der internationale Markt wird durch die drei größten Ratingagenturen Moody's, S&P sowie Fitch dominiert, was zu einer oligopolistischen Marktstruktur mit hohen Markteintrittsbarrieren geführt hat.<sup>33</sup> Die Gründe hierfür sind überwiegend im US-amerikanischen Markt zu finden, in dem sich Ratingagenturen nur als *Nationally Recognized Statistical Ratings Organization* (NRSRO) bezeichnen dürfen, wenn sie von der US-Aufsichtsbehörde *Securities and Exchange Commission* (SEC) als öffentliche Ratingagentur zugelassen worden sind.<sup>34</sup> Institutionelle Investoren in den USA richten sich bei ihren Anlageentscheidungen fast ausschließlich nach den Ratingurteilen der NRSROs und fordern von diesen eine globale Abdeckung im Bereich der Unternehmensratings. Der konkurrenzfähige

<sup>27</sup> Vgl. Pinches/Singleton (1978), S. 41.

<sup>28</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 107.

<sup>29</sup> Vgl. Kuhner (2001), S. 2 f.

<sup>30</sup> Vgl. Heinke (2000), S. 314 sowie Schnabel (1996), S. 318.

<sup>31</sup> Vgl. Baum (1987), S. 7; Millon/Thakor (1985), S. 1416 sowie Everling (2005), S. 187.

<sup>32</sup> Vgl. Kuhner (2001), S. 3; Partnoy (2002), S. 78 f. sowie Everling (2004), S. 630 f. Siehe für eine detaillierte Betrachtung dieser Problematik Lemke (2004) sowie Ebenroth/Koos (1996).

<sup>33</sup> Vgl. Smith/Walter (2002), S. 293.

<sup>34</sup> Vgl. Chorafas (2000), S. 35.

Markteintritt ist somit nur möglich, wenn Ratingagenturen über eine Zulassung der SEC in den USA verfügen.<sup>35</sup> Bislang hat die Kommission allerdings nur die drei genannten großen Agenturen sowie seit kurzem die Agentur *Dominion Bond Rating Service* (DBRS) als NRSRO anerkannt, so dass für Ratingagenturen ohne SEC-Zulassung nur regionale oder sektorale Tätigkeitsfelder verbleiben. Eine weitere Markteintrittsbarriere kann in dem notwendigen Aufbau einer guten Reputation gesehen werden, da Investoren den Ratingurteilen von Agenturen nur Glauben schenken werden, wenn deren Qualität über mehrere Jahre bewiesen worden ist.<sup>36</sup> Für neue Marktteilnehmer stellt dieser Punkt, neben der Zulassung durch die SEC, die wohl größte Barriere dar. In der Notwendigkeit einer guten Reputation kann für die Ratingagenturen somit der einzige, aber durchaus wichtige Anreiz aufgezeigt werden, qualitativ hochwertige Ratingurteile zu generieren.<sup>37</sup> Durch eine gute Reputation versuchen die etablierten Agenturen ihre Marktposition zu behalten bzw. zu verbessern und für neue Agenturen ist dieser Punkt eine zwingende Notwendigkeit, um sich am (internationalen) Markt überhaupt etablieren zu können. Die Überprüfung der Ratingqualität der Agenturen stellt jedoch einen weiteren Problempunkt dar. Anhand der von den Agenturen regelmäßig veröffentlichten statistischen Berichte lässt sich zwar keine negative Entwicklung der Ratingqualität erkennen, allerdings werden diese Daten auch nicht von einer weiteren Institution geprüft. Des Weiteren fehlt es an Vergleichen und Überprüfungen der verschiedenen externen Ratingsysteme. Hier müsste optimalerweise eine übergeordnete, aufsichtsrechtliche Instanz geschaffen bzw. eingesetzt werden, die diese Überprüfungen regelmäßig vornimmt.<sup>38</sup>

Wie bereits aufgezeigt wurde, werden die Ratingagenturen i. d. R. von den Unternehmen beauftragt, ein Ratingurteil gegen eine entsprechende Bezahlung zu erstellen. Zusätzlich raten die Agenturen jedoch auch Unternehmen ohne hierfür einen Auftrag erhalten zu haben, wobei diese nicht angeforderten Ratings häufig nur auf öffentlich zugänglichen Informationen basieren.<sup>39</sup> In diesem Punkt kann ein weiterer Kritikpunkt gesehen werden, da für die Agenturen ein Anreiz besteht, diese Unternehmen mit einem schlechteren Rating zu versehen, um eine Zusammenarbeit im Rahmen eines bezahlten Ratingprozesses „zu erzwingen“.<sup>40</sup> Die Gefahr eines solchen möglichen Verhaltens der Agenturen lässt sich dadurch begründen, dass die Vergabe gleichwertiger (bezahlter und unbezahlter) Ratings das inhärente Risiko von Trittbrettfahrer-Verhalten seitens der Unternehmen aufweist. Die Unternehmen könnten darauf verzichten, ein Rating in Auftrag zu geben, da sie hoffen, ein äquivalentes Rating auch kostenlos zu bekommen. Die Gebühren für Raterstellungen stellen jedoch die Haupteinnahmequelle der Agenturen dar, so dass dieses Verhalten der Unternehmen zu Umsatzeinbußen der Ratingagenturen führen würde.<sup>41</sup> Dass die Befürchtung der Vergabe von schlechteren Ratings bei fehlendem Auftrag nicht unbegründet erscheint, zeigt POON in seiner empirischen Studie von S&P-Ratings, in der er für

<sup>35</sup> Vgl. auch im Folgenden Behr/Güttler (2004), S. 75.

<sup>36</sup> Vgl. Güttler (2004), S. 1.

<sup>37</sup> Vgl. Kuhner (2001), S. 3 sowie Krahen/Weber (2001), S. 19.

<sup>38</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 106.

<sup>39</sup> Aufgrund der Bedeutung der externen Ratings auf den Kapitalmärkten, ermöglichen Unternehmen den Agenturen jedoch häufig den Einblick in nicht-öffentliche Informationen, obwohl sie das Rating gar nicht beantragt haben. Vgl. Everling/Bargende (2005), S. 263 sowie Smith/Walter (2002), S. 311.

<sup>40</sup> Vgl. Steiner/Starbatty (2003), S. 21.

<sup>41</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 106 f.

den Zeitraum von 1998-2000 Anzeichen entdeckte, die auf ein schlechtere Ratingurteile bei unbestellten Ratings hinweisen.<sup>42</sup>

Ein weiterer Kritikpunkt bezieht sich auf die fehlende Berücksichtigung lokaler Eigenheiten von Ländern, in denen die großen Agenturen (neben den USA) tätig sind. Während in den USA die externe Unternehmensfinanzierung hauptsächlich kapitalmarktorientiert ist, hat in Ländern wie beispielsweise Deutschland und Japan die Bankfinanzierung in diesem Bereich einen hohen Stellenwert.<sup>43</sup> Den Agenturen wird hierbei vorgeworfen, dass eine Anwendung der für die USA entwickelten Ratingverfahren zu einem konsequent – im Verhältnis zu den Ergebnissen inländischer Agenturen – relativ zu schlechten Ratingurteil führt. Dieser Vorwurf konnte durch empirische Untersuchungen in Japan auch nachgewiesen werden.<sup>44</sup> Um diesen Kritikpunkt zu entkräften sollten die Ratingagenturen ihre verwendeten Ratingkriterien den regionalen Besonderheiten anpassen, um für Unternehmen des jeweiligen Landes entsprechend aussagekräftige Ratingurteile zu generieren.

## 2.4 Interne vs. externe Ratings

Interne Ratings haben analog zu den externen Ratings das Ziel, die Bonität von Unternehmen objektiv zu beurteilen, wobei interne Ratings die Bonität von Kreditnehmern der Banken und externe Ratings i. d. R. die Bonität von Anleiheemittenten am Kapitalmarkt aufzeigen. Im Gegensatz zu externen Ratings erhöhen sie aufgrund der internen und nicht öffentlichen Verwendung jedoch nicht die Markttransparenz und dienen potenziellen Investoren ebenfalls nicht als Indikator über die Zukunftsfähigkeit eines Unternehmens. Sie stellen vielmehr die zentrale Komponente im gesamten Kreditrisikomanagement einer Bank dar. Die wesentliche Verwendung finden interne Ratings dabei im Rahmen der Kreditvergabe als Entscheidungsunterstützung für die Annahme und Prolongation von Kreditanträgen sowie zur Genehmigung und Überprüfung von Kreditlinien.<sup>45</sup> Aufgrund der Veränderlichkeit der Bonität im Zeitverlauf der Kreditbeziehung werden Ratings in regelmäßigen Abständen aktualisiert, so dass sie zusätzlich als Frühwarnindikator für negative finanzielle Entwicklungen der Kreditnehmer fungieren können und somit ein frühzeitiges Gegensteuern ermöglichen.

Ein weiterer Anwendungsbereich interner Ratings liegt in der Konditionenbestimmung für zu vergebende Kredite. Grundsätzlich sollten Banken die erwarteten Kreditausfälle und damit die Standardrisikokosten über im Kreditzins enthaltene Ausfallprämien abdecken. Verfolgt eine Bank hierbei eine dem individuellen Risiko entsprechend undifferenzierte Konditionenpolitik und vereinheitlicht somit den Preis für ihre Kredite, so besteht die Gefahr der adversen Selektion von Kreditnehmern. Aufgrund der einheitlichen Konditionen werden die schlechten Kreditnehmer durch die guten subventioniert, was zu einer Abwanderung der guten Kreditnehmer und somit zu einer insgesamt Verschlechterung des Kreditportfolios und vermehrten Kreditausfällen führen kann. Aus diesem Grund sollten Banken eine risiko-

<sup>42</sup> Siehe hierzu Poon (2003).

<sup>43</sup> Vgl. auch im Folgenden Behr/Güttler (2004), S. 109 f.

<sup>44</sup> Siehe hierzu beispielsweise Japan Center for International Finance (1998).

<sup>45</sup> Vgl. auch im Folgenden Fischer (2004), S. 49-51.

adäquate Bepreisung der Kredite vornehmen. Interne Ratings können hierbei Verwendung finden, da das kreditnehmerspezifische Kreditrisiko durch das Rating bzw. durch die mit einem Rating verbundene Ausfallwahrscheinlichkeit gemessen werden kann. Kunden mit einem entsprechend schlechteren Rating müssen dann eine höhere Ausfallprämie und somit einen höheren Kreditzins bezahlen als Kunden mit einem besseren Rating.<sup>46</sup>

Analog zu den externen Ratings haben interne Ratings aufgrund der neuen Eigenkapitalvereinbarung Basel II eine wachsende Bedeutung erlangt. Gemäß Basel II sind die Banken angehalten ihre Mindesteigenkapitalanforderung anhand externer oder interner Ratings zu bestimmen. Unter diesem regulatorischen Gesichtspunkt werden Banken im nicht-amerikanischen Raum überwiegend die auf internen Ratings basierenden Ansätze verwenden, da vor allem im europäischen Markt nur wenige Unternehmen über ein externes Rating verfügen und somit für die Banken die Notwendigkeit erwächst, eigene interne Ratingsysteme zu implementieren.

Neben diesen prinzipiell auf einzelne Kreditnehmer bezogenen Anwendungsbereichen stellen interne Ratings auch die Voraussetzung für eine Reihe von Kreditrisikomodelle zur Quantifizierung des Portfoliorisikos dar. Das Ziel dieser Kreditrisikomodelle besteht in der Quantifizierung des Kreditportfoliorisikos unter Berücksichtigung möglicher Bonitätsveränderungen während der Kreditlaufzeit. Diese Bonitätsveränderungen werden dabei durch Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Ratingklassen modelliert und sind jeweils einer bestimmten Ratingklasse zugeordnet.<sup>47</sup>

Im Unterschied zu externen weisen interne Ratings eine starke Konjunkturabhängigkeit auf, was darauf zurückzuführen ist, dass die den Ratingklassen zugeordneten Ausfallwahrscheinlichkeiten für den kurzen Zeitraum von einem Jahr geschätzt werden.<sup>48</sup> Während externe Ratings recht zeitstabil sind, kommt es bei internen Ratings in einer Aufschwungphase zu durchschnittlich besseren Ratings und bei einer Rezession zu durchschnittlich schlechteren Ratings in einem Kreditportfolio. Aus Sichtweise der Banken ist diese starke Konjunkturabhängigkeit durch die Betrachtung des kurzen Zeitraumes von einem Jahr durchaus sinnvoll, da die Bank dadurch einen aktuellen Eindruck von dem Kreditrisiko des gesamten Portfolios bekommt. Parallel zu den Ratingänderungen schwankt aufgrund der veränderten Risikosituation des Portfolios auch der Bedarf an regulatorischem und ökonomischem Kapital der Banken. Bei durchschnittlicher Verschlechterung der Ratings in einem Portfolio erhöht sich das Kreditrisiko einer Bank, das sie ggf. durch zusätzliches Eigenkapital abdecken muss. Da eine Eigenkapitalerhöhung nicht immer zwingend möglich ist, können Banken den regulatorischen Eigenkapitalbedarf alternativ beispielsweise durch den Einsatz von Kreditderivaten und Forderungsverbriefungen senken, so dass interne Ratings in diesem Punkt ein gutes Steuerungsinstrument darstellen.<sup>49</sup>

Diese unterschiedliche Konjunkturabhängigkeit resultiert in Teilen aus der jeweils gewählten Rating-Philosophie der Banken und Agenturen. Während Banken durch interne Ratings meistens die aktuelle Situation der Unternehmen bewerten und somit einer „Point-in-Time“-Rating-Philosophie nachgehen,

---

<sup>46</sup> Vgl. Kilb (2002), S. 65 f.

<sup>47</sup> Siehe für die Kreditrisikoquantifizierung unter Einbezug von Übergangswahrscheinlichkeiten Kapitel 4.

<sup>48</sup> Vgl. Rösch (2005), S. 38.

<sup>49</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 47 f.

beurteilen die Agenturen durch externe Ratings die erwartete Bonitätssituation der Unternehmen für einen längeren Zeithorizont unter Berücksichtigung potenzieller negativer Konjunktur- und Branchenentwicklungen. Öffentliche Ratingagenturen erstellen ihre externen Ratings somit gemäß einer „Through-the-Cycle“-Rating-Philosophie unter Berücksichtigung eines Betrachtungszeitraums von mindestens einem Konjunkturzyklus.<sup>50</sup> Investoren in klassische Buy-and-Hold-Finanzanlagen haben grundlegend ein Interesse an einer eher langfristig orientierten Bonitätseinschätzung, die durch externe Ratings im Rahmen einer Through-the-Cycle-Betrachtung aufgezeigt wird. Die Beweggründe, warum Banken überwiegend auf ein Point-in-Time-Rating (PiT-Rating) und damit auf kurzfristige Betrachtungszeiträume abstellen, sind nicht vollständig geklärt. Ein Grund kann evtl. darin gesehen werden, dass eine Ratingkonsistenz bei einer Vielzahl an Krediten ggf. einfacher durch eine leichter durchzuführende Zeitpunkt Betrachtung erreicht werden kann. Des Weiteren ist der Aufwand für ein Through-the-Cycle-Rating (TtC-Rating) i. d. R. höher als bei PiT-Ratings, was bei Verwendung der TtC-Ratings ggf. die Vergabe von Krediten an Mittelständler für die Banken nicht mehr profitabel erscheinen lässt. Neben den geringeren Kosten und der einfacheren Durchführbarkeit von PiT-Ratings kann ein Grund für die Verwendung dieser Rating-Philosophie ergänzend darin gesehen werden, dass Banken die Intensität ihrer Kreditnehmerüberwachung anhand ihrer Ratings steuern.<sup>51</sup>

Beim Vergleich von externen und internen Ratings in Bezug auf den Aufwand beim Ratingprozess kann konstatiert werden, dass der Aufwand bei externen Ratings relativ höher ausfällt als bei internen Ratings.<sup>52</sup> Der Grund hierfür liegt überwiegend darin, dass erstere hauptsächlich für sehr große Unternehmen bzw. Konzerne erstellt werden, deren Bewertung komplexer und dadurch schwieriger vorzunehmen ist. Aufgrund der hohen Komplexität sollten somit mehr Kennzahlen erfasst und mehr Analysegespräche mit dem Management durchgeführt werden als bei kleineren Unternehmen. Betrachtet man den Aufwand der Raterstellung und die Komplexität des Ratingsystems proportional zu den Kosten für die Raterstellung, so ist es offensichtlich, dass interne Ratingsysteme weniger komplex ausfallen sollten als externe Ratingsysteme, da die Kosten indirekt über den Kreditzins bzw. über eine Kreditgebühr eingeholt werden müssen.<sup>53</sup> Da die einzelnen Kreditbeträge i. d. R. niedriger ausfallen als das Volumen einer Anleiheemission, können die fixen Kosten für eine Raterstellung nur auf einen kleineren Betrag verteilt werden. Als Beispiel kann ein Unternehmen betrachtet werden, das eine Anleihe mit einem Volumen von 200 Mio. € emittieren möchte. Die Kosten für ein externes Rating liegen bei mindestens 20.000 € und werden direkt vom Emittenten getragen. Diese Kosten (selbst wenn wegen der oligopolistischen Marktstruktur von überhöhten Preisen der öffentlichen Agenturen und damit von relativ niedrigeren Kosten bei internen Ratings ausgegangen werden kann) erscheinen für ein internes Rating z. B. bei einem Kreditantrag über 500.000 € in keiner Weise angemessen, da sie indirekt über den Kreditzins vom Kreditnehmer getragen werden müssten.<sup>54</sup> Aus dieser Betrachtung kann geschlossen werden, dass interne Ratings überwiegend auf quantitativen Kriterien basieren, um den Aufwand und die

<sup>50</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 898 sowie Treacy/Carey (2000), S. 171.

<sup>51</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 899.

<sup>52</sup> Vgl. auch im Folgenden Behr/Güttler (2004), S. 111-113.

<sup>53</sup> Der Aufwand und die Komplexität interner Ratingverfahren sind jedoch auch bei internen Ratings teilweise abhängig von der Unternehmensgröße.

<sup>54</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 911.

Komplexität relativ gering zu halten. Im Vergleich zu externen Ratingagenturen verfügen Banken, unter der Voraussetzung einer langjährigen Kundenbeziehung, über Informationen über das bisherige Zahlungsverhalten der Kunden, welche neben weiteren (wenigen) qualitativen Merkmalen für die Ratingbestimmung berücksichtigt werden können. Der Hausbankbeziehung kommt bei dieser Betrachtung daher eine große Bedeutung zu. Externe Ratingagenturen weisen dagegen den Vorteil auf, dass sie über detailliertere interne (und nicht veröffentlichte) Unternehmensdaten sowie über Prognosen des Managements über die zukünftige Erfolgsentwicklung des Unternehmens verfügen.<sup>55</sup>

Ein weiterer Unterschied bei der Betrachtung interner und externer Ratings liegt in dem Eigeninteresse der jeweiligen Ratinginstanz. Externe Ratingagenturen streben grundsätzlich danach, Aufträge für Folgeratings zu erhalten. Aus diesem Anreiz resultiert die Gefahr, dass die Agenturen tendenziell zu gute Ratings vergeben, um den Unternehmen bessere Finanzierungsbedingungen am Kapitalmarkt zu ermöglichen und somit die Wahrscheinlichkeit für einen Folgeauftrag zu erhöhen. Es kann jedoch davon ausgegangen werden, dass dieses mögliche Verhalten der Agenturen durch den damit ggf. verbundenen Reputationsverlust (und einem daran implizit gekoppelten Verlust an Marktanteilen) stark eingeschränkt wird. Auf Seiten der Banken besteht demgegenüber das Risiko, dass Kreditsachbearbeiter Kreditnehmern ein zu gutes Rating attestieren,<sup>56</sup> um so eine Kreditvergabe zu realisieren, die ihnen ggf. eine Prämienzahlung einbringt. Des Weiteren könnten Banken dem Anreiz unterliegen, systematisch bessere Ratings zu vergeben, um so die regulatorische Mindesteigenkapitalanforderung zu senken. Allerdings wird auch dieses Verhalten durch bankinterne Kontrollinstanzen bzw. durch die Bankenaufsicht begrenzt.<sup>57</sup> Die folgende Tabelle fasst die wesentlichen Unterschiede zwischen internen und externen Ratings abschließend zusammen.

<b>Faktor</b>	<b>Externe Ratings</b>	<b>Interne Ratings</b>
<i>Konjunkturabhängigkeit</i>	gering(er)	hoch
<i>Rating-Philosophie</i>	Through-the-Cycle	Point-in-Time
<i>Verfügbarkeit</i>	frei / gegen Gebühr veröffentlicht	bankintern
<i>Rolle bei Basel II</i>	Standardansatz	IRB-Ansätze
<i>Aufwand des Ratingprozesses</i>	sehr hoch	gering bis hoch
<i>Kostenübernahme</i>	trägt Emittent direkt	trägt Kreditnehmer indirekt
<i>Informationsvorteil</i>	detaillierte (interne) Informationen und Prognosen des Managements	Zahlungsverhalten, langjährige Kundenbeziehung
<i>Ratingobjekte</i>	Emittenten am Anleihemarkt	Kreditnehmer bei Banken
<i>Eigeninteresse d. Ratinginstanz</i>	Folgeratings	Kreditvergabe

Tabelle 2.4-1: Unterschiede zwischen internen und externen Ratings<sup>58</sup>

<sup>55</sup> Vgl. Everling/Bargende (2005), S. 263.

<sup>56</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 904.

<sup>57</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 113.

<sup>58</sup> In Anlehnung an Behr/Güttler (2004), S. 111.

### 3 Bankinterne Ratingsysteme

Nachdem im vorhergehenden Kapitel die Grundlagen von Credit Ratings aufgezeigt wurden, befassen sich die folgenden Abschnitte mit bankinternen Ratingsystemen. Zu Beginn werden die grundlegenden Anforderungen an interne Ratingsysteme erarbeitet (Abschnitt 3.1) sowie deren prinzipieller Aufbau aufgezeigt (Abschnitt 3.2). Im Anschluss daran wird eine mögliche Vorgehensweise zur Entwicklung von internen Ratingsystemen detailliert erläutert (Abschnitt 3.3). Bevor in dem Kapitel abschließend auf die Validierung von Ratingsystemen und Risikoparametern eingegangen wird (Abschnitt 3.3.4) befasst sich der Abschnitt 3.3.3 mit der Kalibrierung von Ratingsystemen sowie mit der Schätzung ergänzender Risikoparameter.

#### 3.1 Anforderungen an interne Ratingsysteme

In der Praxis werden von Banken unterschiedliche Ratingsysteme verwendet. Aufgrund der Vielzahl dieser Ratingsysteme und der zum Teil unterschiedlichen Zielrichtungen der Banken beim Einsatz solcher Systeme, kann kein grundsätzlich optimales, standardisiertes Ratingsystem identifiziert werden.<sup>59</sup> Es lassen sich allerdings allgemeine Anforderungen aufstellen, die ein Ratingsystem idealerweise sowohl aus genereller Sichtweise als auch unter Berücksichtigung von Basel II erfüllen sollte. Die im Weiteren aufgestellten Anforderungen beziehen sich dabei sowohl auf die Konzeption und Implementierung eines Ratingsystems, als auch auf die zugrunde liegende Datenbasis und die zu beachtenden organisatorischen Aspekte. Ein Teil der Anforderungen resultiert dabei direkt aus den Bestimmungen der neuen Eigenkapitalvereinbarung.

Wie bereits aufgezeigt wurde, haben interne Ratings grundsätzlich zum Ziel, den Risikogehalt eines Kredites bzw. Kreditnehmers aufzuzeigen. Hierbei stellt sich die Frage, wie dieser Risikogehalt in Form eines Ausfallkonzepts zu unterlegen ist. Mit einem anzahlbezogenen und einem volumenbezogenen Verlustkonzept können an dieser Stelle zwei Konzepte unterschieden werden.<sup>60</sup>

Im Rahmen des *anzahlbezogenen Ausfallkonzepts* wird der Risikogehalt eines Kredites bzw. eines Kreditnehmers durch die Ausfallwahrscheinlichkeit (PD) ausgedrückt. Die PD bestimmt sich dabei aus der Anzahl von Kreditnehmern bzw. Krediten, die in einer bestimmten Ratingkategorie in einem bestimmten Betrachtungszeitraum (i. d. R. ein Jahr) ausfallen. Unter der Annahme, dass das Ratingsystem im Zeitverlauf als stabil angesehen werden kann, entsprechen diese Ausfallwahrscheinlichkeiten den (durchschnittlichen) historischen Ausfallraten der entsprechenden Ratingklassen.<sup>61</sup> Diese Form des Ratings wird als **Bonitätsrating** bezeichnet und spiegelt die Ausfallgefahr eines Schuldners (innerhalb eines Jahres) durch die Ausfallwahrscheinlichkeit wider, wobei diese Einschätzung der Kundenbonität ohne

<sup>59</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2000), S. 9.

<sup>60</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 365.

<sup>61</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001b), S. 84 f.

Berücksichtigung von ggf. vorhandenen Sicherheiten und der Rangstellung des Gläubigers vorgenommen wird und somit die grundsätzliche Kreditwürdigkeit eines Kreditnehmers aufzeigt.<sup>62</sup>

Im Gegensatz zum anzahlbezogenen wird beim *volumenbezogenen Verlustkonzept* der Risikogehalt durch das in einer Ratingklasse in einem bestimmten Betrachtungszeitraum (i. d. R. ebenfalls ein Jahr) ausgefallene Kreditvolumen aufgezeigt, wobei als Betrachtungsgröße beispielsweise der erwartete Verlust (EL) oder die erwartete Verlustquote bei Ausfall (Loss Given Default, LGD) Verwendung findet.<sup>63</sup> Diese Form des Ratings, das so genannte **Transaktionsrating**, berücksichtigt (im Gegensatz zum Bonitätsrating) durch die direkte oder indirekte (bei Verwendung von EL) Betrachtung des LGD sowohl vorhandene Sicherheiten als auch die Rangstellung der Gläubiger, so dass im Rahmen dieses Verlustkonzeptes nicht nur die grundsätzliche Wahrscheinlichkeit für einen Kreditverlust betrachtet, sondern zusätzlich die „Schwere“ eines möglichen Verlustes berücksichtigt wird.<sup>64</sup> Das Transaktionsrating bezieht sich also jeweils auf eine bestimmte Transaktion bzw. auf ein bestimmtes Kreditengagement.

Ratingsysteme, die ausschließlich entweder auf ein Bonitäts- oder ein Transaktionsrating abstellen, werden als eindimensionale Ratingsysteme bezeichnet. Bei zweidimensionalen Ratingsystemen wird die grundsätzliche Bonität eines Schuldners anhand der PD über eine Ratingskala abgebildet, während die Einschätzung der LGD (bzw. EL) des entsprechenden Engagements über eine weitere Ratingskala modelliert wird. Idealerweise sollten beide Ratingskalen über die gleiche Anzahl an Ratingkategorien verfügen.<sup>65</sup> In einem solchen zweidimensionalen Ratingsystem wird in einem ersten Schritt die Ratingklasse des Schuldners (Bonitätsrating) und im Anschluss für die Transaktion bzw. für das Geschäft eine LGD- (bzw. EL-) Klasse ermittelt.<sup>66</sup> Die LGD-Klassen (bzw. EL-Klassen) entsprechen bestimmten LGD- (bzw. EL-) Intervallen, denen jeweils ein durchschnittlicher Wert zugeordnet wird. Bei der geforderten Identität der Ratingklassenanzahl wird abschließend die Klasse des Transaktionsrating mit der des Bonitätsratings gleichgesetzt, es sei denn, dass die Transaktion Besonderheiten aufweist, die voraussichtlich zu einer substanziell besseren oder schlechteren LGD führen, als dies normalerweise bei einer vergleichbaren Transaktion der Fall wäre.<sup>67</sup> Wenn Banken nicht in der Lage sind, eigene LGD-Schätzungen auf statistischer Basis vorzunehmen, so können auch die von der Bankenaufsicht vorgegebenen LGD-Schätzungen verwendet werden.<sup>68</sup> Tabelle 3.1-1 zeigt beispielhaft ein zweidimensionales Ratingsystem, bei dem vereinfacht die Klasse des Transaktionsrating mit der des Bonitätsrating gleichgesetzt wird. Ergänzend wird der aus den beiden Ratingkomponenten resultierende EL pro Einheit Kreditvolumen für jede Ratingklasse aufgezeigt.

Zweidimensionale Ratingsysteme weisen gegenüber den eindimensionalen Systemen Vorteile in Bezug auf die Genauigkeit und Konsistenz der Ratingklassenzuordnung auf, indem die Einschätzung der PD

<sup>62</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 14.

<sup>63</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 366.

<sup>64</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 31.

<sup>65</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 899.

<sup>66</sup> Vgl. Garside/Greenman (2003), S. 416.

<sup>67</sup> Vgl. Treacy/Carey (2000), S. 172.

<sup>68</sup> Vgl. Fleck/Knaak (2006), S. 40 f. Für eine detaillierte Betrachtung der aufsichtlich vorgegebenen LGD-Werte siehe stellvertretend Daldrup (2005), S. 25 sowie S. 35-39.



(Bonitätsrating) und des EL bzw. der LGD (Transaktionsrating) separat durchgeführt wird und somit keine Vermischung dieser beiden Größen stattfindet, was bei einem auf ein Transaktionsrating ausgelegten eindimensionalen System unter Verwendung des erwarteten Verlustes der Fall wäre. Im Optimalfall sollte sich in einem zweidimensionalen System das Transaktionsrating ausschließlich auf die Verlustquote bei Ausfall (LGD) beziehen, da auf diese Weise jeder Kredit einer LGD-Klasse zugeordnet werden kann, wobei die Zuordnung auf Basis der voraussichtlichen Recovery Rates in Abhängigkeit der jeweils gestellten Sicherheiten und sonstigen Engagementspezifika vorgenommen werden kann. Des Weiteren liegt ein Vorteil in der Verwendung „reiner“ LGD-Ratings darin, dass die Einschätzungen der Bank ex post mit den realen Verlustquoten verglichen werden kann.<sup>69</sup> Der erwartete Verlust (in Prozent) kann letztendlich auch bei dieser Ausgestaltung des Ratingsystems mit ausschließlicher Betrachtung der LGD beim Transaktionsrating durch das Produkt von PD und LGD ( $EL = PD \cdot LGD$ ) berechnet werden.

Ratingklassen	Bonitätsrating (PD des Kreditnehmers) (1)	Transaktionsrating (LGD) (2)	Erwarteter Verlust (1) · (2)
1 – praktisch kein Risiko	0,0%	5,0%	0,0%
2 – geringes Risiko	0,1%	10,0%	0,0%
3 – mäßiges Risiko	0,3%	20,0%	0,1%
4 – durchschnittliches Risiko	1,0%	35,0%	0,4%
5 – grenzwertiges Risiko	6,0%	45,0%	2,7%
6 – hohes Risiko	60,0%	55,0%	33,0%
7 – ausgefallene Kredite	100,0%	75,0%	75,0%

Tabelle 3.1-1: Beispiel eines zweidimensionalen Ratingsystems<sup>70</sup>

Aufgrund der genannten Vorteile und der vom Basler Ausschuss für Bankenaufsicht im Rahmen von Basel II formulierten Bedingung, dass ein internes Ratingsystem neben einem Bonitätsrating auch über eine Komponente für ein Transaktionsrating verfügen muss, sollte an interne Ratingsysteme die grundlegende Anforderung der **Zweidimensionalität** gestellt werden.<sup>71</sup>

Durch die neue Eigenkapitalanforderung wird von den Banken zusätzlich verlangt, dass sie ihr internes Ratingsystem nicht nur zur Bestimmung des regulatorischen Eigenkapitals, sondern zusätzlich im Kreditgenehmigungsprozess, im Risikomanagement, bei der internen Eigenkapitalallokation sowie für die Gesamtbanksteuerung verwenden. Die Implementierung eines Ratingsystems ist somit strategischer Natur und es muss berücksichtigt werden, dass Änderungen des Ratingsystems Auswirkungen auf viele Bereiche der Bank haben. Ein Ratingsystem sollte damit über eine **größtmögliche Flexibilität** verfügen, so dass mit ihm (theoretisch) alle früheren, gegenwärtigen und zukünftigen Kunden bewertet werden können, ohne grundlegende Änderungen am System vornehmen zu müssen. Das Ratingsystem sollte also flexibel genug sein, um zumindest alle vorhersehbaren Unternehmenstypen und Geschäftsarten bewerten zu können. Der Fall, dass beispielsweise ausländische Unternehmen oder

<sup>69</sup> Vgl. Treacy/Carey (2000), S. 172.

<sup>70</sup> In Anlehnung an Treacy/Carey (1998), S. 900.

<sup>71</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 396-399.

Firmen aus bestimmten Industriezweigen nicht bewertet werden können, sollte idealerweise nicht auftreten.<sup>72</sup>

Im Rahmen dieser Anforderung muss ergänzend Berücksichtigung finden, dass entsprechend der betrachteten Unternehmen unterschiedliche Ratingkriterien bei der Beurteilung von Interesse sind. D. h. beispielsweise bei der Bewertung einer Immobiliengesellschaft sind andere Aspekte bei der Ratingerstellung zu beachten als bei der Bewertung eines mittelständischen Handwerksunternehmens. Diese unterschiedlichen Gegebenheiten können durch verschiedene Rating- bzw. Klassifizierungsverfahren berücksichtigt werden, so dass eine ergänzende Anforderung an ein Ratingsystem eine **adäquate Komplexität** darstellt. Das Ratingsystem sollte daher über so viele Ratingverfahren verfügen, wie es notwendig erscheint, und über so wenige wie möglich. Eine notwendig große Anzahl von Ratingverfahren ist dabei so zu interpretieren, dass für jede gebildete homogene Kundengruppe jeweils ein Verfahren verwendet wird. Eine große Anzahl von Verfahren und somit eine Aufteilung der Unternehmen in viele Kategorien bzw. Kundengruppen beinhaltet den Nachteil, dass hier die Gefahr besteht, dass die einzelnen Verfahren aufgrund einer zu kleinen Datengrundlage schwer zu validieren sind. Des Weiteren steigt bei der Einordnung der Unternehmen in viele Kategorien das Risiko, dass Unternehmen keiner Kategorie direkt, sondern nur mehreren Kategorien gemeinsam zugeordnet werden können.

Für das Backtesting des Ratingsystems sowie für die Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit und der Verlustquote ist ein fortlaufender und umfangreicher Ratingdatenbestand notwendig.<sup>73</sup> Aus diesem Grund sollten Banken alle gegenwärtigen und, soweit möglich, alle früheren Kunden weiterhin raten,<sup>74</sup> um auf diese Weise eine umfangreiche Datenbasis aufzubauen bzw. beizubehalten. Die Bewertung der gegenwärtigen Kunden kann dabei als eine relativ triviale Anforderung an das Ratingsystem angesehen werden, da sie die gängige Praxis widerspiegelt. Schwieriger gestaltet sich die Beurteilung der ehemaligen Kreditnehmer, da entweder die Beschaffung der benötigten Informationen problematisch ist,<sup>75</sup> oder die Kreditnehmer bereits ausgefallen sind. Zusammenfassend kann aus diesen Punkten die Anforderung der **Vollständigkeit** eines Ratingsystems abgeleitet werden.

Des Weiteren muss durch das Ratingsystem gewährleistet sein, dass jede Ratingklasse einem bestimmten Intervall von Ausfallwahrscheinlichkeiten entspricht und jeder Ausfallwahrscheinlichkeit genau ein Rating zugeordnet werden kann.<sup>76</sup> Das Ratingsystem muss somit der Anforderung der **Monotonie** entsprechen. Die folgenden Gleichungen verdeutlichen den Zusammenhang zwischen Rating und Ausfallwahrscheinlichkeit.<sup>77</sup>

---

<sup>72</sup> Vgl. auch im Folgenden Krahen/Weber (2001), S. 10 f.

<sup>73</sup> Dieser Datenbestand sollte zudem für Backtesting- und für statistische Zwecke schnell und einfach verfügbar sein. Es werden somit auch hohe Anforderungen an das Datenmanagement gestellt.

<sup>74</sup> Vgl. Altman/Saunders (2002), S. 113.

<sup>75</sup> Es kann davon ausgegangen werden, dass ehemalige Kunden nicht gewillt sind, interne Informationen über ihre Finanzsituation etc. an die Bank zu übermitteln, ohne hieraus einen direkten Nutzen zu ziehen. Vgl. Rolfes/Emse (2000), S. 20.

<sup>76</sup> Vgl. Rolfes/Emse (2000), S. 21.

<sup>77</sup> Vgl. Krahen/Weber (2001), S. 12.

$$PD(\text{Unternehmen 1}) = PD(\text{Unternehmen 2}) \Rightarrow \text{Rating}(\text{Unternehmen 1}) \sim \text{Rating}(\text{Unternehmen 2}) \quad (3-1)$$

$$PD(\text{Unternehmen 1}) < PD(\text{Unternehmen 2}) \Rightarrow \text{Rating}(\text{Unternehmen 1}) \succsim \text{Rating}(\text{Unternehmen 2}) \quad (3-2)$$

$$\text{Rating}(\text{Unternehmen 1}) \succ \text{Rating}(\text{Unternehmen 2}) \Rightarrow PD(\text{Unternehmen 1}) < PD(\text{Unternehmen 2}) \quad (3-3)$$

Haben zwei Unternehmen die gleiche Ausfallwahrscheinlichkeit (PD), dann müssen die entsprechenden Ratings ebenfalls identisch sein (Gleichung (3-1)). Für den Fall, dass die PD von Unternehmen 1 kleiner ist als die von Unternehmen 2, muss das Rating von Unternehmen 1 mindestens so gut oder besser sein als das des zweiten Unternehmens (Gleichung (3-2)). Die beiden ersten Gleichungen implizieren die Aussage von Gleichung (3-3), dass die PD von Unternehmen 1 kleiner sein sollte als bei Unternehmen 2, insofern Unternehmen 1 über ein besseres Rating verfügt.

Im Zusammenhang mit der Zuordnung von Ratingklassen und Ausfallwahrscheinlichkeiten sollte das Ratingsystem eine notwendige Anzahl von Ratingkategorien, also eine **ausreichende Feinheit** aufweisen,<sup>78</sup> wobei eine Mindestanzahl von Klassen für das Bonitätsrating aufsichtlich vorgegeben ist. Der Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht fordert im Rahmen von Basel II für die Verwendung der auf internen Ratings basierenden Ansätze mindestens sieben Klassen für nicht ausgefallene und mindestens eine Klasse für ausgefallene Kredite.<sup>79</sup> Eine weitere aufsichtliche Nebenbedingung in Bezug auf die Zuordnung von Ratingklasse und Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit besteht darin, dass im Rahmen von Basel II die beste Ratingklasse eine Mindest-PD von 0,03% und die Default-Klasse eine PD von 100% aufweisen muss.<sup>80</sup> D. h. die Ausfallwahrscheinlichkeit der besten Ratingkategorie ergibt sich aus dem Maximum der eigenen PD-Schätzung und der PD in Höhe von 0,03%. Aufsichtlich werden zwar keine Vorgaben in Bezug auf die Anzahl der Klassen beim Transaktionsrating vorgegeben, wie aber bereits bei der Betrachtung der Verlustkonzepte aufgezeigt wurde, sollte die Anzahl der Klassen bei beiden Ratingkomponenten übereinstimmen.

Aus organisatorischer Sicht muss an ein Ratingsystem die Anforderung des **regelmäßigen Backtestings** gestellt werden.<sup>81</sup> Bei einem gut kalibrierten Ratingsystem sollte die ex-ante vorgenommene Ratingeinschätzung bzw. die ex-ante vorgenommene Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit nicht signifikant von den ex-post beobachtbaren Ausfallraten bzw. Ratingeinschätzungen abweichen. Bei signifikanten Abweichungen muss das Ratingsystem ggf. neu kalibriert werden, um eine hohe Prognosequalität beizubehalten. Um ein Backtesting bestmöglich durchzuführen, muss eine umfangreiche Datengrundlage vorhanden sein, und das Ratingsystem sollte nicht zu häufig verändert werden, da sich dadurch die zugrunde liegende Datenbasis verändert, was ein Backtesting erschwert bzw. im ungünstigsten Fall unmöglich macht.<sup>82</sup>

Ein Rating sollte grundsätzlich alle aktuellen öffentlich zugänglichen sowie internen Informationen der Unternehmen berücksichtigen, so dass ein aktuelles Rating die beste Schätzung für ein zukünftiges

<sup>78</sup> Für eine Betrachtung der zu wählenden Anzahl von Ratingklassen siehe Abschnitt 3.3.3.1.

<sup>79</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 403 f.

<sup>80</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 285.

<sup>81</sup> Siehe zum Thema Backtesting bzw. Validierung Abschnitt 3.3.4.

<sup>82</sup> Vgl. Krahen/Weber (2001), S. 14.

Rating darstellt.<sup>83</sup> Es sollte daher nicht möglich sein, zukünftige Ratings bzw. Ratingveränderungen (ausschließlich) anhand von historischen Ratings zu bestimmen. Ein Ratingsystem sollte somit der Anforderung der **Informationseffizienz** genügen, d. h. die zukünftigen Ratings eines Unternehmens sollten unabhängig von vergangenen (und nicht mehr aktuellen) Ratings sein.<sup>84</sup>

Ratingsysteme sollten grundsätzlich objektiv sein. Um die geforderte **Objektivität** zu erhalten, sollten beispielsweise Ratingkriterien und deren Gewichte nicht subjektiv (z. B. durch Expertenbefragung), sondern objektiv (z. B. durch mathematisch-statistische Verfahren) ermittelt werden. Des Weiteren sollte ein Ratingsystem **transparent** sein, so dass für Außenstehende nachzuvollziehen ist, wie welche Informationen im Rahmen des Ratingverfahrens eingesetzt und zu einem Ratingurteil verknüpft werden.<sup>85</sup> Die Tatsache, dass interne Ratingsysteme für verschiedene Zwecke in einer Bank Verwendung finden, führt zu der Anforderung, dass das Ratingsystem gleiche Risiken auch identisch bewertet und somit gleiche Informationen auch zu einem identischen Ratingergebnis führen.<sup>86</sup>

Bei dem Entwurf und der Implementierung eines internen Ratingsystems muss zu Beginn entschieden werden, welcher der in Abschnitt 2.4 aufgezeigten Rating-Philosophien gefolgt werden, bzw. wie sensitiv das Ratingsystem auf Konjunkturveränderungen reagieren soll. Bei dieser Entscheidung gilt es jedoch die grundsätzlich verfolgte Zielsetzung des Ratingsystems zu berücksichtigen,<sup>87</sup> da zwischen Zielsetzung und zu verwendender Rating-Philosophie eine gewisse Abhängigkeit besteht.

Diese Entscheidung stellt sich jedoch in einigen Bereichen als recht schwierig dar und führt nicht zwingend zu eindeutigen Antworten. Besteht die Zielsetzung beispielsweise darin, das Ratingsystem im Bereich der Kreditvergabe und des Pricing einzusetzen, so lassen sich in der Literatur unterschiedliche Aussagen finden. CROUHY, GALAI und MARK vertreten z. B. die Meinung, dass in diesem Bereich Through-the-Cycle-Ratings (TtC-Ratings) aufgrund des langfristigen Betrachtungshorizonts zu bevorzugen sind, da für einen Kreditentscheider (auch im Rahmen des Pricing) nicht ausschließlich die momentane Bonität des Kreditnehmers, sondern vielmehr dessen Fähigkeit, die Zahlungsverpflichtungen über die gesamte Laufzeit des Kredites erfüllen zu können, entscheidend ist. TtC-Ratings haben bei dieser Argumentation den Vorteil, dass sie die gesamte Kreditlaufzeit bzw. mindestens einen Konjunkturzyklus betrachten und die Bonität somit unter Berücksichtigung eines möglichen Abschwungs bzw. einer möglichen negativen (wirtschaftlichen) Entwicklung des Kreditnehmers ermittelt wird.<sup>88</sup> Im Gegensatz zu den genannten Autoren vertritt z. B. TAYLOR die Meinung, dass für die Kreditvergabe und Pricing ein kurzfristiger Betrachtungszeitraum und somit eine PiT-Philosophie den vorteilhafteren Ansatz darstellt. Als Argumentation führt er an, dass es bei der Kreditentscheidung und dem Pricing wichtig ist, die momentane Situation des Kreditnehmers der betrachteten Branche sowie der Gesamtwirtschaft zu kennen und zu berücksichtigen. Gemäß TAYLOR ist es daher bei der Entscheidung über eine Kreditver-

---

<sup>83</sup> Vgl. Weber/Krahen/Voßmann (1999), S. 126.

<sup>84</sup> Vgl. Krahen/Weber (2001), S. 15.

<sup>85</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 366 f.

<sup>86</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001b), S. 87.

<sup>87</sup> Vgl. Taylor (2003), S. 32.

<sup>88</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2003), S. 370.

gabe und beim Pricing bedeutsam, ob sich die Branche bzw. die Wirtschaft zurzeit in einer Hochphase oder eher in einer Talsohle befindet.<sup>89</sup>

Diese unterschiedlichen Sichtweisen können beispielsweise durch die grundsätzliche Heterogenität von Krediten begründet werden. Bei kurzfristigen Krediten dürfte grundsätzlich ein eher kürzerer Betrachtungszeitraum für die Kreditvergabe von Interesse sein, so dass PiT-Ratings als Entscheidungsgrundlage die vorteilhaftere Alternative darstellen. Die Vergabeentscheidung von langfristigen Krediten würde demgemäß eher ein TtC-Rating bedingen, da hier grundsätzlich die Fähigkeit des Kreditnehmers von Bedeutung ist, seinen Zahlungsverpflichtungen auch langfristig nachkommen zu können. In dem Bereich der Kreditvergabe und des Pricing kann somit keine allgemeingültige Aussage getroffen werden, welche Rating-Philosophie verwendet werden sollte. Die Entscheidung sollte hier also vor dem Hintergrund getroffen werden, für welche Kreditarten das Ratingsystem eingesetzt werden soll.

Uneinigkeit über die Wahl der Rating-Philosophie besteht zudem im Bereich der ökonomischen Eigenkapitalbestimmung. Es wird z. B. von TAYLOR die Meinung vertreten, dass in diesem Bereich TtC-Ratings Verwendung finden sollten, da sie grundsätzlich zu einer stabileren Schätzung des erwarteten Verlustes (EL) und dem damit verbundenen vorzuhaltenden ökonomischen Eigenkapital (unerwarteter Verlust) führt.<sup>90</sup> Die Begründung für die Vorteilhaftigkeit von stabilen EL besteht für TAYLOR darin, dass der EL widerspiegeln sollen, welche Verluste bei bestimmten Kreditnehmern in einer langfristigen Durchschnittsbetrachtung, unabhängig vom Stand der Konjunktur zum Zeitpunkt der Kreditvergabe, auftreten können. Diese Betrachtungsweise impliziert, dass die um den durchschnittlichen EL schwankenden, realen kurzfristigen Verluste durch das Eigenkapital absorbiert werden. Dieser Aussage liegt die Annahme zugrunde, dass die Konjunkturzyklen in dem Sinne wiederkehrend sind, dass auf eine Rezession ein Aufschwung folgt (et vice versa), die sich gegenseitig im Bezug auf Verlustschwankungen tendenziell aufheben, so dass sich die Verluste langfristig auf dem Niveau des EL einpendeln. Unter diesen Gesichtspunkten würde sich bei einem eingetretenen Verlust in Höhe von  $X_1$  (siehe Abbildung 3-1) die Verlustverteilung nicht verändern bzw. nicht verschieben, so dass der EL und das benötigte Risikokapital zur Absicherung der unerwarteten Verluste ( $X^*$ ) unverändert bzw. stabil bleiben würden (siehe durchgezogene Linie).

Gegensätzlich kann jedoch angeführt werden, dass der Konjunkturverlauf nur schwer prognostizierbar ist und eher einem zufälligen Verlauf folgt, so dass sich die Verlustschwankungen zwischen Rezession und Aufschwung ggf. nicht ausgleichen, so dass EL und ökonomisches Eigenkapital nicht zwingend als stabil angesehen werden können. Des Weiteren argumentieren z. B. CROUHY, GALAI und MARK, dass der Betrachtungszeitraum im Bereich der ökonomischen Eigenkapitalallokation (und damit auch implizit die Bestimmung des ökonomischen Eigenkapitals) gewöhnlich ein Jahr beträgt und somit eher eine PiT-Philosophie Anwendung finden sollte.<sup>91</sup>

---

<sup>89</sup> Vgl. Taylor (2003), S. 33.

<sup>90</sup> Vgl. auch im Folgenden Taylor (2003), S. 33 sowie S. 35.

<sup>91</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2003), S. 370.

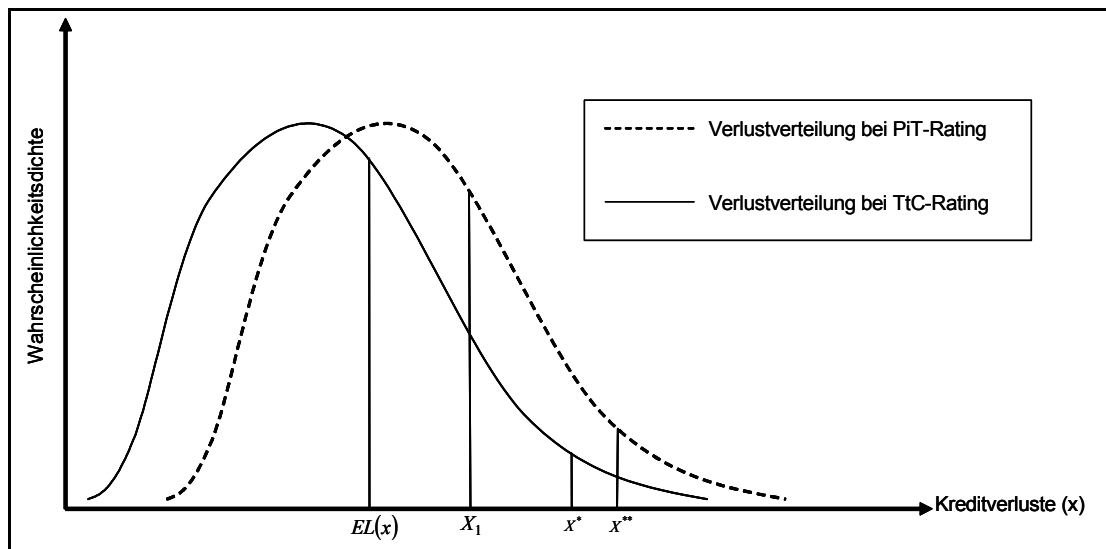


Abbildung 3-1: Kreditverlustverteilung bei TtC- vs. PiT-Ratings<sup>92</sup>

Bezogen auf Abbildung 3-1 könnte sich z. B. die Konjunktur weiter verschlechtern anstatt zu verbessern, so dass Verlust auftreten können, die größer als  $X_1$  sind. Unter Berücksichtigung von PiT-Ratings käme es zu Downgrades von Kreditnehmern, was eine Verschiebung der Verlustverteilung zur Folge hätte (gestrichelte Linie), so dass nun bei dieser kurzfristigen Betrachtung mehr Risikokapital in Höhe von  $X^{**}$  vorgehalten werden müsste und somit EL und ökonomisches Kapital entsprechend dem Konjunkturverlauf Schwankungen unterliegt.

Neben diesen strittigen Bereichen können jedoch auch Einsatzbereiche von Ratings identifiziert werden, bei denen die Vorteilhaftigkeit einer der beiden Rating-Philosophien eindeutig ist. Wie bereits aufgezeigt wurde, sind PiT-Ratings relativ volatil und werden in kurzen Zeitabständen regelmäßig aktualisiert, so dass sie besonders im Bereich der Kreditüberwachung und für die Bildung von Rückstellungen für Kredite besonders geeignet sind.<sup>93</sup> Des Weiteren ist der PiT-Ansatz konsistent mit der Verwendung von Ratings als Inputparameter für ratingbasierte Kreditportfoliomodelle (z. B. CreditMetrics<sup>TM</sup>), die gewöhnlich als Betrachtungszeitraum, analog zu PiT-Ratings, ein Jahr vorsehen.<sup>94</sup> Zudem liegt der Kreditrisikosteuerung ebenfalls ein kurzfristiger Betrachtungshorizont zugrunde, so dass auch in diesem Bereich PiT-Ratings vorteilhafter erscheinen.<sup>95</sup>

Für die Bestimmung des regulatorischen Eigenkapitals gemäß Basel II macht der Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht keine expliziten Vorgaben, welche Rating-Philosophie im internen Ratingansatz verwendet werden sollte.<sup>96,97</sup> Auf der einen Seite wird gefordert, dass „ein Kreditnehmerrating das Urteil der Bank über die Fähigkeit und die Bereitschaft eines Kreditnehmers widerspiegeln muss, seinen vertraglichen Verpflichtungen auch unter widrigen wirtschaftlichen Bedingungen oder im Falle unerwartet

<sup>92</sup> Quelle: Taylor (2003), S. 35.

<sup>93</sup> Vgl. Taylor (2003), S. 33.

<sup>94</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2003), S. 371.

<sup>95</sup> Vgl. Taylor (2003), S. 37.

<sup>96</sup> Vgl. Rösch (2005), S. 38.

<sup>97</sup> Im Rahmen des Standardansatzes wird die Rating-Philosophie durch die Verwendung von öffentlichen Agenturratings festgesetzt, die grundsätzlich eher einer TtC-Philosophie folgen.

eintretender Ereignisse nachzukommen“,<sup>98</sup> was eher einer Through-the-Cycle-Betrachtung entspricht. Auf der anderen Seite beträgt der geforderte Zeithorizont für die PD-Schätzung ein Jahr, was eher mit einer Point-in-Time-Sichtweise übereinstimmt.<sup>99</sup> Diese fehlende Vorgabe in der Basel II-Richtlinie ist sehr verwunderlich, da die Wahl der Rating-Philosophie unterschiedliche Auswirkungen auf die Höhe des regulatorischen Eigenkapitals im Konjunkturverlauf hat. Schätzt eine Bank ihre PD beispielsweise nach dem TtC-Schema, so reflektiert die PD die Kreditwürdigkeit eines Kreditnehmers für einen langfristigen Zeithorizont und die kurzfristigen Konjunkturschwankungen werden durch die Assetkorrelation abgefangen. D. h., die PD werden sich auch während eines Abschwungs nicht wesentlich verändern, so dass die regulatorische Eigenkapitalanforderung ebenfalls über die Zeit stabil bleiben wird. Diese Stabilität der PD ist allerdings bei Verwendung der PiT-Philosophie nicht gegeben, so dass es im Falle eines Abschwungs durchaus zu Herabstufungen von Kreditnehmern und damit zu steigenden PD kommt.<sup>100</sup> Dieser Sachverhalt führt somit zu einer Benachteiligung der Banken, die sich für PiT-Ratings entscheiden, da sich neben den PD auch das anhand der Risikogewichtungsfunktion von Basel II berechnete vorzuhaltende regulatorische Eigenkapital in einer Rezession erhöht.<sup>101</sup> Diese Benachteiligung resultiert zum Großteil aus der Trennung der Schätzung von PD und Assetkorrelation in der Rahmenvereinbarung von Basel II.<sup>102</sup> Eine Bank, die PiT-Ratings verwendet, könnte ggf. wesentlich geringere Korrelationen aufweisen als eine Bank mit einer TtC-Philosophie. Da in Basel II die Assetkorrelationen aber relativ starr vorgegeben sind und somit in beiden Fällen relativ ähnliche Werte annehmen, kommt es bei PiT-Ratings zu den genannten (stärkeren) Schwankungen der regulatorischen Eigenkapitalanforderungen.<sup>103</sup>

Die Verwendung von PiT-Ratings zur Bestimmung des regulatorischen Eigenkapitals gemäß Basel II erscheint auf den ersten Blick wegen des aufgezeigten Nachteils der stärkeren Prozyklizität nicht empfehlenswert. Berücksichtigt werden sollte jedoch, dass Basel II unter anderem mit dem Ziel entwickelt wurde, die Divergenz zwischen regulatorischem und ökonomischen Eigenkapital zu verringern. Da sich die Allokation und damit implizit die Bestimmung des ökonomischen Eigenkapitals gewöhnlich auf das Ein-Jahres-Risiko bezieht,<sup>104</sup> wäre aus diesem Gesichtspunkt jedoch die PiT-Philosophie für die Bestimmung des regulatorischen Eigenkapitals empfehlenswert. An dieser Stelle sollte in Basel II daher eine klare Vorgabe integriert werden, die ein einheitliches Vorgehen der Banken sicherstellt.

Trotz des genannten Nachteils der potenziell rezessionsverschärfenden, prozyklischen Effekte bei PiT-Ratings innerhalb von Basel II und der unterschiedlichen Ansichten der Rating-Philosophien im Bereich der Kreditvergabe, sollte ein internes Ratingsystem aufgrund der Vorteile im Bereich der Kreditrisikosteuerung und der ratingbasierten Kreditportfoliomodelle auf die **Point-in-Time-Philosophie** abstellen, da Kreditrisikomodelle in Zukunft im gesamten Kreditrisikomanagement und somit auch im Bereich der

<sup>98</sup> Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht (2004), Tz. 415.

<sup>99</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 414 sowie Rösch (2005), S. 38.

<sup>100</sup> Vgl. Rösch (2005), S. 48.

<sup>101</sup> Vgl. Catarineu-Rabell/Jackson/Tsomocos (2005), S. 539.

<sup>102</sup> Siehe hierzu Rösch (2005).

<sup>103</sup> Vgl. Rösch (2005), S. 49.

<sup>104</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2001a), S. 50.

regulatorischen Eigenkapitalbestimmung stark an Bedeutung gewinnen werden und die Ratings somit konsistent auf die Anforderung der Kreditrisikomodelle abgestellt werden sollten.

Zusammenfassend sollte ein internes Ratingsystem die folgenden Anforderungen erfüllen:

- Zweidimensionalität
- größtmögliche Flexibilität
- adäquate Komplexität
- Vollständigkeit
- Monotonie
- ausreichende Feinheit
- regelmäßiges Backtesting
- Informationseffizienz
- Objektivität
- Transparenz
- Point-in-Time-Philosophie

### 3.2 Aufbau interner Ratingsysteme

Nachdem im vorherigen Abschnitt die Anforderungen an interne Ratingsysteme herausgearbeitet wurden, wird im folgenden Abschnitt auf den Aufbau interner Ratingsysteme eingegangen. Wie bereits in Abschnitt 3.1 aufgezeigt wurde, sollte ein Ratingsystem über zwei Komponenten, das Bonitäts- und das Transaktionsrating, verfügen (siehe Abbildung 3-2).

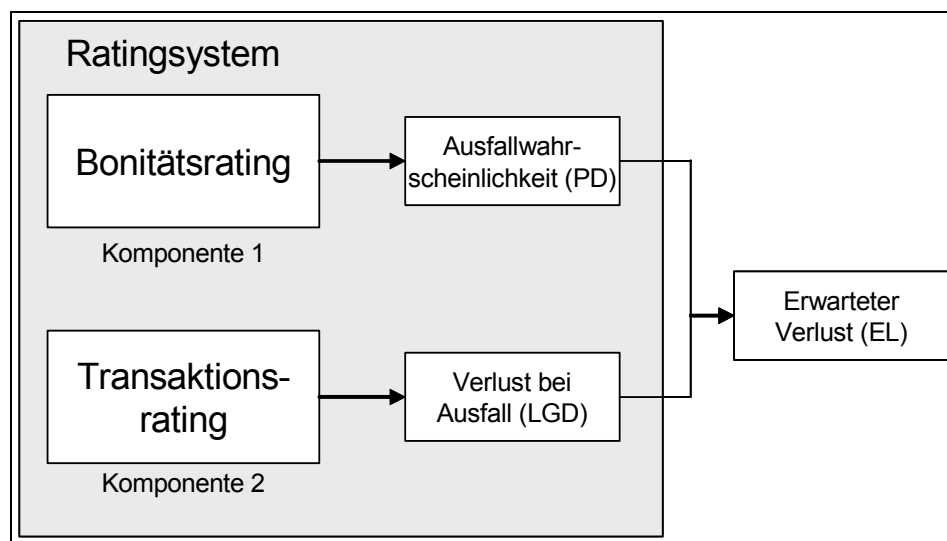


Abbildung 3-2: (Haupt-)Komponenten eines internen Ratingsystems

Mit der ersten Komponente werden die Kreditnehmer entsprechend ihrer Bonität in Ratingklassen eingeordnet, für die jeweils durchschnittliche Ausfallwahrscheinlichkeiten geschätzt werden. Innerhalb der zweiten Komponente, dem Transaktionsrating, werden transaktionsspezifische Faktoren berücksichtigt, die zu einer Ratingklassenzuordnung des Kredites entsprechend der LGD führt. Anhand der Ergebnisse der beiden Komponenten (PD und LGD) kann anschließend der erwartete Verlust für eine Einheit Kreditbetrag berechnet werden.



Die Basis für das Bonitätsrating stellen grundlegend die bonitätsrelevanten Informationen sowie die Daten über das jeweilige Umfeld des Kreditnehmers (Länder- und Branchensituation) dar. Diese Daten lassen sich prinzipiell in quantitative (Hard Facts) und qualitative Informationen (Soft Facts) unterscheiden. Während sich die quantitativen Informationen überwiegend aus Kennzahlen der Jahresabschlussanalyse zusammensetzen, gehören zu den qualitativen Informationen z. B. Einschätzungen über die Managementqualität und die Marktpositionierung. Nach der Auswahl der zu verwendenden Informationen werden diese gewichtet und über Ratingverfahren (siehe Abschnitt 3.3.2) zu einem Gesamtwert aggregiert. Der Kreditnehmer wird in einem weiteren Schritt anhand des ermittelten Gesamtwertes einer Ratingklasse zugeordnet. Der abschließende Schritt besteht dann in der Ableitung der Ausfall- und Migrationswahrscheinlichkeiten. Die folgende Abbildung verdeutlicht die Grundstruktur eines Rating-systems für das Bonitätsrating.

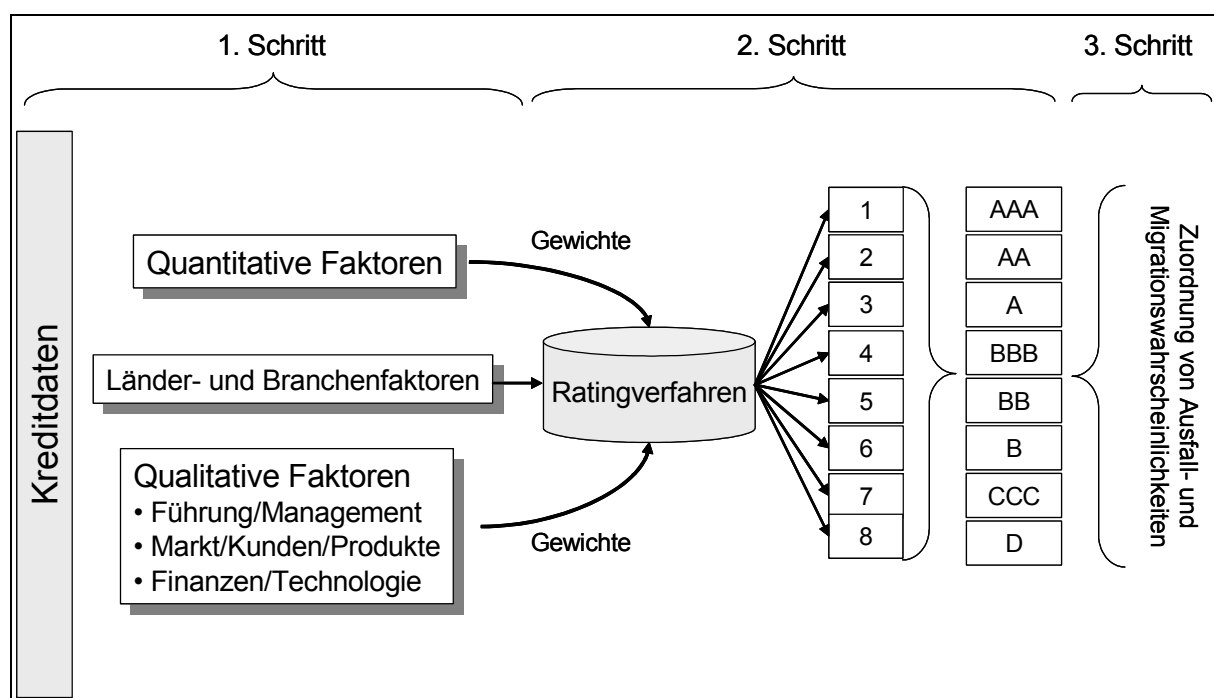


Abbildung 3-3: Grundstruktur eines internen Bonitätsratingsystems<sup>105</sup>

Wie bereits aus der Grundstruktur des Ratingsystems (Bonitätsrating) zu erkennen ist, stellt die Ratingvergabe einen mehrstufigen Prozess dar. Abbildung 3-4 zeigt beispielhaft einen schematischen Aufbau eines detaillierten Ansatzes für die Ratingvergabe. In einem ersten Schritt gilt es dabei die erforderlichen quantitativen und qualitativen internen Informationen des Unternehmens zu erfassen und entsprechend für eine maschinelle Weiterverarbeitung aufzubereiten. Zusätzlich können zur Bonitätsbeurteilung externe Zusatzinformationen herangezogen werden, die von verschiedenen Datenanbietern zur Verfügung gestellt werden. Zu diesen Datenanbietern zählen beispielsweise Creditreform, Statistisches Bundesamt sowie externe Ratingagenturen. Des Weiteren sollten die bankinternen Kontodaten im Rahmen einer Kontodatenanalyse aufbereitet und ebenfalls für das Ratingurteil herangezogen werden.

<sup>105</sup> In Anlehnung an Ammann/Jovic/Schmid (2001), S. 918.

Die Basis des Ratingurteils besteht somit überwiegend aus einer Unternehmensanalysen, in die ergänzend branchen- und länderspezifische Daten einfließen.<sup>106</sup>

Nach der Datenerfassung und -aufbereitung werden in einem weiteren Schritt zunächst Warnhinweise und K.O.-Kriterien bewertet, bevor im Anschluss eine Jahresabschlussanalyse durchgeführt wird. Die Jahresabschlussanalyse sollte hierbei optimalerweise auf einer Historie von mindestens drei aufeinander folgenden Jahresabschlüssen sowie aus mindestens zwei Plan-Jahresabschlüssen basieren, so dass insgesamt eine fünfjährige Historie (drei vergangene Abschlüsse und Prognosen über zwei zukünftige Abschlüsse) zugrunde gelegt wird.<sup>107</sup> Im abschließenden Schritt werden die aufbereiteten Daten über eine Beurteilungslogik auf Basis eines Ratingverfahrens in einen maschinellen Ratingvorschlag überführt.

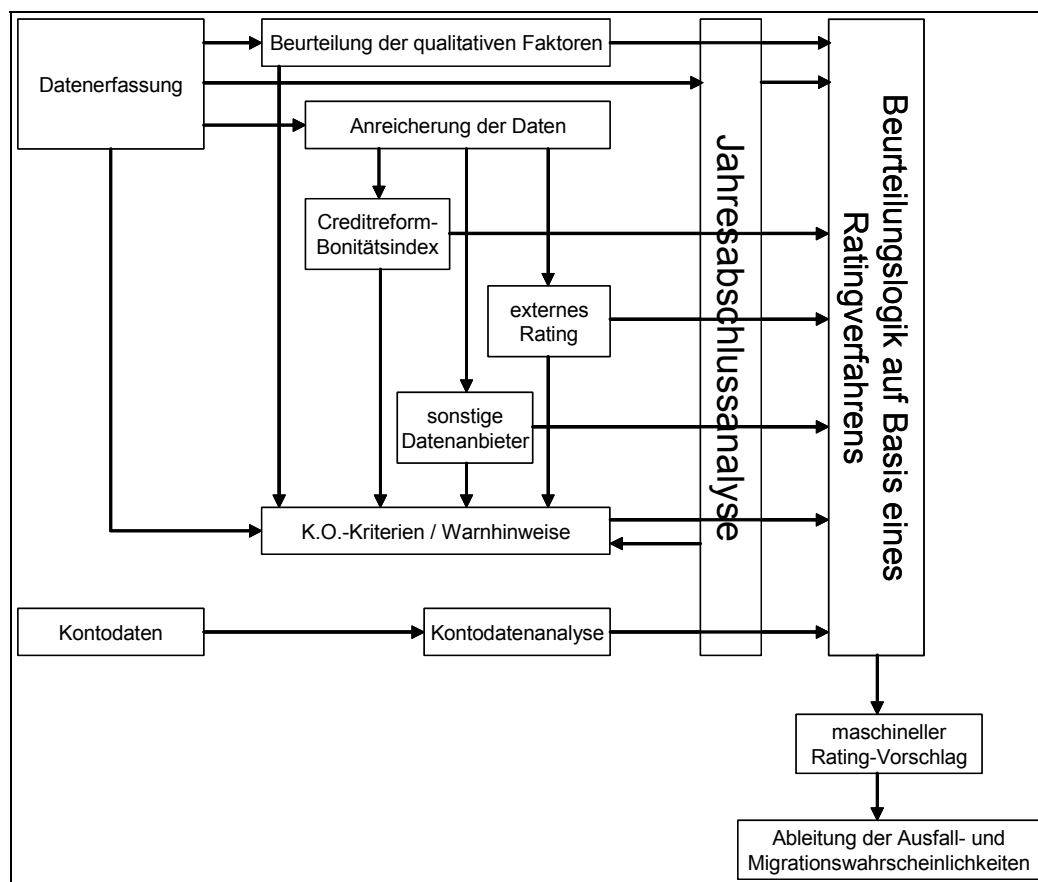


Abbildung 3-4: Aufbau eines internen Bonitätsratingansatzes<sup>108</sup>

Bei der zweiten Komponente des Ratingsystems, dem Transaktionsrating, kann analog zur ersten Komponente ebenfalls ein mehrstufiger Bewertungsprozess aufgezeigt werden (siehe Abbildung 3-5). Das Transaktionsrating wird dabei grundsätzlich durch die Qualität und die Art der ggf. vorhandenen Sicherheiten determiniert. Die Sicherheiten bzw. Sicherheitenarten sollten dabei im Vorfeld in Bezug

<sup>106</sup> Vgl. Fuser/Gleißner (2001), S. 314.

<sup>107</sup> Vgl. Fuser (2001), S. 242.

<sup>108</sup> In Anlehnung an Fuser (2001), S. 239.

auf ihre Verwertungsmöglichkeit und grundsätzliche Form der Wertentwicklung<sup>109</sup> in homogene Klassen eingeteilt werden, da die Unterschiede in diesen Punkten bei der LGD-Bestimmung explizit berücksichtigt werden müssen. Des Weiteren sind mit der jeweiligen Art der ggf. hereingenommenen Kreditsicherheit entsprechende Ab- bzw. Aussonderungsrechte verbunden, die im Rahmen der zweiten Ratingkomponente ergänzend berücksichtigt werden müssen. Zudem haben mögliche Vertragsklauseln bzw. Convenants, die bestimmte unerwünschte Aktionen des Schuldners unterbinden bzw. erwünschte Aktivitäten verlangen, einen Einfluss auf das Ratingergebnis.<sup>110</sup> Der erste Schritt im Rahmen der zweiten Komponente besteht daher analog zum Bonitätsrating in der Erfassung und Aufbereitung dieser Daten. Über die Bewertung und Gewichtung werden die aufbereiteten Daten abschließend zu einem Ratingurteil aggregiert.

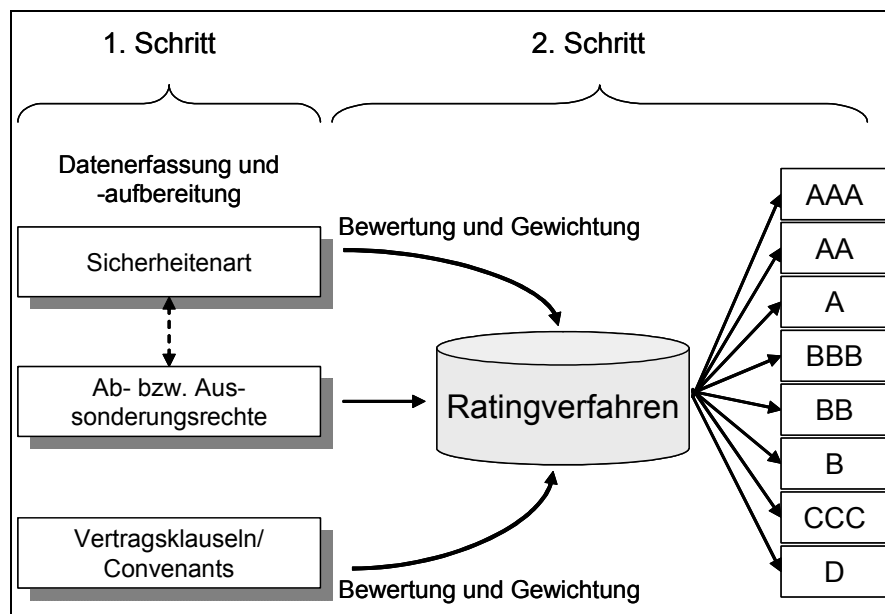


Abbildung 3-5: Grundstruktur eines internen Transaktionsratingsystems

Um der in Abschnitt 3.1 gestellten Anforderung der adäquaten Komplexität eines Ratingsystems gerecht zu werden, muss an dieser Stelle berücksichtigt werden, dass im Bereich des Bonitätsratings so viele verschiedene Ratingverfahren (ggf. mit Anpassung der verwendeten Inputdaten) Verwendung finden, so dass der Großteil der im jeweiligen Bankportfolio vorhandenen Unternehmenstypen geratet werden kann. Gleiches gilt im Bereich des Transaktionsratings für die jeweiligen zu bewertenden Kreditarten.

### 3.3 Entwicklung eines Ratingsystems

Nachdem in den beiden vorangegangenen Abschnitten die grundsätzlichen Anforderungen und der prinzipielle Aufbau von internen Ratingsystemen aufgezeigt wurden, behandelt das folgende Unterkapi-

<sup>109</sup> Die Wertentwicklung einer Immobilie stellt sich beispielsweise anders dar, als die einer Produktionsanlage oder eines Fahrzeugs.

<sup>110</sup> Vgl. Beutler (2001), S. 36.

tel die wesentlichen Schritte, die im Rahmen der Entwicklung bankinterner Ratingsysteme durchlaufen werden sollten (siehe Abbildung 3-6).

Der Ausgangspunkt für die Entwicklung eines Ratingsystems ist die Generierung der Datenbasis. Hierunter ist zum einen die Auswahl und Aufbereitung von Ratingkriterien, die einen signifikanten Einfluss auf die Bonität eines Kreditnehmers haben, zu verstehen. Zum anderen muss an dieser Stelle definiert werden, woher die für die Kriteriengenerierung benötigten Daten bezogen werden können und wie diese vorzuhalten und aufzubereiten sind. Zunächst wird hierzu ein Katalog der zu untersuchenden Kriterien entwickelt, wobei sichergestellt sein muss, dass diese bereits bei alleiniger (univariater) Betrachtung eine gewisse Trennfähigkeit zwischen solventen und insolventen Unternehmen gewährleisten.<sup>111</sup> Anschließend werden aus der Vielzahl der Kriterien diejenigen ausgewählt, die im Rahmen einer (oder mehrerer) Ratingfunktion(en) bzw. Ratingverfahren verwendet werden sollen (multivariate Betrachtung).

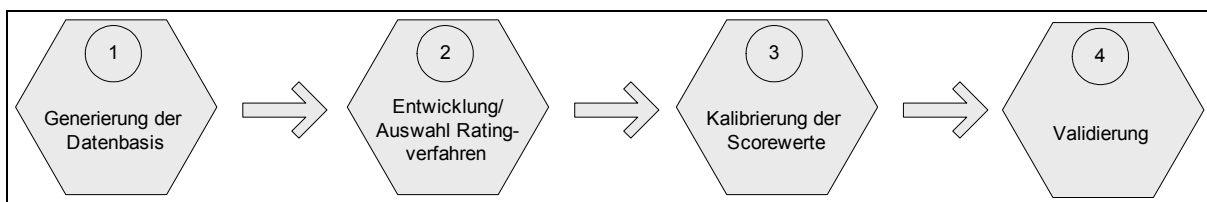


Abbildung 3-6: Vorgehensweise bei der Entwicklung von Ratingsystemen<sup>112</sup>

Im nächsten Schritt wird ein geeignetes Ratingverfahren entwickelt oder entsprechend der zu betrachtenden Kunden- bzw. Geschäftssegmente ausgewählt. Mithilfe dieses Ratingverfahrens und den im ersten Schritt identifizierten Ratingkriterien wird die Bonität eines Kreditnehmers aufgezeigt. I. d. R. wird die Bonität durch einen Zahlen- bzw. Score-Wert und nur in wenigen Fällen direkt durch eine Auswahlwahrscheinlichkeit angezeigt. Aufgrund dieser Tatsache besteht der weitergehende, dritte Schritt in der Kalibrierung des Score-Wertes, wobei unter Kalibrierung sowohl die Zuordnung von Risikoklassen als auch die Zuordnung von Ausfallwahrscheinlichkeiten zu den Score-Werten verstanden wird. Dieser Schritt schließt die eigentliche Ratingsystementwicklung ab. Der in der Abbildung aufgezeigte abschließende Schritt der Validierung des Ratingsystems bezieht sich somit nicht direkt auf die Entwicklung, sondern vielmehr auf den Einsatz des Systems. Die Validierung dient der regelmäßigen Überprüfung in Bezug auf die Ergebnisqualität.

Analog zu den aufgezeigten Vorgehensschritten gliedern sich die nachfolgenden Abschnitte. Zunächst werden die grundlegenden Ratingkriterien bzw. Ratinginformationen erarbeitet, die einen signifikanten Einfluss auf die Bonität von Unternehmen haben und somit geeignet sind, in einem internen Ratingssystem verwendet zu werden (Abschnitt 3.3.1). Anschließend werden alternative Ratingverfahren aufgezeigt und erläutert, wie mit ihnen eine Bonitätsklassifikation vorgenommen werden kann (Abschnitt 3.3.2). Ergänzend wird aufgezeigt, wie den Ratingergebnissen Ausfall- und Migrationswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden können (Abschnitt 3.3.3). Den Abschluss dieses Unterkapitels bilden Ausführ-

<sup>111</sup> Vgl. auch im Folgenden Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 63 f.

<sup>112</sup> In Anlehnung an Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 63.

rungen über die Möglichkeiten und Vorgehensweisen bei der Validierung von (internen) Ratingsystemen (Abschnitt 3.3.4).

### 3.3.1 Ratingkriterien / Ratinginformationen

Im folgenden Abschnitt werden mögliche zu verwendende Ratingkriterien bzw. Ratinginformationen aufgezeigt, wobei der Schwerpunkt der Erläuterungen auf der Betrachtung der Kriterien für das Bonitätsrating liegt und die Kriterien für das Transaktionsrating zum Abschluss des Abschnittes kurz aufgezeigt werden. Zu berücksichtigen bleibt jedoch bei beiden Ratingdimensionen, dass die zu verwendenden Faktoren in Abhängigkeit des Kunden- bzw. Geschäftssegments in Teilen variieren können. Die im Folgenden dargestellten Kriterien sind daher als mögliches Beispiel für (Industrie-)Unternehmen anzusehen.

In Abschnitt 2.2 wurde bereits erläutert, dass die Ratinganalyse (für ein Bonitätsrating) einem Bottom-Up-Ansatz folgen kann, bei dem zunächst das Herkunftsland und die entsprechende Branche analysiert werden. Im Anschluss daran gilt es, das individuelle Unternehmensrisiko des betrachteten Unternehmens, bestehend aus dem Geschäfts- und dem finanziellen Risiko, zu untersuchen, bevor abschließend aus den entsprechenden Informationen das Ratingurteil generiert wird. Die folgende Abbildung verdeutlicht den Bottom-Up-Ansatz mit den genannten drei Ebenen.

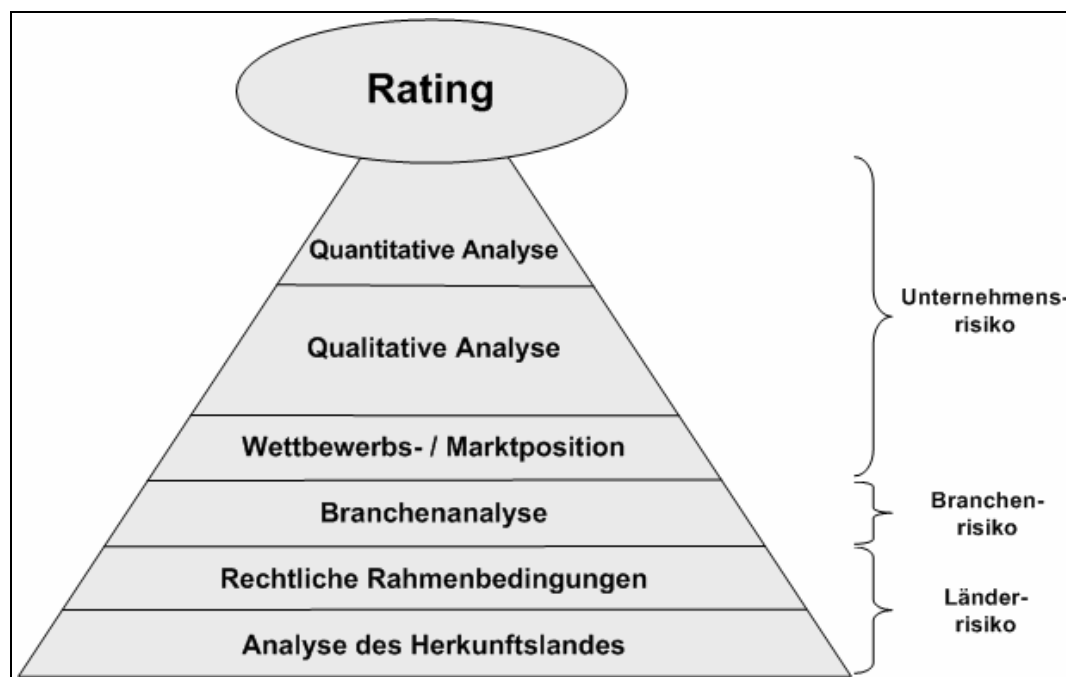


Abbildung 3-7: Bottom-Up-Ansatz der Ratinganalyse<sup>113</sup>

Die Aggregation der jeweiligen Ausprägungen der verwendeten Ratingkriterien kann auf verschiedene Arten erfolgen. Eine Möglichkeit besteht darin, alle Kriterien über eine Ratingfunktion bzw. Ratingver-

<sup>113</sup> In Anlehnung an Moody's Investors Service (2000), S. 3.

fahren<sup>114</sup> mit den entsprechenden Gewichten zu einem Ratingurteil zu verdichten, wobei die qualitativen Daten im Vorfeld in numerische Werte (bspw. in Form von Notenskalen) überführt werden müssen. Eine weitere Möglichkeit besteht in der Ermittlung verschiedener Teilratings, die abschließend ebenfalls über festzulegende Gewichte zu einem Ratingurteil aggregiert werden.

Die Abbildung 3-8 und Abbildung 3-9<sup>115</sup> zeigen Beispiele für die zweitgenannte Vorgehensweise, die grundsätzlich in einen horizontalen und einen vertikalen Ansatz unterteilt werden kann.<sup>116</sup> Beim horizontalen Ansatz erfolgt die Verdichtung der Teilinformationen zu Teilratings parallel auf einer Stufe, so dass das Gesamtrating abschließend aus der Gewichtung und Aggregation der Teilratings generiert wird. Bei diesem Ansatz werden parallel jeweils Teilratings für das Länder- und für das allgemeine Branchenrisiko sowie für das finanzielle Risiko (quantitative Analyse) und das Geschäftsrisiko (qualitative Analyse) gebildet. Beim vertikalen Ansatz werden die Teilratings nicht parallel ermittelt, sondern folgen eher einem hierarchischen Ablaufschema, bei dem jedes Teilrating als Inputparameter in das Teilrating der folgenden Stufe eingeht. Charakteristisch für den vertikalen Ansatz ist somit eine sukzessive Verbesserung der Teil- bzw. Zwischenratings bis zum abschließenden Ratingurteil. Bei beiden Ansätzen können für die Verdichtung der Teilinformationen zu den Teilratings unterschiedliche Ratingverfahren zum Einsatz kommen.

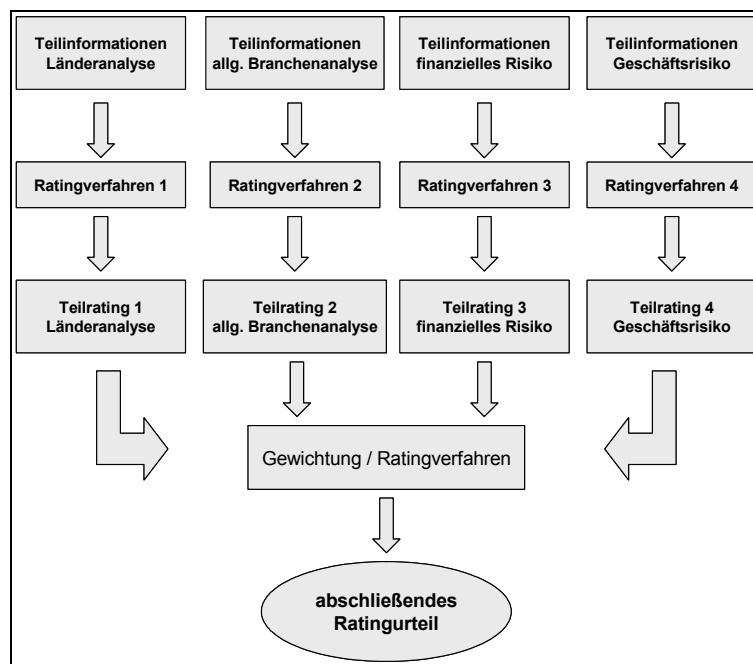


Abbildung 3-8: Horizontale Verdichtung von Teilratings

<sup>114</sup> Siehe hierzu Abschnitt 3.3.2.

<sup>115</sup> Beide Abbildungen in Anlehnung an Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 378.

<sup>116</sup> Vgl. auch im Folgenden Blochwitz/Eigermann (2001b), S. 98 f.

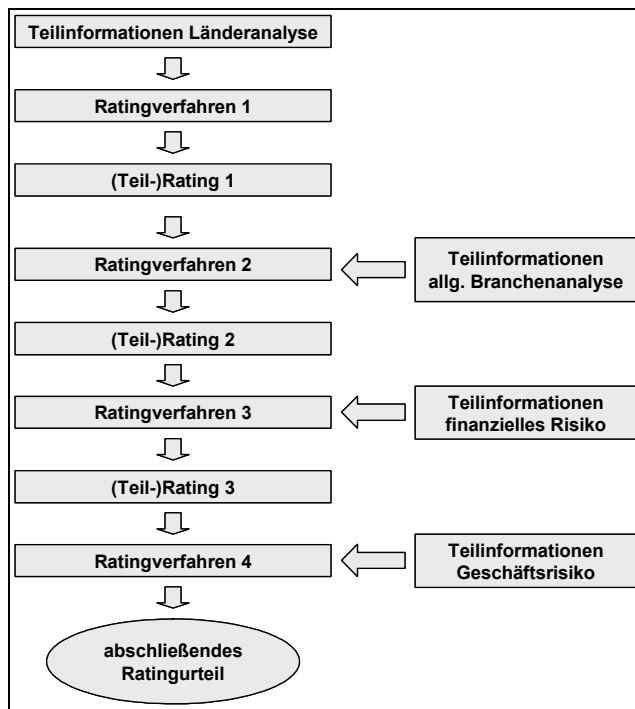


Abbildung 3-9: Vertikale Verdichtung von Teilratings

Der Ansatz der horizontalen Verdichtung weist dabei den Vorteil auf, dass durch die einzelne, parallele Informationsverarbeitung der zu analysierenden Bereiche die Besonderheiten der entsprechenden Teilinformationen besser berücksichtigt werden können und jeder Teilbereich einzeln beurteilt werden kann.<sup>117</sup> Auf diese Weise lassen sich Unternehmen bereits in Bezug auf einzelne Bereiche beurteilen und vergleichen. Durch diese klare modulare Trennung der zu analysierenden Bereiche ist es zudem möglich, nur einzelne Module bzw. Ratingverfahren zu modifizieren. Diese einfache Möglichkeit der Änderung einzelner Ratingverfahren ist vor allem bei auftretenden konzeptionellen Fehlern in einem (Teil-)Ratingmodul vorteilhaft, da die anderen Module unverändert bestehen bleiben können. Aufgrund der parallelen Erstellung der Teilratings und der abschließenden Aggregation hat ein möglicher Fehler in einem Verfahren zwar negative Auswirkungen auf das Gesamtergebnis, allerdings werden die Ergebnisse der anderen Teilratings in keiner Weise beeinträchtigt. Als Nachteil kann konstatiert werden, dass es in der bankbetrieblichen Praxis an wissenschaftlich fundierten Vorgehensweisen zur Aggregation der Teilratings zu einem abschließenden Ratingurteil mangelt.

Im Gegensatz zum horizontalen Ansatz ist es bei der vertikalen Verdichtung durch das stufenweise Vorgehen möglich, ein abschließendes Ratingurteil durch stetige Verfeinerung bzw. Präzisierung der vorangegangenen Teilratings zu erreichen. Problematisch ist in diesem Punkt jedoch die fehlende Unabhängigkeit der einzelnen Teilratingergebnisse. Beinhaltet z. B. das Verfahren der ersten Stufe einen konzeptionellen Fehler, so wird dieser Fehler an alle nachfolgenden Stufen weitergegeben und kann sich auf diese Weise verstärken. Die Auswirkung eines Fehlers auf das abschließende Ratingurteil ist daher bei der vertikalen größer als bei der horizontalen Methode. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass die eingesetzten Verfahren der einzelnen Teilratingstufen nicht separat modifiziert werden

<sup>117</sup> Vgl. auch im Folgenden Eigermann (2002), S. 182.

können, so dass sich Änderungen immer auf alle Teilratingverfahren beziehen, was prinzipiell einen höheren Aufwand bedeutet. Die aufgezeigten Punkte zeigen daher relativ deutlich, dass im praktischen Einsatz die horizontale Verdichtung der vertikalen Ratingbestimmung vorgezogen werden sollte.

Unabhängig von der gewählten Vorgehensweise bildet jedoch die Analyse des Herkunftslandes beim Bottom-up-Ansatz i. d. R. den Ausgangspunkt für eine Ratingbestimmung. Grundsätzlich wird im Rahmen der Länderanalyse das politische und regulatorische Umfeld des Unternehmens betrachtet, wobei der Fokus auf der Analyse möglicher Auswirkungen liegt, die sich aufgrund der ggf. vorhandenen politischen Unterstützung, dem Umfang der staatlichen Regulierungen sowie der vorherrschenden Geld- und Wechselkurspolitik ergeben können.<sup>118</sup> Das in der Länderanalyse betrachtete Länderrisiko bezieht sich speziell bei Fremdwährungsverbindlichkeiten hauptsächlich auf das Transferrisiko und bezieht sich somit auf die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Kreditnehmer aufgrund dauerhafter oder zeitweiser Illiquidität des Devisenmarktes oder durch die Einführung nationaler Kapitalkontrollen nicht in der Lage ist, seinen in fremder Währung bestehenden Zahlungsverpflichtungen durch Umtausch der nationalen in die fremde Währung nachzukommen.<sup>119</sup>

Das Transferrisiko wird somit durch Faktoren beeinflusst, die nicht im Einflussbereich des Schuldners liegen, sondern die ausschließlich von den Begebenheiten des jeweiligen Landes abhängig sind. Aus diesem Grund wird häufig das Länderrating zur Berücksichtigung des Transferrisikos als Obergrenze für das abschließende Ratingurteil festgesetzt.<sup>120</sup> An dieser Stelle muss jedoch analysiert werden, welche Bedeutung das Transferrisiko für Banken, die im europäischen Raum tätig sind, prinzipiell aufweist. Die aufgezeigte Problematik kann grundsätzlich nur dann auftreten, wenn ein Schuldner Verbindlichkeiten in einer für ihn fremden Währung aufnimmt. Durch die Einführung des Euros kann daher davon ausgegangen werden, dass das Transferrisiko für europäische Banken, die ggf. überwiegend Kredite an Schuldner im Euroraum vergeben, keine bedeutende Rolle spielt und das Rating des Kreditnehmers somit zum größten Teil von der eigenen Bonität und den jeweiligen Branchengegebenheiten abhängt. Des Weiteren ist es für Mitgliedsstaaten der Europäischen Währungsunion nicht möglich, Devisen- und Kapitalverkehrskontrollen zu verordnen.<sup>121</sup> In solchen Fällen ist es daher nicht notwendig, das Unternehmensrating im Rahmen der so genannten „Sovereign Ceiling-Regel“ durch das Länderrating zu begrenzen. Grundsätzlich kommt die Begrenzungsregel aber weiterhin für Fremdwährungsverbindlichkeiten und hier vor allem im Bereich der Emerging Markets häufig zur Anwendung.<sup>122</sup> Zu berücksichtigen bleibt hier jedoch, dass das Transferrisiko nur bei Verbindlichkeiten in ausländischer Währung auftreten kann und somit eine transaktionsspezifische Komponente darstellt, die somit nicht im Bonitäts-, sondern im Transaktionsrating Berücksichtigung findet.

Im Bereich der Bonitätsratings sollte allerdings auf eine grundsätzliche Länderanalyse nicht vollständig verzichtet werden, da sonstige wirtschaftliche, politische und kulturelle Faktoren eines Landes durchaus Auswirkungen auf die Kreditwürdigkeit von Unternehmen, die in dem Land ansässig oder tätig sind,

---

<sup>118</sup> Vgl. Moody's Investors Service (1998), S. 1.

<sup>119</sup> Vgl. Schäfer (2002), S. 323 sowie Everling (1991), S. 141.

<sup>120</sup> Vgl. Everling (2002), S. 93 sowie Moody's Investors Service (1998), S. 3.

<sup>121</sup> Vgl. Schäfer (2002), S. 324.

<sup>122</sup> Vgl. Durbin/Ng (2001), S. 2.



haben können und die Einbeziehung von Länderrisiken in die Bonitätseinschätzung zudem eine Anforderung der Bankenaufsicht darstellt.<sup>123</sup> Zu den relevanten Kriterien im Bereich der Analyse des Länderrisikos gehören beispielsweise<sup>124</sup>

- soziale und politische Stabilität,
- Wachstumsperspektive des Landes,
- Inflations- und Zinstrends,
- Geschäftspraktiken im Heimatland (Verbindung des Unternehmens zu Kunden, Zulieferern und Banken),
- staatliche Garantien und Unterstützung sowie
- Geldpolitik und Wechselkurse.

Die Analyse der vergangenen und aktuellen Situation sowie die Entwicklungsprognose der jeweiligen Branche bilden den zweiten Kernaspekt der gesamten Ratinganalyse. Zu beachten ist hierbei, dass das Branchenrating nicht die individuelle Situation eines Unternehmens, sondern die Faktoren, die auf alle Unternehmen einer Branche einwirken, bewertet. Da die Unternehmen auf diese Faktoren, analog zum Länderrating, keinen Einfluss haben, ist das Branchenrating für alle in ihr befindlichen Unternehmen identisch und wird in der Praxis ebenfalls häufig als Ratingobergrenze verwendet.<sup>125</sup> Operiert ein Unternehmen in mehreren Branchen, so sind alle relevanten Branchen einzeln zu betrachten und im Bonitätsrating bzw. im Teilrating für die Branchenanalyse entsprechend der Bedeutung der jeweiligen Geschäftsbereiche für das Unternehmen zu berücksichtigen und zu gewichten. Voraussetzung für die Gewichtung ist dabei jedoch, dass das Unternehmen der Bank z. B. ihre jeweiligen Umsatzanteile in den entsprechenden Branchen offen legen muss. Problematisch ist in diesem Punkt jedoch, dass es nicht allen Unternehmen möglich ist, ihre Umsätze eindeutig bestimmten Branchen zuzuordnen. Diese Problematik lässt sich vor allem im Bereich der mittelständischen Unternehmen ausmachen. In solchen Fällen wird sich eine Bank daher mit einer (subjektiven) Einschätzung der Branchengewichtung zufrieden geben müssen.

Insgesamt gehören zu den typischen Faktoren, die bei der Branchenanalyse betrachtet werden z. B.<sup>126</sup>

- Branchenwachstum,
- Rentabilität,
- Konjunkturabhängigkeit,
- Insolvenzrate der Branche,

---

<sup>123</sup> Vgl. Standard & Poor's (2006), S. 37 sowie Kreische/Martin (2004), S. 229.

<sup>124</sup> Vgl. Moody's Investors Service (1998), S. 5 f. sowie Standard & Poor's (2006), S. 37.

<sup>125</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 29 sowie del Mestre (2001), S. 19.

<sup>126</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 28 f.; Berblinger (1996), S. 65 f.; Meyer-Parpart (1996), S. 122; Wiedemeier (2001), S. 349 sowie Groth (1999), S. 947 f.

- wirtschaftspolitische Veränderungen der Branche (Deregulierungs-, Privatisierungs- und steuerliche Maßnahmen)
- technologische Veränderungen (Innovationskraft der Branche, Ablaufgeschwindigkeit technischer Produktzyklen, mögliche Substitutionstechnologien, Forschungs- und Entwicklungsaufwendungen in der Branche),
- Wettbewerbsbedingungen (Branchenstruktur)
- Markteintrittsbarrieren sowie
- allgemeine Kosten- und Erlössituation der Branche.

Einige dieser Daten können beispielsweise vom Statistischen Bundesamt oder auch von privaten Organisationen wie FERl (Financial & Economic Research International) oder Creditreform bezogen werden.<sup>127</sup>

Neben der Einschätzung des allgemeinen Branchenrisikos gibt das Branchenrating ergänzend Anhaltspunkte für die weitere Analyse der unternehmensspezifischen Risikofaktoren und für deren Gewichtung. Wird durch die Branchenanalyse beispielsweise festgestellt, dass die Branche durch eine hohe Wettbewerbsintensität geprägt ist, so wird in der weiteren Analyse des Unternehmensrisikos die Betrachtung der Markt- bzw. Wettbewerbsposition des Unternehmens von hoher Bedeutung sein. Im Gegensatz zu diesem Beispiel wird bei eher kapitalintensiven Branchen eine sorgfältige Analyse der Cash-Flow-Erwirtschaftung notwendig sein und entsprechend mit höherem Gewicht in das endgültige Bonitätsrating eingehen.<sup>128</sup>

Nach der Einschätzung des Länder- und des allgemeinen Branchenrisikos folgt mit der Analyse des eigentlichen Unternehmensrisikos, welches sich in das Geschäfts- und das finanzielle Risiko aufteilt, der Kern der Bonitätsanalyse. Die Analyse des Geschäftsrisikos besteht überwiegend aus der Betrachtung qualitativer Faktoren (Soft Facts), wobei einige dieser Faktoren Überschneidungen zur allgemeinen Branchenanalyse aufweisen, weswegen die Analyse des Geschäftsrisikos in eine qualitative Analyse und in eine Betrachtung der individuellen Markt- bzw. Wettbewerbsposition (Wettbewerbslage) unterteilt werden kann (siehe Abbildung 3-7).

Im Rahmen der Analyse der individuellen Wettbewerbsposition wird das Unternehmen in Relation zur gesamten Branche bzw. in Relation zu den jeweiligen Märkten betrachtet. Das Ziel liegt hierbei in der Untersuchung der relativen Stärke des Unternehmens unter Berücksichtigung sowohl nationaler als auch internationaler Konkurrenten.<sup>129</sup> Relevante Kriterien bei der Bewertung der Marktposition sind beispielsweise<sup>130</sup>

<sup>127</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 29.

<sup>128</sup> Vgl. del Mestre (2001), S. 20.

<sup>129</sup> Vgl. Claussen (2004), S. 303.

<sup>130</sup> Vgl. Berblinger (1996), S. 66 f.; Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 27 sowie Claussen (2004), S. 302.

- relativer Marktanteil und ggf. internationale Wettbewerbsstellung,
- Diversifizierungsgrad (Risikostreuungs- und Synergieeffekte),
- Absatz- und Beschaffungssituation,
- vorhandene Wettbewerbsvorteile,
- Produktpositionierung bzw. Produktmix,
- Patentschutz,
- Standortfaktoren,
- Kundenstruktur,
- Produkt- und Firmenimage sowie
- Kosteneffizienz.

Neben der Wettbewerbsposition werden im Bereich des Geschäftsrisikos innerhalb der qualitativen Analyse weitere unternehmensspezifische Kriterien, die einen signifikanten Einfluss auf die Kreditwürdigkeit eines Unternehmens haben, analysiert. Charakteristisch für diese hauptsächlich qualitativen Faktoren ist, dass sie nominal oder ordinal skalierte, diskrete Merkmale darstellen, deren Ausprägungen ausschließlich verbal beschrieben werden können.<sup>131</sup> Anhand dieser Merkmale wird sowohl die Unternehmenssituation in der Vergangenheit als auch die aktuelle und zukünftige Situation bewertet, wobei die Betrachtung der aktuellen und besonders der zukünftigen Unternehmensentwicklung den Schwerpunkt bildet. Ein Nachteil dieser „weichen“ Faktoren liegt darin, dass die jeweiligen Merkmalsausprägungen nicht direkt quantifizier- oder ablesbar sind, so dass deren Ermittlung und Gewichtung durch einen Ermessensspielraum charakterisiert sind, was grundsätzlich eine subjektive Einschätzung dieser Faktoren impliziert. Des Weiteren können qualitative Merkmale i. d. R. nicht direkt in mathematisch-statistische Verfahren integriert werden, sondern müssen vorher aufbereitet und beispielsweise durch eine (Schul-)Benotung der Merkmalsausprägungen in Zahlenwerte umgewandelt werden.<sup>132</sup> Aus diesen Gründen ist die Verwendung von qualitativen Faktoren im Rahmen eines internen Ratingsystems insgesamt mit einem relativ hohen Aufwand verbunden.<sup>133</sup> Trotz dieser Nachteile, sollten qualitative Ratingkriterien in einem internen Ratingsystem Berücksichtigung finden, da sie aufgrund ihres Zukunftsbezuges besonders als Frühindikatoren für kritische Unternehmensentwicklungen geeignet sind und zudem zu besseren Bonitätsprognosen führen als die alleinige Verwendung von quantitativen, finanziellen Faktoren.<sup>134</sup> Die Notwendigkeit der Einbeziehung von qualitativen, zukunftsbezogenen Faktoren lässt sich zudem dadurch begründen, dass die Rückzahlung eines Kredites naturgemäß erst in der Zukunft stattfinden wird. Die Erfüllung der mit dem Kredit verbundenen vertraglichen Zahlungsverpflichtungen sollte grundsätzlich durch Gewinne aus der regulären Geschäftstätigkeit und nicht über

---

<sup>131</sup> Vgl. auch im Folgenden Fischer (2004), S. 88 f.

<sup>132</sup> Eine Möglichkeit der Zuordnung von reellen Zahlen zu qualitativen Merkmalsausprägungen im Rahmen einer Diskriminanzanalyse wird bei Blochwitz/Eigermann (2000) kurz aufgezeigt.

<sup>133</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 372.

<sup>134</sup> Vgl. Müller (2006), S. 69; Blanke (2004), S. 474 sowie Grunert/Norden/Weber (2005), S. 528.

die Verwertung von gestellten Sicherheiten erfolgen. Für eine Bank ist es also von Interesse, wie sich das Unternehmen in Zukunft entwickeln wird und ob es auch bis zum Ende der Kreditlaufzeit in der Lage ist die Rückzahlungen zu leisten. Zur Einschätzung der Kreditwürdigkeit ist es daher wichtig, durch die Analyse der qualitativen Faktoren einen Anhaltspunkt für den künftigen Unternehmenserfolg zu erhalten.<sup>135</sup> Zu diesen Kriterien zählen beispielsweise:<sup>136</sup>

- Qualität des Managements,
- Qualifikation des Personals und Personalpolitik,
- Qualität des Rechnungswesens und Controlling,
- Qualität des Risikomanagementsystem,
- Produktions- und Leistungsbereich (z. B. Kapazitätsauslastung, Höhe der Lagerbestände, Art der Fertigung),
- Investitions- und Finanzierungsbereich (z. B. Investitionsverhalten, Zahlungsmodalitäten),
- Finanzverhalten des Unternehmens (z. B. Kontoführung, Kontodatenanalyse) sowie
- Strukturmerkmale (z. B. Alter, Rechtsform, Unternehmensgröße).

Ein schlechtes Management wird häufig als Hauptgrund für Unternehmensinsolvenzen angeführt, so dass die Beurteilung der Managementqualität den wichtigsten Faktor im Rahmen der Geschäftsrisikoprüfung darstellt.<sup>137</sup> Besonders deutlich wird die Bedeutung der Managementqualität beim Auftreten von unerwarteten (negativen) Ereignissen. Hier zeigt sich, ob das Management über ausreichende Leistungsfähigkeit und Erfahrung verfügt, um sich im Rahmen der Geschäftstätigkeit auch auf negative wirtschaftliche Szenarien einzustellen und um diese auch bewältigen zu können.<sup>138</sup> Die Managementqualität wird dabei zum einen in einer ex post Betrachtung anhand der bisher erzielten Unternehmensergebnisse und zum anderen in Bezug auf die strategische Steuerung und Kontrolle des Unternehmens bewertet. Wichtig ist hierbei, dass nicht nur das Top-Management, sondern auch die Management-Ebenen berücksichtigt werden, die die operativen Tätigkeiten und Entscheidungen zu verantworten haben, da diese gewöhnlich ebenfalls einen signifikanten Einfluss auf die Gewinnmargen haben.<sup>139</sup> Im Gegensatz zu den externen Ratingagenturen fehlt es den Banken jedoch noch häufig an ausreichender Erfahrung bzw. Kompetenz, um die Managementqualität adäquat beurteilen zu können.

<sup>135</sup> Vgl. auch im Folgenden Wiedemeier (2001), S. 345 f.

<sup>136</sup> Vgl. Adjemian/Schoder (2005), S. 31 f.; Peukert/Fleischer (2002), S. 597; Eigermann (2002), S. 69 sowie Offerhaus (2004), S. 115.

<sup>137</sup> Vgl. Günther/Grüning (2000), S. 48.

<sup>138</sup> Vgl. Berblinger (1996), S. 69 f. sowie Munsch (2006), S. 246.

<sup>139</sup> Vgl. Paul (1996), S. 412.

Im Grundsatz sollte sich die Analyse der Managementqualität auf die folgenden Punkte beziehen:<sup>140</sup>

- fachliche (technisch und kaufmännisch) sowie persönliche Qualifikation,
- strategische und operative Planung,
- Erfahrung des Managements bei der Bewältigung von Problemsituationen,
- Abstimmung der Organisationsstruktur auf die Unternehmensstrategie und
- Kontrollmechanismen.

Während bei externen Ratings der Schwerpunkt auf der qualitativen Analyse liegt, stellt bei den hier betrachteten internen Ratingsystemen die quantitative Analyse des finanziellen Risikos traditionell den Kernbereich der Bonitätsanalyse dar.<sup>141</sup> Inhaltlich wird hierbei mithilfe von Kennzahlen aus der statistischen Jahresabschlussanalyse die Vermögens-, Finanz- und Ertragslage eines Unternehmens bewertet.<sup>142</sup> Die Informationsgrundlage wird somit durch Bilanz, GuV-Rechnung, Anhang, Lagebericht, Bewegungsbilanz und Betriebswirtschaftliche Auswertungen (BWA) sowie bei nicht bilanzierenden Unternehmen ergänzend durch die Einnahmen-Überschussrechnungen und Selbstauskünfte gebildet.<sup>143</sup> Aufgrund unterschiedlicher Rechnungslegungsvorschriften (HGB, US-GAAP, IAS/IFRS) ist es allerdings ökonomisch nicht sinnvoll, die finanziellen Kennzahlen direkt aus den vorliegenden Jahresabschlüssen zu ermitteln. Die verschiedenen Bilanzierungsstandards unterscheiden sich in Teilen im Bereich der Ansatz- und Bewertungswahlrechten, so dass eine einheitliche Vorgehensweise bei der Kennzahlenermittlung zu Unterschieden bei den Kennzahlenausprägungen führen kann, die jedoch nicht unbedingt auf Unterschiede in der wirtschaftlichen Situation der Unternehmen, sondern auf die unterschiedlichen Rechnungslegungsvorschriften zurückzuführen sind. Die Analyse des finanziellen Risikos kann somit nicht ungeachtet des jeweils angewendeten Bilanzierungsstandards erfolgen, da auf diese Weise keine Vergleichbarkeit der Unternehmen gewährleistet werden kann. Aus diesem Grund müssen die jeweiligen Jahresabschlüsse über Normierungsschemata in eine Struktur-Bilanz und eine Struktur-GuV überführt werden, aus denen anschließend die Kennzahlen einheitlich ermittelt werden können.<sup>144</sup> Ergänzend sollten Jahresabschlüsse mehrerer Jahre in die Betrachtung integriert werden, um auf diese Weise auch Änderungen von Kennzahlen im Zeitverlauf betrachten sowie ggf. direkt Veränderungskennzahlen bilden und diese innerhalb des Ratingverfahrens verwenden zu können.<sup>145</sup>

Aus der Jahresabschlussanalyse lässt sich somit eine Vielzahl von Kennziffern bilden, die theoretisch in die Ratingfunktion Eingang finden können. Die Verwendung vieler Kennzahlen ist jedoch nicht sinnvoll, da bereits einige wenige (geeignete) Kennzahlen eine gute Prognose der Bonität ermöglichen, so dass die Hinzunahme weiterer Kennzahlen zu einer immer geringeren Verbesserung des Ratingergebnisses

<sup>140</sup> Vgl. Berblinger (1996), S. 69; Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 27

<sup>141</sup> Vgl. Gaubatz (2004), S. 445.

<sup>142</sup> Vgl. Gatzki/Gatzki (2005), S. 321; Bennewitz/Kasterich (2004), S. 5 sowie Baetge (1994), S. 1.

<sup>143</sup> Vgl. Adjemian/Schoder (2005), S. 18 sowie Wiedemeier (2001), S. 348 f.

<sup>144</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 25 f. sowie Dartsch/Graalman (2004), S. 192.

<sup>145</sup> Vgl. auch im Folgenden Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 23 f.

führt (abnehmender Grenznutzen). Ökonomisch kann dieser Sachverhalt dadurch begründet werden, dass viele Kennzahlen korreliert sind und somit eine ähnliche Qualität in Bezug auf die Bonitätsprognose aufweisen. Sind daher beispielsweise zwei Kennzahlen (positiv) korreliert, so ist es ausreichend nur eine innerhalb der Ratingfunktion zu verwenden, da die Hinzunahme der zweiten Kennzahl aufgrund der Korreliertheit keinen Mehrwert bietet.<sup>146</sup> Für ein Bonitätsurteil über ein internes Ratingsystem müssen daher diejenigen Kennzahlen ausgewählt werden, die eine trennscharfe Bonitätsklassifizierung ermöglichen und die zudem möglichst unabhängig bzw. unkorreliert sind, um so eine Doppelerfassung und damit auch eine Doppelgewichtung zu vermeiden. I. d. R. wird diese Auswahl anhand statistischer Methoden wie z. B. Regressions- oder Diskriminanzanalysen vorgenommen.

Die innerhalb der internen Ratingsysteme verwendeten Kennzahlen sind i. d. R. nicht einheitlich, sondern variieren je nach Kreditinstitut, wobei jedoch festgestellt werden kann, dass die Eigenkapitalquote in allen Ratingsystemen mit die gewichtigste Kennzahl darstellt.<sup>147</sup> Tabelle 3.3-1 zeigt beispielhaft die Definition der vierzehn Kennzahlen auf, die im BBR Baetge-Bilanz-Rating® verwendet werden.<sup>148</sup>

Der quantitativen Analyse haftet häufig der Vorwurf an, dass sie kaum zeitnahe sondern überwiegend vergangenheitsorientierte Informationen betrachtet, die die Kapitaleistungsfähigkeit eines Unternehmens in der Zukunft nicht zwingend angemessen aufzeigen kann. Diese Kritik kann jedoch durch das Argument teilweise entkräftet werden, dass durch die statistischen Methoden nur solche Kennzahlen ausgewählt werden, die in der Lage sind, Unternehmensinsolvenzen mit einem zeitlichen Vorsprung zu prognostizieren.<sup>149</sup> Des Weiteren können neben dem aktuellen und den vergangenen Jahresabschlüssen auch Plan-Bilanzen und Plan-GuV in die Analyse einbezogen werden, um so einen gewissen Zukunftsbezug zu gewährleisten.

---

<sup>146</sup> Vgl. Dittmar/Steiner (2000), S. 443.

<sup>147</sup> Vgl. Gaubatz (2004), S. 447.

<sup>148</sup> Für eine detaillierte Darstellung und Erläuterung weiterer Kennzahlensysteme im Rahmen der Jahresabschlussanalyse siehe Heimann (2002), S. 115-132.

<sup>149</sup> Vgl. Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 22.

	<b>Kennzahlendefinition</b>	<b>Informations-Bereich</b>
1	$\frac{\text{ordentliches Betriebsergebnis}}{\text{Umsatz}}$	Rentabilität
2	$\frac{\text{ertragswirtschaftlicher Cash Flow}}{\text{Bilanzsumme}}$	Rentabilität
3	$\frac{\text{ertragswirtschaftlicher Cash Flow} + \text{Zuführung zu den Pensionsrückstellungen}}{\text{Bilanzsumme}}$	Rentabilität
4	$\frac{\text{ertragswirtschaftlicher Cash Flow}}{\text{Fremdkapital} - \text{erhaltene Anzahlungen}}$	Finanzkraft
5	$\frac{\text{ertragswirtschaftlicher Cash Flow}}{\text{kfr. Fremdkapital} + \text{mfr. Fremdkapital}}$	Finanzkraft
6	$\frac{(\text{Akzeptverpflichtungen} + \text{Verbindlichkeiten aus Lieferung und Leistung (L \& L)}) \cdot 360}{\text{Gesamtleistung}}$	Kapitalbindungs-dauer
7	$\frac{(\text{Akzeptverpflichtungen} + \text{Verbindlichkeiten aus L \& L}) \cdot 360}{\text{Umsatz}}$	Kapitalbindungs-dauer
8	$\frac{\text{kfr. Bankverb.} + \text{Verbindl. aus L \& L} + \text{Akzeptverpflichtungen} + \text{sonst. Verbindlichkeiten}}{\text{Umsatz}}$	Kapitalbindung
9	$\frac{\text{kfr. Fremdkapital}}{\text{Bilanzsumme}}$	Verschuldung
10	$\frac{\text{Verbindlichkeiten aus L \& L} + \text{Akzeptverbindlichkeiten} + \text{Bankverbindlichkeiten}}{\text{Fremdkapital} - \text{erhaltene Anzahlungen}}$	Verschuldung
11	$\frac{\text{wirtschaftliches Eigenkapital}}{\text{Sachanlagevermögen} - \text{Grundstücke und Bauten}}$	Liquidität
12	$\frac{\text{Personalaufwand}}{\text{Gesamtleistung}}$	Wertschöpfung
13	$\frac{\text{Wirtschaftliches Eigenkapital} - \text{immaterielle Vermögensgegenstände}}{\text{Bilanzsumme} - \text{imm. Vermögensgegenstände} - \text{fl. Mittel} - \text{Grundstücke und Bauten}}$	Kapitalstruktur
14	$\frac{\text{wirtschaftliches Eigenkapital} + \text{Rückstellungen}}{\text{Bilanzsumme} - \text{flüssige Mittel} - \text{Grundstücke und Bauten}}$	Kapitalstruktur

Tabelle 3.3-1: Definition der Kennzahlen des BBR Baetge-Bilanz-Rating®<sup>150</sup>

Nachdem die Ratingkriterien für die erste Ratingdimension, das Bonitätsrating, aufgezeigt wurden, wird abschließend für diesen Abschnitt kurz auf die Kriterien für das Transaktionsrating eingegangen. Im Rahmen des Transaktionsratings wird eine Einschätzung des LGD einer einzelnen Transaktion vorgenommen,<sup>151</sup> so dass das Ergebnis dieser Ratingkomponente der Bestimmung einer LGD-Klasse ent-

<sup>150</sup> Quelle: Baetge/Sieringhaus (1996), S. 233.

<sup>151</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2001a), S. 48.

spricht. Das Transaktionsrating gibt damit Auskunft über die mögliche Verlustschwere bei einem Kreditnehmersausfall und wird hauptsächlich durch die vorhandenen Sicherheiten bzw. durch den jeweiligen Blankoanteil der Verbindlichkeit determiniert. Des Weiteren haben die folgenden Faktoren einen signifikanten Einfluss auf das Transaktionsrating:<sup>152</sup>

- Verwertbarkeit der Sicherheiten,
- Volatilität der Sicherheitenwerte,
- Rangstellung des Gläubigers,
- Laufzeit bzw. Risikohorizont,
- Tilgungsart,
- Art der Zinszahlung (fest/variabel),
- Kreditlimite (ggf. bisherige durchschnittliche Auslastung),
- Vertragsklauseln (positiv/negativ) sowie
- Länder- bzw. Transferrisiko bei Fremdwährungsverbindlichkeiten.

Die sowohl für das Bonitäts- als auch für das Transaktionsrating aufgezeigten Risikofaktoren können jedoch nicht als eine einheitliche Basis für alle Kundensegmente und Kreditarten verstanden werden. In Abhängigkeit der jeweiligen Unternehmenstypen bzw. Geschäftsarten können einige Faktoren wegfallen und ggf. auch neue hinzugenommen werden. Dieser Sachverhalt gilt äquivalent für die jeweilige Gewichtung der Faktoren, die für das abschließende Ratingurteil Verwendung finden. Diese Erläuterungen unterstreichen die in Abschnitt 3.1 aufgezeigten Anforderungen, dass ein Ratingsystem über eine größtmögliche Flexibilität und über eine adäquate Komplexität verfügen sollte.

Des Weiteren können im Anschluss an diesen Abschnitt zwei ergänzende Anforderungen an Ratingssysteme festgemacht werden. Zum einen sollten sowohl quantitative als auch qualitative Kriterien verarbeitet werden können und zum anderen muss eine Ratingbestimmung auch bei nicht vollständig vorliegenden Ratinginformationen möglich sein.

### 3.3.2 Alternative Ratingverfahren

In den folgenden Abschnitten werden mögliche Verfahren aufgezeigt, die im zweiten Schritt bei der Ratingsystementwicklung angewendet werden können, um die Kriterien zu einem Rating- bzw. Teilratingergebnis zu verdichten. In der Praxis wird eine Vielzahl dieser Verfahren im Rahmen der Bonitätsklassifizierung eingesetzt, wobei sie sich in ihrer Funktionsweise und Anwendung in Teilen unterscheiden. Eine mögliche Klassifizierung kann durch die Unterteilung in mathematisch-statistische Verfahren, Verfahren der künstlichen Intelligenz und kausalanalytische Verfahren vorgenommen werden (siehe Abbildung 3-10). Im Grundsatz hat sich in der Praxis noch kein eindeutig überlegenes Verfahren herauskristallisiert, da die meisten Verfahren eine ähnliche Gütequalität in Bezug auf die Trennfähigkeit

<sup>152</sup> Vgl. Beutler (2001), S. 124 sowie Bundesverband Deutscher Banken (2005), S. 31 f.



zwischen solventen und insolventen Kreditnehmern aufweisen. Allerdings entsprechen nicht alle Verfahren den in Abschnitt 3.1 aufgezeigten und in Abschnitt 3.3.1 ergänzten Anforderungen, so dass im weiteren Verlauf dieses Abschnittes die einzelnen Verfahren erläutert und kurz auf ihre Einsatzmöglichkeit in einem internen Ratingsystem analysiert werden. Im Rahmen dieser Analyse werden dabei mit den Anforderungen „Objektivität“, „Transparenz“, „Verwendung von quantitativen und qualitativen Kriterien“ sowie „Robustheit gegenüber fehlenden Daten“ nur die Kriterien betrachtet, die durch die Wahl des Ratingverfahrens direkt beeinflusst werden.

Bei den beschriebenen Verfahren handelt es sich primär um Verfahren, die im Rahmen der Komponente des Bonitätsratings zum Einsatz kommen. Die aufgezeigten Verfahren können jedoch auch für die zweite Komponente, das Transaktionsrating, prinzipiell verwendet werden.<sup>153</sup>

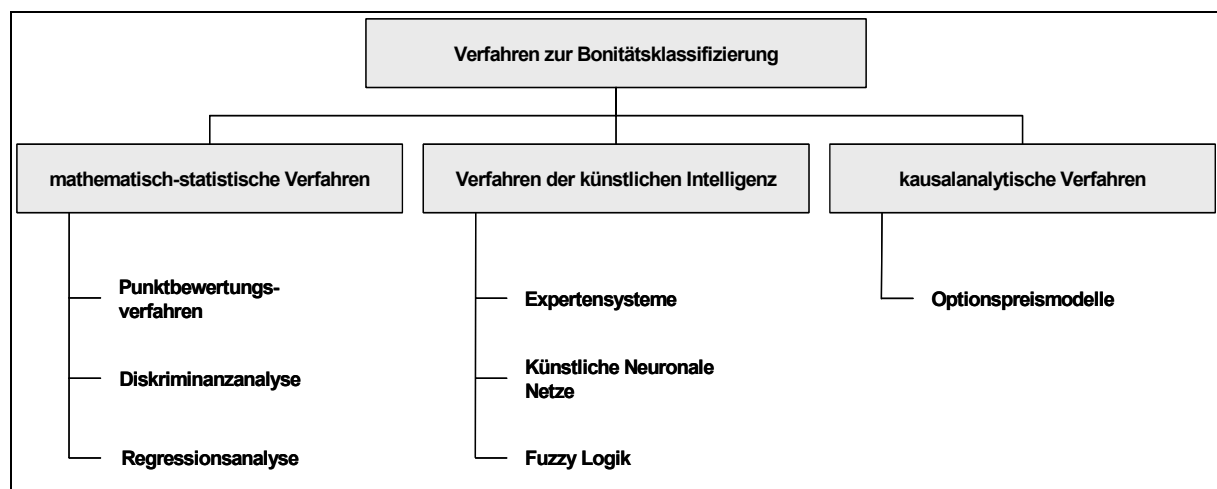


Abbildung 3-10: Ausgewählte Verfahren der Bonitätsklassifizierung

### 3.3.2.1 Mathematisch-statistische Verfahren

Die mathematisch-statistischen Verfahren der Bonitätsklassifikation umfassen Methoden zur Auswahl geeigneter Bonitätsindikatoren sowie Methoden, mit deren Hilfe gefährdete Unternehmen erkannt werden können. Diese Verfahren basieren häufig auf einem quantitativen Ansatz, bei dem auf Basis einer Vielzahl vergangener Jahresabschlüsse eine Trennung zwischen insolvenzgefährdeten und nicht insolvenzgefährdeten Unternehmen erfolgt. Diese Verfahren können jedoch auch einen qualitativen Ansatz berücksichtigen, indem qualitative Kriterien in mathematisch erfassbare Zahlenwerte transformiert werden.<sup>154</sup> Zu den im Weiteren betrachteten mathematisch-statistischen Verfahren zählen das klassische Punktbewertungsverfahren, die Diskriminanzanalyse sowie die Regressionsanalyse (siehe Abbildung 3-11). Bei der Diskriminanzanalyse kann ergänzend eine Unterteilung in verteilungsabhängige und verteilungsfreie Diskriminanzanalysen vorgenommen werden. Zu den verteilungsabhängigen Methoden zählen hierbei die lineare sowie die quadratische Diskriminanzanalyse. Beispiele für verteilungsfreie Analysen sind das Kendall- und Linhart-Verfahren sowie die Kernmethode und das k-Nearest-

<sup>153</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 32.

<sup>154</sup> Vgl. Müller (1997), S. 41.

Neighbour-Verfahren. Die regressionsanalytischen Ansätze lassen sich in das lineare Wahrscheinlichkeitsmodell und in die nichtlinearen Verfahren der Logit- und Probitanalyse differenzieren.

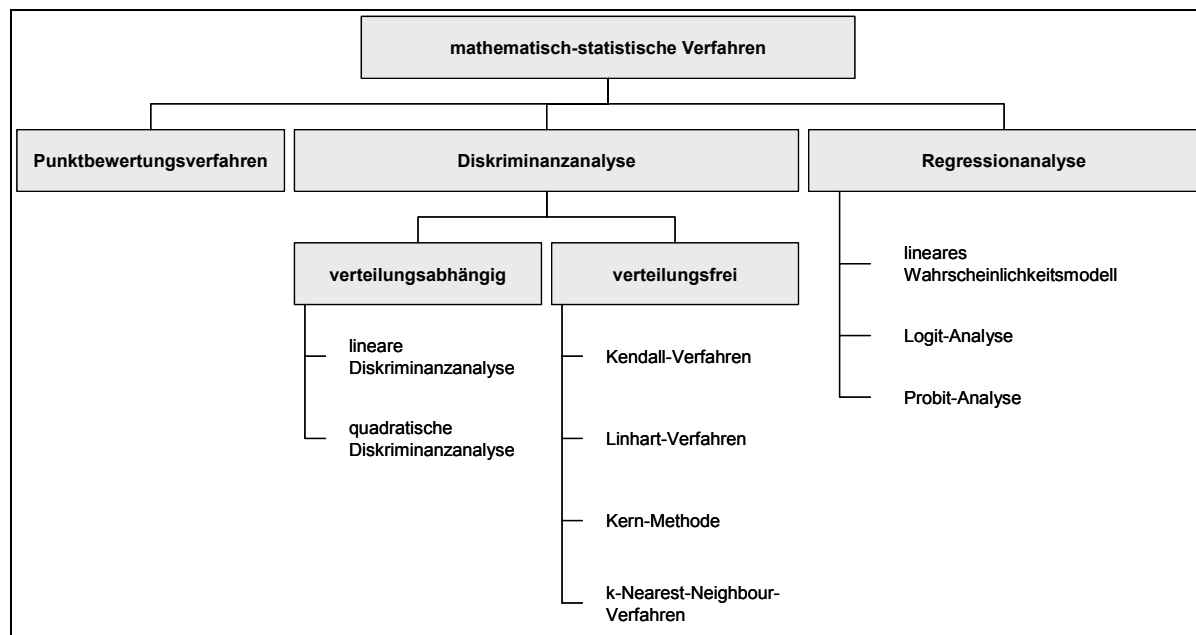


Abbildung 3-11: Überblick der mathematisch-statistischen Verfahren<sup>155</sup>

### **Punktbewertungsverfahren (PBV):**

Das Punktbewertungsverfahren wird häufig auch als Scoring-Modell oder Nutzwertanalyse bezeichnet und kann der traditionellen Bonitätsanalyse zugeordnet werden. Dieses Verfahren ist dadurch charakterisiert, dass entsprechend ihrer Bedeutung gewichtete Bonitätsindikatoren von einem Kreditexperten anhand einer Noten- oder Punkteskala bewertet werden. Die daraus entstehenden Beurteilungen der jeweiligen Merkmalsausprägungen werden anschließend über eine Funktion bzw. über ein einfaches Modell zu einem Gesamtwert bzw. Score-Wert aggregiert.<sup>156</sup> Formal kann ein solches additives Grundmodell<sup>157</sup> eines Punktbewertungsverfahrens gemäß der folgenden Gleichung dargestellt werden:<sup>158</sup>

<sup>155</sup> In Anlehnung an Feidicker (1992), S. 134.

<sup>156</sup> Vgl. Hartmann-Wendels/Pfingsten/Weber (2004), S. 521.

<sup>157</sup> Das additive Modells stellt zwar die häufigste Anwendungsform der Punktbewertungsverfahren im Rahmen der Bonitätsanalyse dar, allerdings können die bewerteten Kriterien alternativ auch über andere Modellvarianten (multiplikatives oder quadratisches Modell) zu einem Gesamtwert aggregiert werden. Siehe hierzu Müller (1997), S. 49.

<sup>158</sup> Vgl. Weber/Krahen/Weber (1995), S. 1621.

$$v(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot v_i(a_i) \quad (3-4)$$

mit:	$\mathbf{a}$	=	das zu beurteilende Unternehmen,
	$a_i$	=	die Ausprägung des i-ten Kriteriums des zu beurteilenden Unternehmens,
	$v_i(a_i)$	=	der Wert der Ausprägung des i-ten Kriteriums,
	$w_i$	=	Gewichtungsfaktor des i-ten Kriteriums

Anhand des Gesamtwertes kann jeder Kreditnehmer einer bestimmten Ratingklasse zugeordnet werden, wobei jede Ratingklasse durch ein bestimmtes Intervall der Score-Werte festgelegt ist. Ergänzend wird i. d. R. ein so genannter Cut-off-Score festgelegt, der die Grenze für eine grundsätzliche Kreditvergabe darstellt.

Positiv zu konstatieren ist, dass Punktwertverfahren durch die einzelne Bewertung von Kriterien in der Lage sind, sowohl quantitative als auch qualitative Faktoren in die Bonitätsanalyse zu integrieren. Zudem ist das Verfahren sehr einfach und das Ergebnis ist intersubjektiv nachprüfbar,<sup>159</sup> so dass die zu Beginn aufgestellte Anforderung der Transparenz als erfüllt angesehen werden kann. Allerdings erfolgt die Auswahl der zu verwendenden Ratingkriterien sowie die entsprechende Gewichtung im Rahmen des Aufbaus des Scoring-Modells durch einen Kreditexperten bzw. durch ein Expertenteam und beinhaltet somit bereits einen stark subjektiven Einfluss, der im Bereich der Anwendung des Verfahrens durch die intuitive und damit ebenfalls subjektive Bewertung der Merkmalsausprägungen noch verstärkt wird, so dass dieses Verfahren die Anforderung der Objektivität nicht erfüllt.<sup>160</sup> Des Weiteren weist das Verfahren Schwächen bei unvollständiger Datenbasis auf, da fehlende Merkmalsausprägungen zu verzerrten Ergebnissen führen. Das traditionelle Verfahren der Punktwertmethode ist somit im Bereich der internen Ratingsysteme nicht zwingend geeignet.

### **Diskriminanzanalyse:**

Die Diskriminanzanalyse ist ein Verfahren, das in der Praxis häufig im Rahmen der DV-gestützten Bonitätsanalyse verwendet wird und dient zur Analyse von Gruppenunterschieden, die es ermöglicht, zwei oder mehr Gruppen simultan hinsichtlich eines oder mehrerer Merkmale zu unterscheiden.<sup>161</sup> Wird die Analyse nur anhand eines Merkmals vorgenommen, so wird von einer univariaten Diskriminanzanalyse gesprochen. Eine multivariate Analyse verwendet demgegenüber zwei oder mehr Merkmale.<sup>162</sup> Das Ziel der Diskriminanzanalyse ist die Aufstellung einer Zuordnungsregel (Diskriminanzfunktion), mit der Unternehmen aus einer Stichprobe mit bekannter Gruppenzugehörigkeit (im einfachen Fall also: sol-

<sup>159</sup> Vgl. Heimann (2002), S. 43.

<sup>160</sup> Vgl. Fischer (2004), S. 105 f.

<sup>161</sup> Vgl. Backhaus (2003), S. 156.

<sup>162</sup> Vgl. Grunert/Weber (2004), S. 30.

vent bzw. insolvent) möglichst mit einer geringen Fehlerquote der Gruppe zugeordnet werden, der sie tatsächlich angehören. Es wird also eine Kombination aus Kennzahlen sowie deren Gewichtung (Diskriminanzkoeffizienten) gesucht, hinsichtlich derer sich die betrachteten Gruppen am deutlichsten unterscheiden.<sup>163</sup>

Die **lineare** (LDA) und **quadratische Diskriminanzanalyse** (QDA) gehören zu den verteilungsabhängigen Verfahren, da sie für die unabhängigen Variablen bzw. Kriterien, anhand derer die abhängige, nominalskalierte Variable (solvent/insolvent) erklärt bzw. prognostiziert wird, eine Normalverteilung unterstellen.<sup>164</sup> Für die Entwicklung der Diskriminanzfunktion wird in einem ersten Schritt eine Stichprobe, bestehend aus in den letzten Jahren insolvent gewordenen Unternehmen, gezogen (Testgruppe).<sup>165</sup> Analog wird eine Vergleichsstichprobe von solventen Unternehmen als Kontrollgruppe gebildet, wobei die gewählten Unternehmen der beiden Stichproben in Bezug auf Größe und Branche möglichst ähnlich sein sollten, so dass die Unternehmen in einem ersten Schritt in homogene Klassen aufgeteilt werden. Aus den im Vorfeld ausgewählten Kriterien wird anschließend mithilfe von heuristischen Verfahren analysiert, durch welche Kriterien bzw. Kriterienkombinationen eine bestmögliche Trennung der beiden Gruppen zu erreichen ist. Das Ergebnis wird durch die Diskriminanzfunktion dargestellt, deren Glieder die Kriterien enthalten, durch die bei der Test- und Kontrollgruppe eine signifikante Unterscheidung ermöglicht wird. Formal kann die Diskriminanzfunktion für den linearen Fall (Kriterien werden gewichtet und addiert) wie folgt angegeben werden, wobei  $Z$  dem Z-Score bzw. Funktionswert der Diskriminanzfunktion,  $w_0$  einer Konstanten,  $w_1$  bis  $w_n$  den Gewichtungsfaktoren (Diskriminanzkoeffizienten) und  $x_i$  den jeweiligen Variablenausprägungen entsprechen:

$$Z = w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n \quad (3-5)$$

Über diese Funktion wird somit jeder unabhängigen Variablen ein Gewicht zugewiesen, so dass die Linearkombination einen Gesamtwert (Z-Score) annimmt, der als Indikator für die Kreditwürdigkeit eines Unternehmens interpretiert werden kann.<sup>166</sup> Für jedes neu zu untersuchende Unternehmen kann anhand der gebildeten Funktion und den ausgewählten Kriterien ein individueller Z-Score berechnet werden, der beim 2-Gruppen-Fall mit einem kritischen Trennwert (Cut-off-Score) verglichen werden kann. Liegt der individuelle Score eines Unternehmens oberhalb des Trennwertes, so wird das Unternehmen als solvent betrachtet. Liegt der Wert unterhalb, so wird von einer Insolvenzgefährdung ausgegangen und von einer Kreditvergabe i. d. R. abgesehen.

Entgegen der linearen weist die quadratische Diskriminanzanalyse den Vorteil auf, dass sowohl Produkte der Kriterien bzw. Merkmale als auch deren Quadrate innerhalb der Diskriminanzfunktion Berücksichtigung finden können. Als Nachteil bleibt jedoch festzuhalten, dass Diskriminanzfunktionen bei quadratischen Analysen bereits bei wenigen Kriterien sehr komplex werden und zudem ökonomisch i. d. R. nicht interpretierbar sind, was bei der linearen Analyse gerade als Vorteil hervorzuheben ist. Des

<sup>163</sup> Vgl. Feidicker (1992), S. 138.

<sup>164</sup> Vgl. Keysberg (1989), S. 37 f.

<sup>165</sup> Vgl. auch im Folgenden Altman (1968), S. 592 sowie Dicken (1997), S. 63.

<sup>166</sup> Vgl. Varnholt (1997), S. 84.

Weiteren ist es nicht möglich, den Trennbeitrag der einzelnen Kriterien zu bestimmen.<sup>167</sup> Die folgende Abbildung verdeutlicht die Unterschiede zwischen der uni- und der multivariaten sowie zwischen der linearen und quadratischen Diskriminanzanalyse.

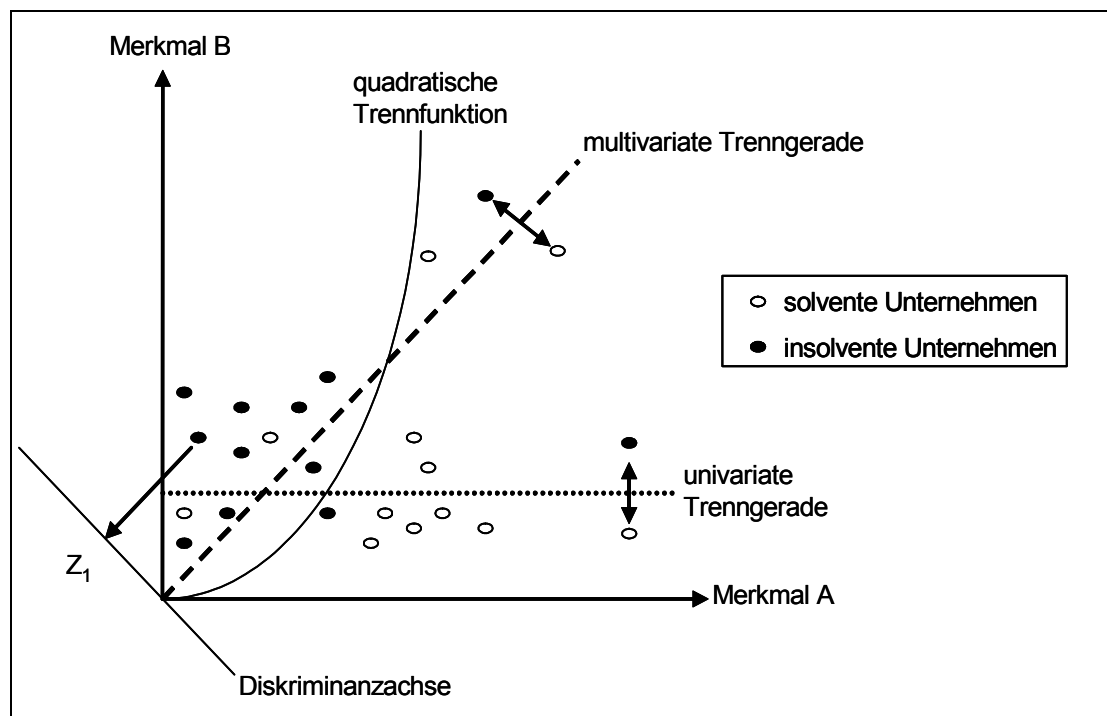


Abbildung 3-12: Prinzip der linearen und quadratischen Diskriminanzanalyse<sup>168</sup>

Die Abbildung zeigt das Prinzip einer Diskriminanzanalyse mit zwei Merkmalen A und B, die auf den beiden Achsen des Koordinatensystems abgetragen sind. Entsprechend ihrer jeweiligen Merkmalsausprägungen sind jeweils zwölf solvente und zwölf insolvente Unternehmen eingezeichnet. Die horizontale Trenngerade zeigt den Sachverhalt bei einer univariaten Diskriminanzanalyse auf, die in Bezug auf das Merkmal B durchgeführt wird. Alle Unternehmen, die sich oberhalb der Geraden befinden, werden als insolvenzgefährdet betrachtet, alle unterhalb der Trenngeraden gelten als ungefährdet.

Bei der multivariaten, linearen Diskriminanzanalyse berechnet sich die Trenngerade aus der Linearkombination der Merkmale A und B, die die beste Trennung zwischen solventen und insolventen Unternehmen ermöglicht. Die Diskriminanzachse verläuft in diesem Beispiel senkrecht zur Trenngerade durch den Nullpunkt des Koordinatensystems. Graphisch kann der Diskriminanzwert  $Z$  für ein Unternehmen somit durch die senkrechte Projektion des aus der Merkmalskombination resultierenden Punktes auf die Diskriminanzachse bestimmt werden (z. B.  $Z_1$ ).<sup>169</sup> Die quadratische Trennfunktion ist hier willkürlich eingezeichnet worden und soll ausschließlich den graphischen Unterschied bei der Unternehmensklassifikation aufzeigen. Aus der Abbildung kann jedoch nicht geschlossen werden, dass die quadratische Analyse zwingend zu besseren Klassifikationsergebnissen führt. Vielmehr haben einige

<sup>167</sup> Vgl. Krause (1993), S. 21.

<sup>168</sup> In Anlehnung an Fischer (2004), S. 108 sowie Keysberg (1989), S. 66.

<sup>169</sup> Vgl. Eigermann (2002), S. 135 f.

Untersuchungen zu dem Ergebnis geführt, dass die Klassifikationsgüte der quadratischen Diskriminanzanalyse geringer ist als die der linearen Analyse.<sup>170</sup>

Grundsätzlich stellt die multivariate Diskriminanzanalyse ein geeignetes Verfahren für ein internes Ratingsystem dar, auch wenn eine direkte Verarbeitung von qualitativen Kriterien nicht ohne ihre vorherige Aufbereitung und Transformation möglich ist. Lediglich die Annahme einer Normalverteilung der unabhängigen Variablen stellt sich hier als theoretischer Problempunkt dar. Eine Verwendung der multivariaten Diskriminanzanalyse bei Verstoß gegen diese Voraussetzung kann im schlechtesten Fall dazu führen, dass das Modell nicht optimal ist und somit nicht die maximale Trennschärfe aufweist.<sup>171</sup> Dieser theoretische Problempunkt kann jedoch abgeschwächt werden, da empirische Untersuchungen gezeigt haben, dass die lineare Diskriminanzanalyse relativ robust gegenüber der Verletzung der Normalverteilungsannahme ist.<sup>172</sup> Abschließend kann für die verteilungsabhängigen Verfahren festgehalten werden, dass sie der grundsätzlichen Anforderung der Objektivität entsprechen, obwohl die Auswahl des Kriterienkataloges subjektiv erfolgt. Die abschließende Auswahl der in die Funktion eingehenden Kriterien erfolgt jedoch über mathematisch-statistische und damit objektive Verfahren. Des Weiteren entspricht zumindest die lineare Diskriminanzanalyse der Anforderung der Transparenz, da die jeweiligen Ergebnisse intersubjektiv nachvollziehbar sowie ökonomisch interpretierbar sind. Allerdings gilt auch hier der Problempunkt, dass die Ergebnisse bei fehlenden Daten durch die festgelegte Diskriminanzfunktion zu verzerrten Ergebnissen führen. Für fehlende Werte kann jedoch im einfachsten Fall der Mittelwert oder der Median der beobachteten Werte der Variable verwendet werden.<sup>173</sup>

Bei den verteilungsfreien Verfahren wird nun im Gegensatz zu den bisher aufgezeigten Diskriminanzanalysen die Annahme bzw. Voraussetzung der Normalverteilung der Merkmale abgelegt. Im Folgenden werden gemäß Abbildung 3-11 das Kendall- und das Linhart-Verfahren sowie die Kern-Methode und das Nearest-Neighbor-Verfahren als Beispiele für verteilungsfreie bzw. nicht-parametrische Verfahren der Diskriminanzanalyse erläutert.

Beim **Kendall-Verfahren** (KDV) wird analog zur linearen Diskriminanzanalyse zunächst je eine Stichprobe von solventen und insolventen Unternehmen gebildet. Im Anschluss daran wird für jede Kennzahl des ausgewählten Kennzahlenkataloges jeweils eine Häufigkeitstabelle für gute und schlechte Unternehmen mit ihren absoluten Häufigkeiten erstellt.<sup>174</sup> Die folgende Tabelle zeigt beispielhaft eine Häufigkeitstabelle für die Variable „Eigenkapitalquote“, wobei die Stichprobe aus 20 Unternehmen (10 solvente und 10 insolvente) besteht.

<sup>170</sup> Vgl. Feidicker (1992), S. 141 sowie Altman/Haldeman/Narayanan (1977), S. 31.

<sup>171</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 61.

<sup>172</sup> Vgl. Krause (1993), S. 23.

<sup>173</sup> Vgl. Kastner (2001), S. 54.

<sup>174</sup> Vgl. auch im Folgenden Kendall (1980), S. 162-169; Keysberg (1989), S. 76-86; Niehaus (1987), S. 149 f.; Gebhardt (1980), S. 274-278 sowie Hüls (1995), S. 253-256.

Variable Eigenkapitalquote		
Merkmalsausprägung	Häufigkeiten	
	solvent	insolvent
über 25%	5	0
25% bis 10%	3	1
10% bis 5%	2	2
unter 5%	0	7

Tabelle 3.3-2: Häufigkeitstabelle für die Variable Eigenkapitalquote

Anhand dieser Häufigkeitsverteilungen werden für jede Kennzahl zwei Trennwerte so festgelegt, dass sich oberhalb des höheren Trennwertes nur Unternehmen der einen Gruppe und unterhalb des niedrigeren Wertes nur Unternehmen der anderen Gruppe befinden. Bei Merkmalen, deren Ausprägungen bei insolventen kleiner als bei solventen Unternehmen sind (z. B. Rentabilitätskennzahlen), wird der obere Trennwert durch den Maximumwert der insolventen Unternehmen determiniert, weil in den gewählten Stichproben nur solvente Unternehmen größere Kennzahlenausprägungen aufweisen. Der untere Trennwert bestimmt sich entsprechend durch den Minimumwert der solventen Unternehmen, so dass sich unterhalb dieses Wertes nur insolvente Unternehmen befinden. Das Vorgehen bei Merkmalen mit Ausprägungen, die bei insolventen Unternehmen größer sind als bei gesunden Unternehmen (z. B. kurzfristige Verschuldung), verläuft analog, so dass in diesem Fall der obere Trennwert durch den Maximumwert der solventen und der untere Trennwert durch den Minimumwert der insolventen Unternehmen festgesetzt wird. Die beiden Trennwerte definieren auf diese Weise für jede Kennzahl einen Überschneidungsbereich, in dem sich Objekte beider Gruppen befinden können. Liegen die Unternehmen außerhalb des Überschneidungsbereiches, so können Sie eindeutig entweder der Gruppe der solventen oder der Gruppe der insolventen Unternehmen zugeordnet werden. Befindet sich Unternehmen mit ihrer Kennzahlausprägung innerhalb des Überschneidungsbereiches, so können sie keiner Gruppe eindeutig zugeordnet werden. Im Anschluss werden die Kennzahlen entsprechend ihrer Diskriminanzstärke absteigend in eine Rangfolge gebracht, wobei die Diskriminanzstärke mit abnehmendem Überschneidungsbereich steigt. Es wird also zunächst die Kennzahl gesucht, die den kleinsten Überschneidungsbereich aufweist, bzw. bei der die meisten Unternehmen der Stichprobe eindeutig einer der beiden Gruppen zugeordnet werden können. Das Kendall-Verfahren ist also vor allem dadurch charakterisiert, dass nach jeder einzelnen Kennzahl getrennt diskriminiert wird. Für die diskriminanzstärkste Variable werden nun anhand der Trennwerte Entscheidungsregeln für die Unternehmen, die sich eindeutig den beiden Gruppen zuordnen lassen, formuliert. Am Beispiel der Kennzahl Eigenkapitalquote könnten die Regeln folgendermaßen aussehen, wenn von den Werten der Tabelle 3.3-2 ausgegangen wird.

- Wenn die Eigenkapitalquote  $\geq 25\%$  ist, dann ordne das Unternehmen der Gruppe der solventen Unternehmen zu.
- Wenn die Eigenkapitalquote  $\leq 5\%$  ist, dann ordne das Unternehmen der Gruppe der insolventen Unternehmen zu.

Die eindeutig zuordenbaren Unternehmen werden nun aus der Betrachtung ausgegrenzt, so dass nur noch die Unternehmen übrig bleiben, die bei der Kennzahl im Überschneidungsbereich liegen und somit nicht klassifiziert werden konnten. Im aufgezeigten Beispiel der Eigenkapitalquote besteht der Überschneidungsbereich aus fünf solventen und drei insolventen Unternehmen, deren Eigenkapitalquote zwischen 5% und 25% liegt (siehe Markierung in Tabelle 3.3-2). Für diese Unternehmen werden wiederum Häufigkeitstabellen und Trennwerte gebildet, so dass das aufgezeigte Vorgehen nun mit der zweitstärksten Variable erneut für die verbliebenen Unternehmen durchgeführt wird. Diese Schritte werden so lange mit den übrigen Kennzahlen durchlaufen, bis entweder alle Unternehmen klassifiziert werden konnten, oder keine diskriminierenden Variablen mehr zur Verfügung stehen.

Das verteilungsfreie Kendall-Verfahren verfügt über eine sehr einfache Anwendbarkeit und bietet durch die Bildung einer Rangfolge ein hohes Maß an Transparenz in Bezug auf die Diskriminanzstärke bzw. Trennfähigkeit der einzelnen Kennzahlen. Zudem führt das Verfahren innerhalb der Testgruppe, die zur Entwicklung der Entscheidungsregeln verwendet wurde, häufig zu relativ guten Klassifikationsergebnissen. Allerdings verfügt das Verfahren in Bezug auf die Zuordnung neuer Unternehmen über eine relativ große Fehlklassifikationsrate, was grundsätzlich dadurch begründet werden kann, dass das Verfahren aufgrund der Verwendung von Extremwerten bei der Ermittlung der Trennwerte eine hohe Abhängigkeit von Ausreißern aufweist. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass die Anzahl der benötigten Kennzahlen mit der Anzahl der untersuchten Unternehmen ansteigt. Des Weiteren lassen sich bei diesem Verfahren qualitative Kriterien nur schwer integrieren, da das Kendall-Verfahren für die Entwicklung der Entscheidungsregeln mindestens ein ordinales Skalenniveau bei den Merkmalsausprägungen voraussetzt. Die Anforderung der Objektivität wird jedoch erfüllt, da die Auswahl bzw. Rangfolge der zu verwendenden Merkmale nicht subjektiv, sondern objektiv durch deren jeweilige Diskriminanzstärke vorgegeben wird. Dem Kendall-Verfahren mangelt es jedoch wie der linearen und quadratischen Diskriminanzanalyse an einer grundsätzlichen Robustheit gegenüber fehlenden Datenmengen. Aufgrund der Diskriminierung über jeweils einzelne Merkmale könnte ein Unternehmen mit einer speziell fehlenden Merkmalsausprägung zwar bei dieser speziellen Kennzahl als nicht klassifizierbar angesehen werden und erst in den weiteren Schritten anhand der diskriminanzschwächeren Merkmale klassifiziert werden, allerdings führt dieses Vorgehen i. d. R. zu verzerrten Ergebnissen.

Mithilfe dieses Verfahrens wird ein Unternehmen direkt einer Risikoklasse zugeordnet, so dass das Ergebnis nicht direkt als Score-Wert oder Ausfallwahrscheinlichkeit interpretiert werden kann. Des Weiteren können beim Kendall-Verfahren häufig Fälle auftreten, in denen Unternehmen keiner Gruppe eindeutig zugeordnet werden können. Das Kendall-Verfahren sollte vor allem aus dem letztgenannten Grund keine Verwendung in internen Ratingsystemen finden.



Im Gegensatz zum Kendall-Verfahren bietet das **Verfahren von Linhart** (LHV) den Vorteil, dass es auch bei nominalskalierte Merkmalen eingesetzt werden kann.<sup>175</sup> Bei diesem Verfahren wird die Trennung zwischen den beiden Gruppen der solventen und insolventen Unternehmen dadurch vorgenommen, dass die Merkmale bestimmt werden, die den Unternehmen einer Gruppe gemeinsam sind und in denen bei den Unternehmen unterschiedlicher Gruppen deutliche Unterschiede auszumachen sind. Um eine Gruppentrennung zu ermöglichen, müssen zunächst alle Merkmale in nominalskalierte Variablen mit den beiden möglichen Ausprägungen „0“ und „1“ transformiert werden. Dies geschieht bei jeweils gleicher Gruppengröße<sup>176</sup> der solventen und insolventen Unternehmen durch die Bildung eines Trennwertes in Form des Gesamtmedians für jede Variable. Die jeweilige Kennzahlenausprägung wird anschließend mit dem Median verglichen. Liegt der Kennzahlenwert unterhalb des Gesamtmedians, so wird der Wert 0 vergeben. Kennzahlenausprägungen, die größer sind als der Median erhalten entsprechend den Wert 1. Am Beispiel einer Klassifikation über drei Merkmale kann also jedes Unternehmen entsprechend seiner Ausprägungen der drei gewählten Merkmale einem der acht Zustände zugeordnet werden, wie es in Tabelle 3.3-3 aufgezeigt wird.

Anschließend werden die in der Stichprobe beobachtbaren Häufigkeiten, mit der die solventen und insolventen Unternehmen den jeweiligen Zuständen entsprechen, festgestellt. Anhand dieser Häufigkeitstabelle kann eine Zuordnung der Zustände zu den Gruppen der solventen und insolventen Unternehmen vorgenommen werden. Überwiegt die Anzahl der solventen Unternehmen, die einem Zustand entsprechen, so gelten alle Unternehmen, die diesem Muster entsprechen als solvente Unternehmen. Analog werden alle Unternehmen eines Zustandes als insolvent klassifiziert, insofern die Anzahl der ausgefallenen Unternehmen eines Zustandes klar überwiegen. Voraussetzung für diese eindeutige Zuordnung ist jedoch, dass sich die beobachteten Häufigkeiten bei guten und schlechten Unternehmen deutlich unterscheiden, wie es in dem aufgezeigten Beispiel bei den Zuständen (1), (3), (4), (5) und (8) der Fall ist. Bei den verbliebenen drei Zuständen ist der Unterschied bei den Häufigkeiten nicht eindeutig, so dass für diese Zustände ein Graubereich definiert wird, der keine eindeutige Klassifizierung zulässt.

---

<sup>175</sup> Vgl. auch im Folgenden Linhart (1959); Keysberg (1989), S. 86-92; Niehaus (1987), S. 150-154 sowie Gebhardt (1980), S. 272-274.

<sup>176</sup> Bei ungleichen Gruppengrößen ist die prozentuale Aufteilung in solvente und insolvente Unternehmen bei der Bestimmung des Trennwertes entsprechend zu berücksichtigen.

Zustand	Kennzahlen (K)			Häufigkeiten		Klassifikation
	K1	K2	K3	solvent	insolvent	
(1)	0	0	0	14	58	insolvent
(2)	0	0	1	18	21	nicht klassifizierbar
(3)	0	1	0	2	11	insolvent
(4)	0	1	1	17	0	solvent
(5)	1	0	0	4	17	insolvent
(6)	1	0	1	7	3	nicht klassifizierbar
(7)	1	1	0	9	26	nicht klassifizierbar
(8)	1	1	1	70	5	solvent

Tabelle 3.3-3: Ermittlung der Klassifikationsregel beim Linhart-Verfahren<sup>177</sup>

Diese Vorgehensweise muss mit allen möglichen Kennzahlenkombinationen vorgenommen werden, so dass aus allen Varianten abschließend die Kennzahlenkombination für die Klassifikation von neu zu untersuchenden Unternehmen verwendet wird, die in der Stichprobe zu den besten Klassifikationsergebnissen geführt hat. D. h. es wird aus allen Kombinationsmöglichkeiten das Muster gesucht, welches zur eindeutigsten Zuordnung in der Stichprobe führt. Hier wird bereits deutlich, dass das aufgezeigte Verfahren zu einem erheblichen Rechenaufwand führt, da bereits die Verwendung von 4er-Kennzahlenkombinationen bei einem zugrunde liegenden Katalog von 40 Kennzahlen zu einer Kombinationsanzahl von 91.390 führt. Die Anzahl der zu berücksichtigenden Kombinationsmöglichkeiten berechnet sich gemäß der folgenden Gleichung, wobei K die Anzahl der Kennzahlen im Katalog und k die Anzahl der Kennzahlen in jeder Kombination bezeichnen.

$$\binom{K}{k} = \frac{K!}{k!(K-k)!} \quad (3-6)$$

Für die Beurteilung von neuen Unternehmen müssen dessen transformierten Merkmalsausprägungen mit dem gefundenen Optimalmuster verglichen werden, so dass das Unternehmen einem der Zustände, und damit entsprechend der Klassifikationsregel, entweder der Gruppe der guten oder schlechten Unternehmen bzw. eventuell dem nicht zu klassifizierenden Graubereich zugeordnet werden kann.

Grundsätzlich ist dieses Verfahren ebenfalls durch eine recht leichte Anwendbarkeit charakterisiert, was zumindest in Bezug auf eine gute Nachvollziehbarkeit und somit auf die relativ hohe Transparenz des Verfahrens hindeutet. Des Weiteren erfüllt es die Anforderung der Objektivität, da die im Optimalmuster verwendeten Kennzahlen nicht subjektiv, sondern durch das Verfahren ausgewählt werden. Aufgrund der i. d. R. relativ geringen Anzahl von Kennzahlen einer Kombination ist das Verfahren jedoch sehr anfällig bei fehlenden Informationen. Als weiterer Kritikpunkt kann festgehalten werden, dass die Transformation der Kennzahlen in nominalskalierte Variablen notwendigerweise Informationsverluste nach sich zieht, die zu einer Beeinträchtigung des Klassifikationsergebnisses führen können. Allerdings stellt gerade dieser Nachteil die Grundbedingung dafür dar, dass das Linhart-Verfahren im Gegensatz zum

<sup>177</sup> Quelle: Niehaus (1987), S. 152.

Kendall-Verfahren und den verteilungsabhängigen Verfahren keinerlei Einfluss von extremen Kennzahlenausprägungen unterliegt. Genau wie das Kendall-Verfahren liefert das Linhart-Verfahren als Ergebnis weder einen differenzierten Ausgabe- bzw. Score-Wert noch eine Ausfallwahrscheinlichkeit, sondern nimmt eine direkte Zuordnung der Unternehmen vor. Allerdings zeigt sich auch hier der Nachteil, dass in einigen Fällen keine eindeutige Zuordnung von Unternehmen zu den Gruppen möglich ist. Daher sollte auch dieses Verfahren im Rahmen eines internen Ratingsystems nicht eingesetzt werden.

Bei der **Kern-Methode** erfolgt die Klassifizierung von Unternehmen anhand der aus der Stichprobe geschätzten Wahrscheinlichkeiten für die entsprechende Gruppenzugehörigkeit unter Betrachtung der im Vorfeld bestimmten Merkmalsausprägungen.<sup>178</sup> D. h., ein Unternehmen mit bestimmten Merkmalsausprägungen wird genau der Gruppe zugeordnet, bei der die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit am Größten ist. Für die Schätzung der Wahrscheinlichkeit der Gruppenzugehörigkeit wird über jeden Beobachtungspunkt der Stichprobe ein so genannter Kern bzw. eine Kernfunktion gelegt, deren Schätzer  $\hat{g}_h(x)$  die „aufaddierte“ Dichte an einer bestimmten Stelle  $x$  anzeigt. Formal kann der Schätzer folgendermaßen abgebildet werden:

$$\hat{g}_h(x) = \frac{1}{n \cdot h} \cdot \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (3-7)$$

mit:  $n$  = Anzahl der Beobachtungen,  
 $h$  = Glättungsparameter,  
 $X_i$  = Zufallsvariable (Beobachtungswerte),  $i = 1, \dots, n$ ,  
 $K(\cdot)$  = Kernfunktion.

Bei der Kern-Methode gilt es nun anhand der jeweiligen Merkmalsausprägungen die Dichte jeweils für die solventen und die insolventen Unternehmen über das Kerndichteschätzverfahren zu bestimmen. Der Schnittpunkt der beiden Dichtefunktionen stellt den gesuchten Trennwert zwischen solventen und insolventen Unternehmen dar, wobei auch bei diesem Verfahren i. d. R. ein Überschneidungsbereich bzw. Graubereich entsteht. Des Weiteren kann anhand der beiden Dichtefunktionen die Gesamtdichte ermittelt werden. Wird nun die Dichtefunktion der insolventen Unternehmen in Beziehung mit der Gesamtdichte gesetzt, so ergibt sich die Wahrscheinlichkeit der Gruppenzugehörigkeit der insolventen Unternehmen, die wiederum als Ausfallwahrscheinlichkeit interpretiert werden kann.

Die Kern-Methode weist den Vorteil auf, dass mit ihr sowohl quantitative als auch qualitative Merkmale verarbeitet werden können. Des Weiteren führt die Schätzung der Dichtefunktionen zu objektiven Ergebnissen. Als Nachteile des Verfahrens können jedoch die hohe Komplexität und somit die fehlende Transparenz sowie der hohe Rechenaufwand genannt werden. Der hohe Rechenaufwand resultiert vor allem dadurch, dass bei dem Verfahren für jede Prognose der gesamte Datensatz erneut verwendet

<sup>178</sup> Vgl. auch im Folgenden Keysberg (1989), S. 97-102 sowie Schlüter (2005), S. 43-53. Für eine formale Betrachtung des Verfahrens siehe Rosenblatt (1956) sowie Parzen (1962).

werden muss. Es existiert hier also nicht, wie z. B. bei der linearen Diskriminanzanalyse, eine Diskriminanzfunktion, mit der neue Unternehmen beurteilt werden können. In Bezug auf fehlende Informationen kann auch bei der Kern-Methode keine Robustheit aufgezeigt werden. Grundsätzlich kann die Kern-Methode innerhalb eines internen Ratingsystems Verwendung finden, allerdings gilt es an dieser Stelle zunächst zu analysieren, ob die Rechendauer einen praktischen Einsatz im Rahmen von internen Ratingsystemen letztendlich zulässt.

Das verteilungsunabhängige **k-Nearest-Neighbor-Verfahren** (kNN) zählt zu den so genannten instanzbasierten Lernverfahren und klassifiziert ein neu zu analysierendes Unternehmen durch seine Nähe bzw. Nachbarschaft zu den Stichprobenbeispielen.<sup>179</sup> Die Klassifikation basiert somit auf der Distanz eines Unternehmens zu seinem nächsten bzw. zu seinen k nächsten Nachbarn. Das Unternehmen wird der Gruppe (solvent/insolvent) zugeordnet, der auch die Mehrzahl seiner k Nachbarn angehört. Abbildung 3-13 verdeutlicht dieses Vorgehen am Beispiel von zwei Merkmalen bzw. Kennzahlen und k = 5 Nachbarn.

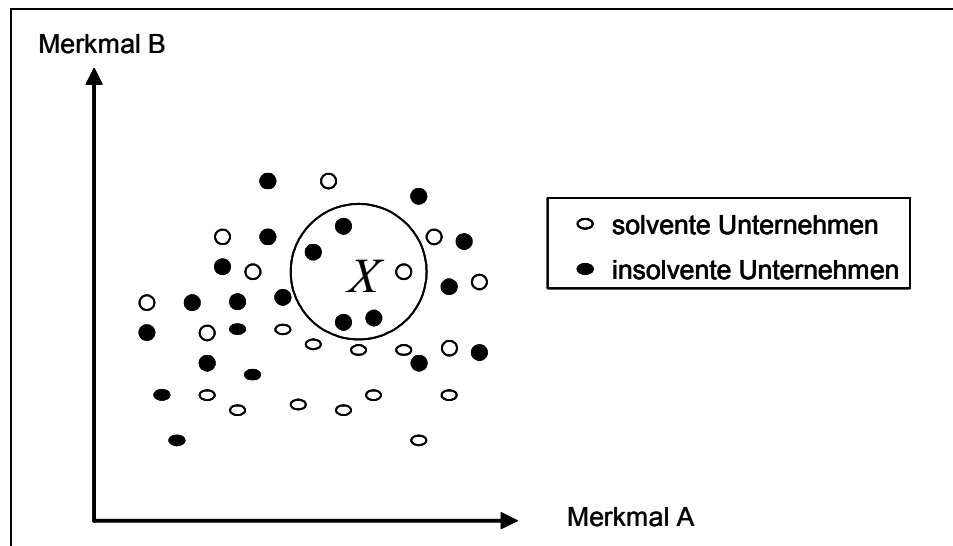


Abbildung 3-13: Klassifikation beim k-Nearest-Neighbor-Verfahren<sup>180</sup>

Bei diesem Vorgehen werden zunächst aus der Stichprobe die  $k$  Unternehmen ( $Y_1, \dots, Y_k$ ) herausgesucht, die zum analysierenden Unternehmen  $X$  die geringste Distanz haben. Für die Messung dieses Abstandes können verschiedene Distanzmaße verwendet werden. Ein bei diesem Verfahren häufig angewendetes Distanzmaß ist der euklidische Abstand  $[d(X, Y)]$ , bei dem sich die Distanz zwischen zwei Unternehmen  $X$  und  $Y$  gemäß der folgenden Gleichung bestimmt, wobei  $K_i$  die jeweiligen Merkmalsausprägungen der Unternehmen bezeichnen.

<sup>179</sup> Vgl. auch im Folgenden Jacobs/Weinrich (2002), S. 351 f.; Cover/Hart (1967), S. 21-23; Henley/Hand (1997), S. 305-310; Keysberg (1989), S. 92-96 sowie Schlüter (2005), S. 53-56.

<sup>180</sup> In Anlehnung an Fritz/Popken/Wagner (2003), S. 192.

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (K_i(X) - K_i(Y))^2} \quad (3-8)$$

In dem skizzierten Beispiel (Abbildung 3-13) wird das zu klassifizierende Unternehmen X der Gruppe der insolventen Unternehmen zugeordnet, da von den  $k = 5$  nächsten Unternehmen vier der Gruppe der schlechten und nur ein Nachbar der Gruppe der guten Unternehmen angehört.

Das k-Nearest-Neighbor-Verfahren führt zwar zu objektiven Ergebnissen und weist zudem den Vorteil einer einfachen und logischen Vorgehensweise auf, allerdings stellt sich die Entstehung des Klassifikationsergebnisses eher als Black Box dar, so dass die Anforderung der Transparenz als nicht erfüllt angesehen werden kann. Das Ergebnis dieses Verfahrens entspricht weder einem Score-Wert noch einer Ausfallwahrscheinlichkeit, sondern einer direkten Zuordnung eines Unternehmens in bestehende Risikoklassen. Des Weiteren setzt es für die Merkmalsausprägungen ein metrisches Skalenniveau voraus, so dass eine direkte Verwendung von qualitativen Merkmalen nicht möglich ist. Zusätzlich stellt die Gleichgewichtung der verwendeten Kennzahlen bzw. Merkmale einen weiteren Problempunkt des Verfahrens dar. Durch die einheitliche Gewichtung der Merkmalsausprägungen kann der Fall auftreten, dass der Abstand durch für die Gruppentrennung eher unbedeutende Merkmale oder durch Extremwerte einzelner Kennzahlen dominiert wird. Durch eine entsprechend der Trennschärfe differenzierenden Gewichtung der jeweiligen Merkmale kann dieser Nachteil jedoch verringert bzw. aufgehoben werden. Für die Klassifizierung neuer Unternehmen müssen beim k-Nearest-Neighbor-Verfahren alle beobachteten Unternehmen der Stichprobe berücksichtigt werden, so dass bei großen Stichproben somit ein relativ hoher Rechenaufwand besteht, weshalb das Verfahren in der Praxis noch wenig Verbreitung erfahren hat. Des Weiteren ist das Verfahren nicht robust gegenüber fehlenden Informationen, so dass hier verzerrte Ergebnisse erwartet werden können. Insgesamt kann das k-Nearest-Neighbour-Verfahren für ein internes Ratingsystem eingesetzt werden, insofern die Rechengeschwindigkeit den Anforderungen der Praxis entspricht.

### **Regressionsanalyse:**

Die Regressionsanalyse als weiteres mathematisch-statistisches Verfahren wird häufig im Rahmen der Analyse von Beziehungen zwischen einer abhängigen Variablen und einer (einfache Regression) oder mehreren (multiple Regression) unabhängigen Variablen angewendet, wobei letztere eine metrische Skalierung aufweisen müssen. Die Aufgabe der Regressionsanalyse liegt in der Bestimmung der Art der Abhängigkeit zwischen den Variablen durch eine mathematische Funktion. Bei der Klassifikation in solvente und insolvente Unternehmen beschreibt die abhängige Variable die Gruppenzugehörigkeit der Unternehmen und die unabhängigen Variablen bilden die gewichtete Kombination von Merkmalen, welche die abhängige Variable möglichst gut determinieren.<sup>181</sup> Die abhängige Variable  $y$  wird bei diesem Verfahren als dichotom angenommen, da sie nur die zwei Ausprägungen „solvent“ ( $y = 0$ ) und „insolvent“ ( $y = 1$ ) annehmen kann. Die Regressionsfunktion liefert als Ergebnis einen Wert für die ab-

<sup>181</sup> Vgl. Müller (1997), S. 51 f.

hängige Variable, der als Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit eines Kreditnehmers zur Gruppe der solventen oder insolventen Unternehmen interpretiert werden kann.<sup>182</sup> Im Bereich der Bonitätsanalyse stellen das lineare Wahrscheinlichkeitsmodell bzw. die lineare Regression sowie die Logit- und die Probitanalyse die am häufigsten eingesetzten regressionsanalytischen Verfahren dar.

Bei dem **linearen Wahrscheinlichkeitsmodell** (LRA) wird die Verknüpfung der Variablen durch eine lineare Funktion vorgenommen, wobei der in Gleichung (3-9) aufgezeigte Zusammenhang zwischen der abhängigen Variable  $y$  und den erklärenden Variablen  $x_i$  besteht:<sup>183</sup>

$$y_i = w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot x_{ji} \quad (3-9)$$

mit:  $y_i$  = abhängige Variable beim  $i$ -ten Unternehmen,  
 $w_0$  = Konstante,  
 $w_j$  = Koeffizient bzw. Gewicht der  $j$ -ten unabhängigen Variable,  
 $x_{ij}$  = Ausprägung der  $j$ -ten unabhängigen Variable beim  $i$ -ten Unternehmen.

Die Schätzung der Konstanten  $w_0$  sowie die Gewichte  $w_j$  wird i. d. R. mithilfe der Methode der kleinsten Quadrate vorgenommen, so dass die lineare Funktion derart berechnet wird, dass die Summe der Quadrate der Abweichungen der tatsächlichen Werte und der über die Funktion ermittelten Werte minimiert wird. Die lineare Regression weist allerdings den Nachteil auf, dass als Ergebnis Wahrscheinlichkeiten kleiner Null bzw. größer Eins auftreten können, die ökonomisch nicht interpretierbar sind. Dieser Nachteil kann zwar durch Normierung der außerhalb des Intervalls ]0, 1[ liegenden Ergebnisse auf Null bzw. Eins vermieden werden, allerdings führt die Normierung zu einer Beeinträchtigung der Klassifikationsgüte.<sup>184</sup> Trotz dieser genannten Einschränkung kann die lineare Regressionsanalyse grundsätzlich als Basis für interne Ratingsysteme dienen, da sie im Gegenzug die Anforderungen der Objektivität und Transparenz erfüllt.

Die **Logit-** und die **Probitanalyse** umgehen das bei der linearen Regression beschriebene Problem der ökonomisch nicht interpretierbaren Wahrscheinlichkeiten, indem erstere eine logistische Funktion verwendet und letztere den Zusammenhang zwischen der abhängigen und den unabhängigen Variablen durch die Standardnormalverteilung beschreibt.<sup>185</sup> Auf diese Weise ergeben sich zwingend Wahrscheinlichkeiten, die sich zwischen den Werten Null und Eins befinden. Bei beiden Verfahren wird die Wahrscheinlichkeit bestimmt, mit der die unabhängige Variable  $y$  eines zu klassifizierenden Unternehmens den Wert 1 annimmt und somit als insolvenzgefährdet gilt. Unter derselben Annahme wie bei der linearen Regression, dass die abhängige Variable  $y$  von  $j$  unabhängigen Variablen  $x$  erklärt wird, kann demnach eine bedingte Wahrscheinlichkeit bestimmt werden:<sup>186</sup>

<sup>182</sup> Vgl. Krause (1993), S. 24.

<sup>183</sup> Vgl. Füser (2001), S. 60.

<sup>184</sup> Vgl. Krause (1993), S. 25.

<sup>185</sup> Vgl. Kaiser/Szczesny (2003), S. 796.

<sup>186</sup> Vgl. auch im Folgenden Leker/Schewe (1998), S. 880.

$$p = p(y = 1 | x_1, \dots, x_j) \quad (3-10)$$

Im Gegensatz zur linearen Regression wird bei der Logitanalyse nicht von einem linearen, sondern von einem s-förmigen, logistischen Funktionsverlauf ausgegangen, der formal durch die folgende Gleichung ausgedrückt wird.

$$p(y = 1 | x) = \frac{e^z}{1 + e^z} = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad \text{mit} \quad z = w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot x_j \quad (3-11)$$

Um die Parameter schätzen zu können, wird das logistische Regressionsmodell in den natürlichen Logarithmus überführt, so dass sich der folgende Zusammenhang ergibt.

$$\ln\left[\frac{p}{(1-p)}\right] = z = w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot x_j \quad (3-12)$$

Bei der Probitanalyse wird die Wahrscheinlichkeit anhand der Standardnormalverteilung ermittelt, aufgrund dessen sich für diesen Modelltyp die bedingte Wahrscheinlichkeit gemäß dem folgenden Zusammenhang ergibt, wobei  $N(\cdot)$  die Standardnormalverteilung bezeichnet:<sup>187</sup>

$$p(y = 1 | x) = N(z) \quad \text{mit} \quad z = w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot x_j \quad (3-13)$$

$$\text{bzw. } p(y = 1 | x) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{z^2}{2}} dz$$

Wie aus den Gleichungen (3-11) und (3-13) zu erkennen ist, verfügen beide Modellvarianten über einen Term  $z$ , der eine Linearkombination der in die Analyse eingehenden Kriterien darstellt. Durch eine geeignete Skalierung dieses Terms ist es möglich, die beiden Modellfunktionen fast deckungsgleich zu konstruieren, so dass sich die Ergebnisse der beiden Modelltypen insgesamt nicht wesentlich unterscheiden.<sup>188</sup> Die Parameter sowohl des logistischen Regressionsmodells als auch des Probit-Modells werden anhand des Maximum-Likelihood-Schätzverfahrens ermittelt,<sup>189</sup> wobei dieses Verfahren einen relativ großen Stichprobenumfang voraussetzt, um eine gute Schätzung zu ermöglichen.

Die beiden aufgezeigten nicht-linearen regressionsanalytischen Verfahren führen zu objektiven Ergebnissen und bieten ergänzend den Vorteil, dass sie neben quantitativen auch qualitative Merkmale berücksichtigen können. Die Integration der qualitativen Merkmale erfolgt hierbei über so genannte Dummy-Variablen, die den Ausprägungen der Merkmale entweder den Wert Eins oder Null zuweisen (0/1-Kodierung), so dass eine spezielle Transformation bzw. Skalierung wie bei der Diskriminanzanalyse nicht notwendig ist. Des Weiteren bieten die Verfahren den Vorteil, dass ihr Ergebnis eine Wahrscheinlichkeit darstellt, die direkt einer Ratingklasse zugeordnet werden kann. Einschränkungen müssen jedoch in Bezug auf die Anforderung der Transparenz des Verfahrens in Kauf genommen werden. Ent-

<sup>187</sup> Vgl. Kassberger/Wentges (1999), S. 35.

<sup>188</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 44.

<sup>189</sup> Vgl. Anders (1998), S. 896.

gegen den linearen Verfahren sind die Parameter sowie deren jeweiliger Einfluss für die Gruppentrennung bei der Logit- und Probitanalyse schwieriger zu interpretieren. Der Grund hierfür liegt in der fehlenden Konstanz des Einflusses der einzelnen Variablen. Der grundsätzlich nicht-lineare Verlauf der Regressionsfunktion führt dazu, dass der Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von dem Wert der x-Variable variiert.<sup>190</sup> Obwohl die nicht-linearen regressionsanalytischen Verfahren durch die geschätzte Regressionsfunktion relativ anfällig gegenüber fehlenden Daten sind, sind sie insgesamt zur Verwendung für interne Ratingsysteme geeignet.

### 3.3.2.2 Verfahren der künstlichen Intelligenz

Seit Ende der 80er bzw. Beginn der 90er Jahre haben sich mit Expertensystemen und den Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN) wissensbasierte Verfahren bzw. Verfahren der künstlichen Intelligenz im Bereich der Bonitätsklassifizierung etabliert. Im Folgenden werden diese beiden Verfahren sowie Verfahren der Fuzzy Logik, die in diese Gruppe der Klassifikationsverfahren eingeordnet werden können, kurz erläutert.

#### **Künstliche Neuronale Netze (KNN):**

Ein KNN kann als parallel informationsverarbeitendes, computergestütztes Verfahren interpretiert werden, das die Informationsaufnahme und Informationsverarbeitung von biologischen neuronalen Netzen zu simulieren versuchen.<sup>191</sup> Es kann dabei als Graph, bestehend aus einer Menge von Neuronen, verstanden werden, wobei der Graph in Abhängigkeit des Netztyps gerichtet oder ungerichtet sein kann.<sup>192</sup> Neben einer Vielzahl von Neuronen besteht ein KNN aus gewichteten Verbindungen, den so genannten Synapsen, die die Funktion von Schnittstellen für den Informationsaustausch aufweisen.<sup>193</sup> Die für diese Betrachtung relevanten KNN bestehen aus mehreren Schichten, wobei jede Schicht aus einem oder mehreren Neuronen besteht. Bei den Schichten können mit der Eingabe- und Ausgabeschicht sowie den verborgenen Schichten drei Arten unterschieden werden. Die Neuronen der Eingabeschicht verfügen jeweils nur über eine Eingangsleitung, über die sie Signale bzw. Informationen von außerhalb des Netzes aufnehmen können. Diese aufgenommenen Informationen werden mathematisch verarbeitet und an die Neuronen der Folgeschicht weitergegeben, wobei jedes Neuron der vorhergehenden Schicht mit allen Neuronen der Folgeschicht verbunden ist. Dieser Vorgang setzt sich fort, bis die letzte verborgene Schicht ihre Informationen an die Neuronen der Ausgabeschicht übergeben haben. Jedes Neuron der Ausgabeschicht verfügt analog zur Eingabeschicht nur über eine Ausgangsleitung zur Übermittlung der Ergebniswerte. Abbildung 3-14 zeigt ein vereinfachtes, aus drei Schichten bestehendes KNN.

<sup>190</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2001a), S. 374 f.

<sup>191</sup> Vgl. Baetge/Kruse/Uthoff (1996), S. 274.

<sup>192</sup> Vgl. Lohrbach (1994), S. 9.

<sup>193</sup> Vgl. auch im Folgenden Krause (1993), S. 43-45.



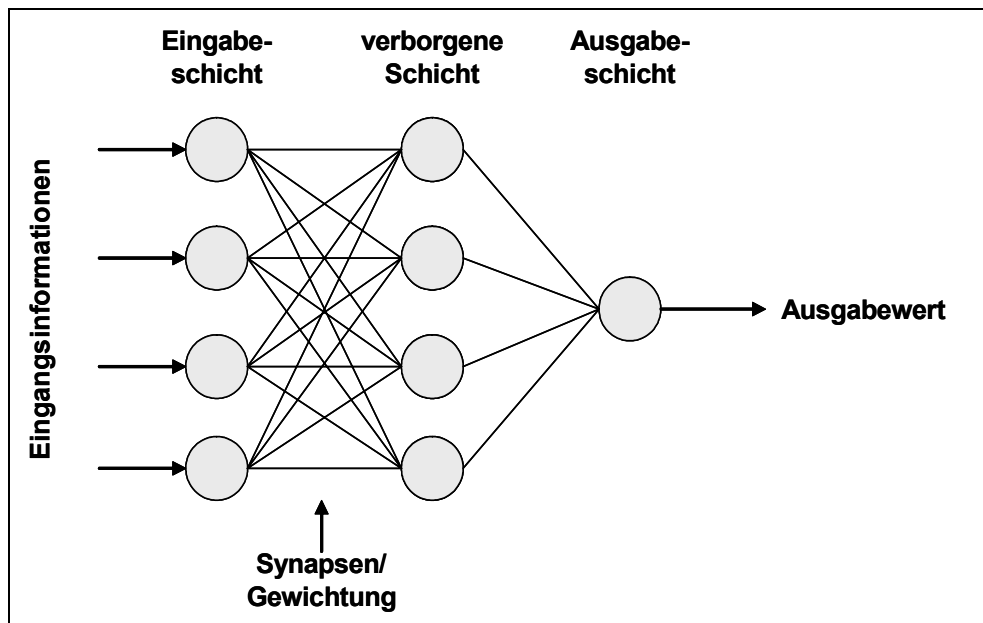


Abbildung 3-14: Aufbau eines neuronalen Netzes<sup>194</sup>

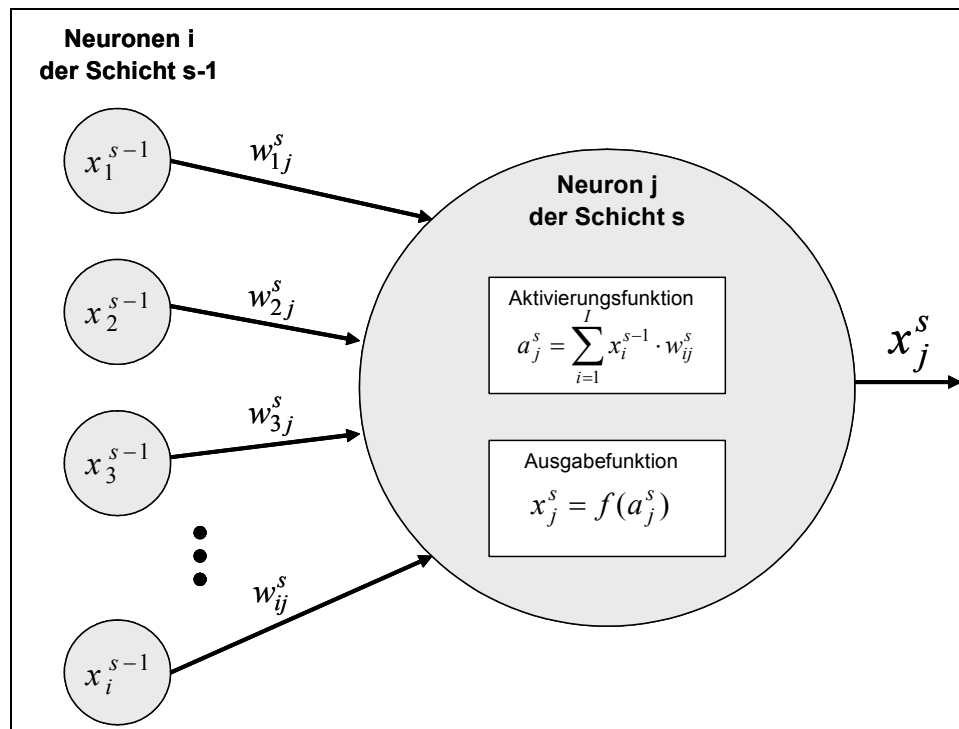
KNN sind vor allem dadurch charakterisiert, dass sie selbständig lernfähig sind. D. h., KNN können die Klassifizierung von solventen und insolventen Unternehmen selbständig anhand von vorgegebenen Beispielen lernen, ohne dass eine explizite Programmierung notwendig ist. Anders ausgedrückt ist ein KNN in der Lage, anhand der in der Eingangsschicht präsentierten Informationen bestimmte Risikomuster zur Trennung von solventen und insolventen Unternehmen zu lernen,<sup>195</sup> wobei in Abhängigkeit vom gewählten Netztyp und Aufbau des Netzes auch nicht-lineare Zusammenhänge zwischen den Eingabe- und den gewünschten Ausgabedaten berücksichtigt werden können.<sup>196</sup> Bei der Verwendung von KNN wird grundsätzlich zwischen der Lern- und der Test- bzw. Erkennungsphase unterschieden. Zunächst müssen aus bekanntem Datenmaterial eine Lern-, eine Test- und eine Validierungsstichprobe gebildet werden. Damit ein KNN eine Differenzierung in solvente und insolvente Unternehmen „lernen“ kann, müssen den Neuronen der Eingangsschicht jeweils die Merkmalsausprägungen, mit der Angabe, ob es sich um ein solventes oder insolventes Unternehmen handelt, mitgeteilt werden.<sup>197</sup> Dem Neuronen Netz werden somit Trainingsdaten präsentiert die aus historischen Merkmalsausprägungen von Unternehmen mit bekannter Gruppenzugehörigkeit bestehen. Jedes Neuron der Eingabeschicht verarbeitet somit genau ein zu betrachtendes Merkmal. Die Verarbeitung der in die Neuronen eingehenden Informationen erfolgt gemäß Abbildung 3-15.

<sup>194</sup> In Anlehnung an Dietz/Füser/Schmidtmeier (1997), S. 481.

<sup>195</sup> Vgl. Lohrbach (1994), S. 115.

<sup>196</sup> Vgl. Uthoff (1997), S. 156 f.

<sup>197</sup> Vgl. Dittmar/Steiner (2000), S. 448.

Abbildung 3-15: Informationsverarbeitung eines Neurons<sup>198</sup>

Jedes Neuron der Schicht  $s-1$  sendet ein identisches Signal bzw. verarbeitete Informationen  $x_i^{s-1}$  an jedes Neuron der nachfolgenden Schicht  $s$ . Obwohl das Signal für jedes Neuron der Schicht  $s$  identisch ist, kann es aufgrund der Verbindungsgewichte  $w_{ij}^s$  unterschiedlich gewichtet werden. Über eine Aktivierungsfunktion wird in jedem Neuron  $j$  anhand der Eingangssignale  $x_i^{s-1}$  der Aktivitätszustand  $a_j^s$  ermittelt.<sup>199</sup> Im häufigsten Fall stellt die Aktivierungsfunktion eine Summenfunktion dar, bei der die eingehenden Signale mit den Verbindungsgewichten multipliziert und anschließend aufsummiert werden. Alternativ können auch andere Formen von Aktivierungsfunktionen Verwendung finden, wie z. B. Funktionen, die einen Schwellenwert berücksichtigen. Anhand des Aktivitätszustandes  $a_j^s$  wird über eine so genannte Ausgabefunktion der Ausgabewert  $x_j^s$  berechnet, der wiederum das Inputsignal für die Neuronen der nachfolgenden Schicht  $s+1$  darstellen.<sup>200</sup>

Zu Beginn der Lernphase werden die Gewichte zufällig vorgegeben. Im weiteren Verlauf dieser Phase modifiziert das KNN die Gewichte selbständig gemäß vorher definierten Lernregeln so lange, bis das Ergebnis mit dem tatsächlichen Sachverhalt der Lernstichprobe möglichst gut übereinstimmt.<sup>201</sup> Neben der Modifikation der Gewichte übernimmt das KNN auch die Auswahl der signifikanten Merkmale.<sup>202</sup> Bei dieser ersten Phase ist zu berücksichtigen, dass ein KNN „übertrainiert“ werden kann und somit seine Generalisierungsfähigkeit verliert. Eine zu häufige Präsentation der Trainingsdaten kann dazu

<sup>198</sup> In Anlehnung an Krause (1993), S. 40.

<sup>199</sup> Vgl. Müller (1997), S. 61.

<sup>200</sup> Vgl. Krause (1993), S. 40 f. Je nach Ausprägung des Neuronalen Netzes wird auf eine Ausgabefunktion verzichtet und das Ergebnis der Aktivierungsfunktion wird als Ausgabewert an die Neuronen der Folgeschicht weitergegeben. Siehe hierzu Lohrbach (1994), S. 23.

<sup>201</sup> Siehe für eine Darstellung alternativer Lernstrategien Schumann (1991), S. 28-30.

<sup>202</sup> Vgl. Heimann (2002), S. 45.

führen, dass das Neuronale Netz die Gewichte nicht nur entsprechend dem generellen Muster der solventen und insolventen Unternehmen anpasst, sondern auch nicht-repräsentative Scheinzusammenhänge aus der Lernstichprobe berücksichtigt.<sup>203</sup>

Während der Lernphase werden ergänzend die für das KNN unbekanntenen Daten der Teststichprobe verwendet, um nach verschiedenen Trainingsdurchläufen eine Fehlermessung vornehmen und dementsprechend eine Modifikation des KNN durchführen zu können. Die Daten der Validierungsstichprobe dienen zur abschließenden Prüfung der Klassifizierungsgüte des fertig entwickelten Netzes.<sup>204</sup>

KNN sind als Verfahren innerhalb interner Ratingsysteme grundsätzlich gut geeignet. Besonders hervorzuheben ist die Möglichkeit sowohl quantitative als auch durch geeignete Transformation qualitative Merkmale zu verarbeiten, da keine formal-mathematischen Anforderungen an die eingehenden Daten bestehen. Des Weiteren können auch nicht-lineare Zusammenhänge berücksichtigt werden. Ein weiterer Vorteil liegt in der geringen Fehleranfälligkeit gegenüber fehlendem oder fehlerhaftem Datenmaterial. KNN führen durchaus zu plausiblen Ergebnissen, auch wenn einzelne Merkmalsausprägungen nicht beobachtet werden können.<sup>205</sup> Aufgrund der Auswahl und Gewichtung der Merkmale durch das Neuronale Netz gelangt dieses Verfahren zu objektiven Ergebnissen. Allerdings genügen KNN i. d. R. nicht der Anforderung der Transparenz, da ihr Ergebnis nicht nachvollziehbar ist.<sup>206</sup>

### **Expertensysteme:**

Expertensysteme stellen neben den Künstlichen Neuronalen Netzen ein weiteres Verfahren der künstlichen Intelligenz dar und versuchen die Problemlösungsfähigkeit von menschlichen Experten auf der Basis von gespeichertem Expertenwissen und individuellen, fallspezifischen Daten zu simulieren bzw. abzubilden.<sup>207</sup> Dieses Verfahren zählt zu der Gruppe der lösungsbaum-orientierten Verfahren und gibt in Form von „if-then-else“ Klauseln das Problemverständnis von einem oder mehreren Experten wieder. Für den Bereich der Bonitätsanalyse und -klassifizierung bilden Expertensysteme demnach das Experten- bzw. Fachwissen sowie die Schlussfolgerungsfähigkeit eines qualifizierten Kreditprüfers nach. Innerhalb der Entwicklung eines solchen Systems ist in einem ersten Schritt die Formalisierung des Fachwissens vorzunehmen. Anschließend gilt es, dieses Wissen datenbanktechnisch zu implementieren und entsprechend einer Problemlösungsstrategie anzuwenden.<sup>208</sup> Innerhalb der Architektur eines Expertensystems lassen sich dabei fünf verschiedene Komponenten identifizieren, die der folgenden Abbildung entnommen werden können.

<sup>203</sup> Vgl. Dittmar/Steiner (2000), S. 449.

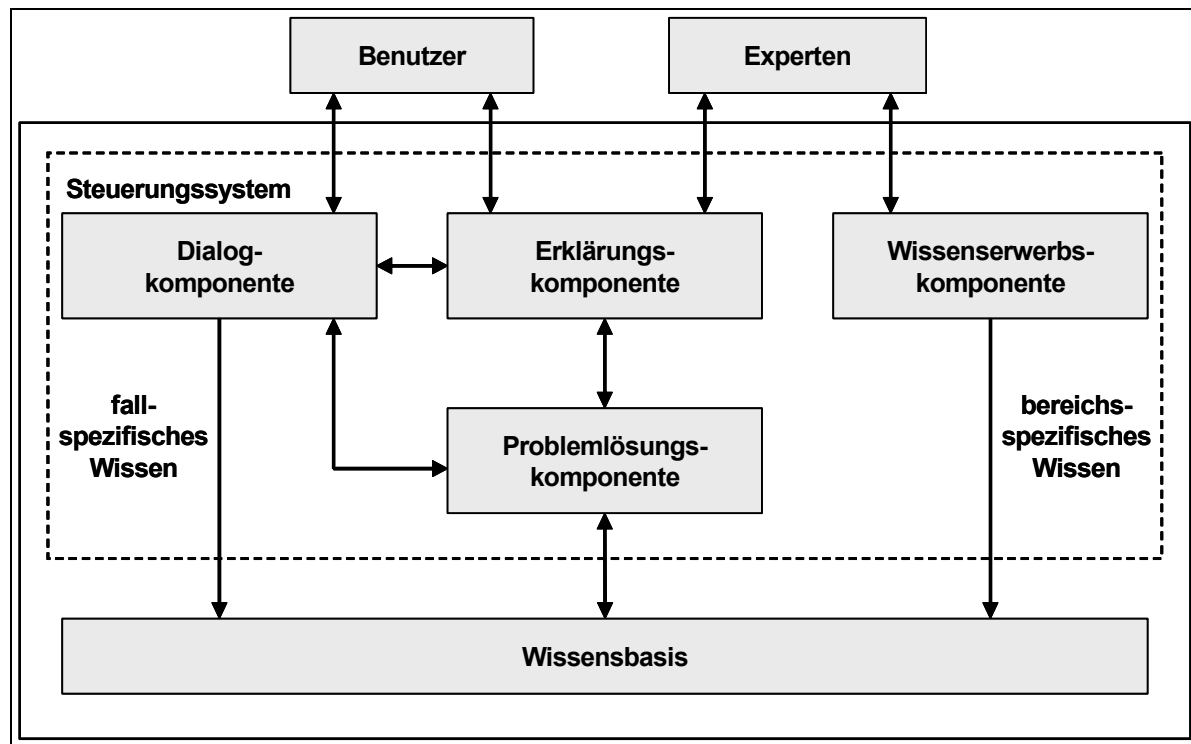
<sup>204</sup> Vgl. Baetge/Kruse/Uthoff (1996), S. 275 f.

<sup>205</sup> Vgl. Fischer (2004), S. 127 f.

<sup>206</sup> Vgl. Dittmar/Steiner (2000), S. 450.

<sup>207</sup> Vgl. Bagus (1992), S. 23-27.

<sup>208</sup> Vgl. Puppe (1991), S. 2.

Abbildung 3-16: Struktur eines Expertensystems<sup>209</sup>

Ein Expertensystem setzt sich grundlegend aus einem Steuerungssystem und einer Wissensbasis zusammen. Das Kernstück stellt dabei die zugrunde liegende Wissensbasis dar, die den gesamten, für die Problemstellung relevanten und zur Verfügung stehenden Wissensbestand repräsentiert.<sup>210</sup> Innerhalb des Wissensbestandes wird zwischen bereichsspezifischem und fallspezifischem Wissen differenziert. Das bereichsspezifische Wissen umfasst das i. d. R. algorithmisch darstellbare technische Fachwissen des Experten sowie dessen zumeist auf Erfahrungen beruhendem formalen Wissen, das regelbasiert abgebildet wird. Die Eingabe des bereichsspezifischen Wissens erfolgt durch den oder die Experten über die so genannte Wissenserwerbskomponente im Vorfeld des Systemeinsatzes, so dass das Expertenwissen während des eigentlichen Systemeinsatzes i. d. R. keinen wesentlichen Veränderungen unterliegt. Beim fallspezifischen Wissen handelt es sich dagegen um fallbezogene Informationen, die für die Bonitätsanalyse bzw. Bonitätsklassifizierung eines neu zu betrachtenden Unternehmens benötigt werden. Die Eingabe der unternehmensindividuellen Ausprägungen der bonitätsrelevanten Merkmale erfolgt entweder durch den Benutzer des Systems über die Dialogkomponente oder über Schnittstellen aus weiteren Datenbanken. Ergänzend werden hier häufig Daten und Informationen von Vergleichsunternehmen in die Analyse integriert. Die Dialogkomponente dient an dieser Stelle jedoch nicht ausschließlich der Eingabe der fallbezogenen Daten, sondern fungiert zusätzlich als Ausgabeeinheit, die dem Anwender die Zwischen- und Abschlussergebnisse präsentiert.

<sup>209</sup> Quelle: Fischer (2004), S. 120.

<sup>210</sup> Vgl. auch im Folgenden Bagus (1992), S. 30-33 und S. 39 f.; Müller (1997), S. 64-66 sowie Fischer (2004), S. 120-122.

Die zentrale Komponente des Steuerungssystems ist die Problemlösungskomponente, die die relevanten Problemlösungsstrategien für die Bonitätsklassifikation bereitstellt. Diese Komponente beinhaltet somit Steuerungs- und Ablaufvorschriften, anhand derer eine Interpretation der Wissensbasis vorgenommen wird, um durch deduktives Schließen zu einer Problemlösung zu gelangen. Die letzte der fünf Komponenten, die Erklärungskomponente, dient der Transparenz der Systemergebnisse, indem sie es sowohl dem Anwender bei der Nutzung als auch dem Experten bei der Erstellung der Wissensbasis ermöglicht, die Entscheidungen des Systems durch Aufzeigen von Begründungen und Erklärungen schrittweise nachzuvollziehen.

Die hohe Transparenz der Analyseergebnisse stellt auch den größten Vorteil der Expertensysteme dar. Des Weiteren sind sie in der Lage qualitative Merkmale zu verarbeiten und die fallspezifischen Merkmale auszuwählen. Allerdings entsprechen Expertensysteme nicht der Anforderung der Objektivität, da die Wissensbasis durch Kreditexperten erstellt wird und somit stark subjektiven Einflüssen unterliegt. Des Weiteren kann die hohe Abhängigkeit von der Qualität des in der Wissensbasis repräsentierten Expertenwissens als nachteilig angesehen werden, da die Klassifikationsgüte hierzu eine direkte Abhängigkeit aufweist. Im Gegensatz zu den Neuronalen Netzen sind Expertensysteme nicht in der Lage selbstständig zu lernen, so dass ein Expertensystem regelmäßig überprüft und die Wissensbasis aktualisiert werden muss. Die Überprüfung der Wissensbasis stellt jedoch ein weiteres Problem dar, da ein Großteil des Wissens auf Erfahrungen von Kreditexperten beruht, deren Überprüfung relativ schwierig ist. Ein weiterer Nachteil besteht in der mangelhaften Robustheit gegenüber fehlenden Informationen, die die Ergebnisqualität mindern.<sup>211</sup> Grundsätzlich kann festgehalten werden, dass Expertensysteme als Basis eines internen Ratingsystems eingesetzt werden können, wobei allerdings die Überprüfung der Klassifikationsgüte sowie die Änderung des Systems als schwierig und aufwändig eingeschätzt werden kann.<sup>212</sup>

### **Fuzzy Logik:**

Die Fuzzy Logik stellt die dritte zu beschreibende Methode aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz dar, anhand derer Daten „unscharf“ ausgewertet werden können, so dass sich dieses Verfahren von der klassischen zweiwertigen Logik lösen kann. Im Gegensatz zur dualen bzw. dichotomen Logik, bei der Unternehmen nur binär den beiden Gruppen solvent oder insolvent zugeordnet werden können, ermöglicht die Fuzzy Logik mithilfe von Zugehörigkeitsgraden eine anteilige Zuordnung zu den Gruppen, wobei als Grundlage mehr als zwei Gruppen fungieren können. Ein Unternehmen könnte so beispielsweise als „0 % insolvent“, „60 % mittelmäßig solvent“ und „30 % solvent“ beschrieben werden. Auf diese Weise können fließende Übergänge zwischen den Beurteilungen berücksichtigt werden, so dass unscharfe Daten erfasst und mathematisch verarbeitet werden können.<sup>213</sup>

Diese Erläuterungen machen deutlich, dass die Fuzzy Logik besonders zur Verarbeitung qualitativer Daten geeignet ist. Des Weiteren findet sie vor allem im Bereich der Bonitätsanalyse bei der Konzepti-

<sup>211</sup> Vgl. Füser (2001), S. 66.

<sup>212</sup> Vgl. Heimann (2002), S. 48 sowie Füser (2001), S. 89.

<sup>213</sup> Vgl. Füser (2001), S. 74 sowie Fischer (2004), S. 130.

on von Expertensystemen Anwendung,<sup>214</sup> bei der das Expertenwissen regelbasiert abgebildet wird und somit auch die Verarbeitung quantitativer Daten häufig über linguistische Terme wie z. B. „hoch“, „niedrig“ oder „mittel“ erfolgt. Abbildung 3-17 zeigt den allgemeinen Verarbeitungsprozess in einem mit Fuzzy Logik kombinierten Expertensystems auf.

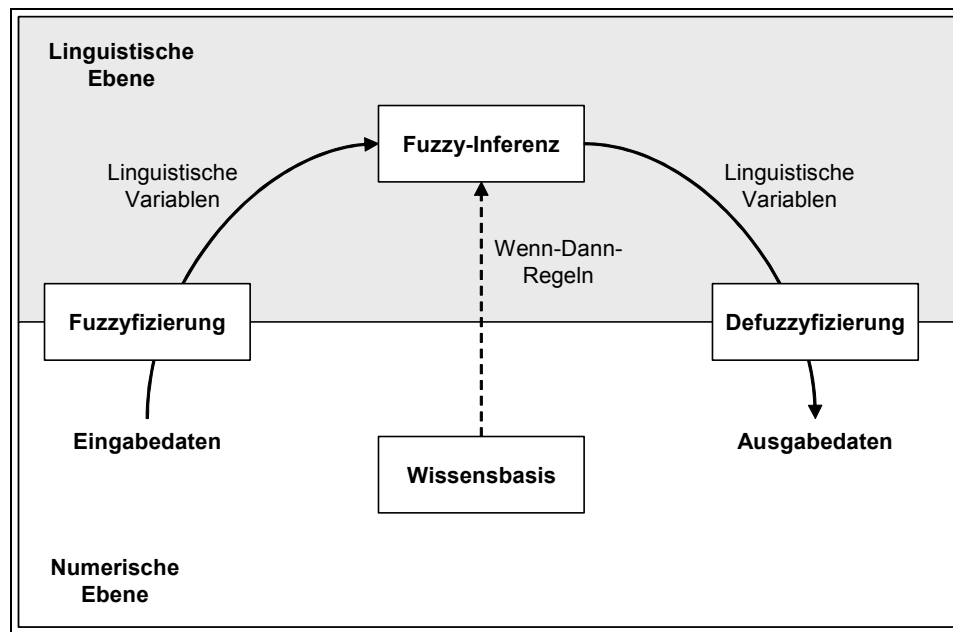


Abbildung 3-17: Verarbeitungsprozess eines Fuzzy Logik-Systems<sup>215</sup>

Der aufgezeigte Prozess wird im Folgenden am Beispiel des Merkmals Eigenkapitalrentabilität erläutert.<sup>216</sup> In einem ersten Schritt werden die Ausprägungen des Merkmals als numerische und somit noch „scharfe“ Daten als Eingabedaten in die Fuzzyfizierungseinheit übergeben. In dieser Einheit werden die Merkmale fuzzyfiziert, indem zunächst linguistische Terme definiert und die entsprechenden Ausprägungen über so genannte Zugehörigkeitsfunktionen<sup>217</sup> in linguistische Variablen überführt werden. Die Zugehörigkeitsfunktionen müssen dabei nicht zwingend, wie in Abbildung 3-18 dargestellt, linear verlaufen, sondern können auch andere Formen, beispielsweise einen S-förmigen Verlauf, aufweisen. Für das Beispiel der Eigenkapitalrentabilität können die drei linguistischen Terme „niedrig“, „mittel“ und „hoch“ definiert werden. Für die Transformation der Ausprägungen in linguistische Variablen müssen die prozentualen Merkmalsausprägungen anhand der Zugehörigkeitsfunktionen den linguistischen Ausprägungen zugeordnet werden. Die Zugehörigkeitsfunktionen können dabei entweder statistisch oder durch Expertenmeinung ermittelt werden. Die Bestimmung der Zugehörigkeitsfunktion stellt die wichtigste Komponente bei Fuzzy Logik-Systemen dar, weil die Qualität der Ergebnisse eine direkte Abhängigkeit von der Qualität der Abbildung der linguistischen Variablen aufweist. Die folgende Abbil-

<sup>214</sup> Expertensysteme stellen hier jedoch nicht die einzige Anwendungsmöglichkeit dar. Fuzzy Logik kann ebenfalls innerhalb von Künstlichen Neuronalen Netzen oder als i. d. R. nachgelagerte Bausteine von weiteren Bonitätsklassifizierungsverfahren angewendet werden.

<sup>215</sup> Quelle: Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 39.

<sup>216</sup> Vgl. auch im Folgenden Baetge/Heitmann (2000), S. 321-325; Eigermann (2002), S. 289-295; Flach/Rommelfanger (2002), S. 12-18 sowie Fischer (2004), S. 132-134.

<sup>217</sup> Die Funktionswerte der Zugehörigkeitsfunktion zeigen dabei den Grad der Zugehörigkeit zu einer Menge an. Vgl. Bagus (1992), S. 38.

Abbildung 3-18 zeigt die Zugehörigkeitsfunktion einer linguistischen Variable. Die x-Achse stellt die Eigenkapitalrentabilität (in %) dar, die y-Achse den Zugehörigkeitsgrad. Drei linguistische Variable sind dargestellt: „niedrig“, „mittel“ und „hoch“. Die Zugehörigkeitsfunktion für „niedrig“ ist 1,00 für  $x < 5$  und fällt dann linear auf 0 ab. Die Zugehörigkeitsfunktion für „mittel“ ist 0 für  $x < 5$  und  $x > 25$ , steigt linear von 0 bei  $x=5$  auf 1,00 bei  $x=15$  an und fällt dann linear auf 0 ab. Die Zugehörigkeitsfunktion für „hoch“ ist 0 für  $x < 15$  und steigt linear von 0 bei  $x=15$  auf 1,00 bei  $x=25$  an. Für einen Wert von  $x=22$  sind die Zugehörigkeitsgrade  $\mu_{\text{niedrig}}(22) = 0$ ,  $\mu_{\text{mittel}}(22) = 0,25$  und  $\mu_{\text{hoch}}(22) = 0,75$  abgelesen.

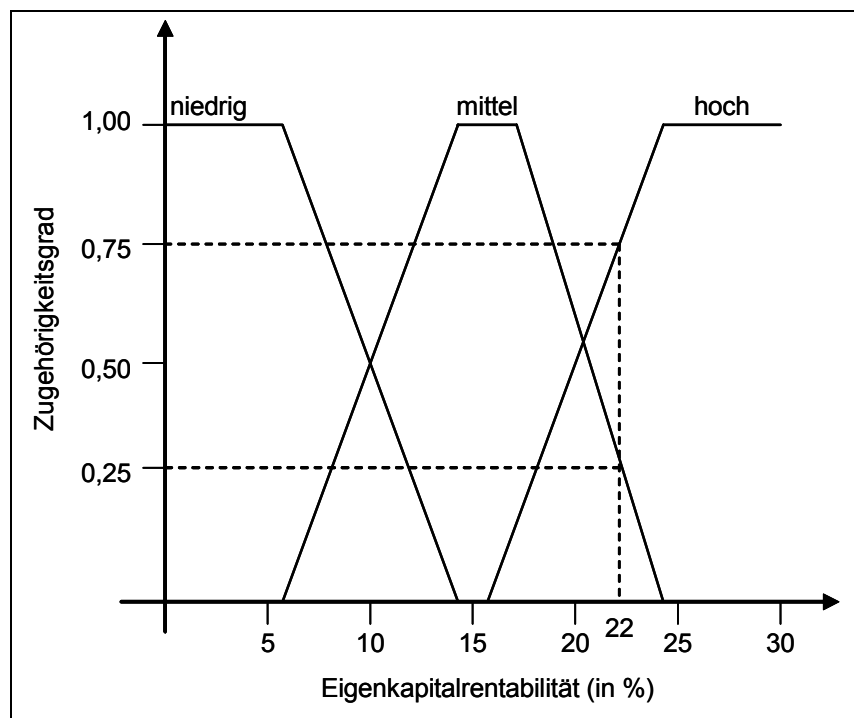


Abbildung 3-18: Zugehörigkeitsfunktion einer linguistischen Variable<sup>218</sup>

In dem aufgezeigten Beispiel würde somit eine Eigenkapitalrentabilität von 22 % nach der Fuzzyifizierung mit einem Zugehörigkeitsgrad von 0,75 mit „hoch“, mit einem Grad von 0,25 mit „mittel“ und mit einem Grad von 0 mit „niedrig“ bewertet. Dieses Vorgehen wird für alle ausgewählten Merkmale analog durchgeführt. Nach der Fuzzyifizierung der Informationen werden diese in der Fuzzy-Inferenz-Einheit entsprechend den in der Wissensbasis hinterlegten Regeln verarbeitet, wobei die Verarbeitung ausschließlich auf den linguistischen Termen basiert. Das aus der Fuzzy-Inferenz resultierende Gesamturteil stellt ebenfalls eine linguistische Variable mit entsprechenden Zugehörigkeitsgraden dar und kann somit als „unscharfe“ Bonitätseinschätzung interpretiert werden. In einem abschließenden Schritt wird dieses Ergebnis daher durch Defuzzyifizierung wieder zurück in eine „scharfe“ Bonitätseinschätzung transformiert.<sup>219</sup>

Für die Beurteilung dieses Verfahrens als Basis für interne Ratingsysteme gelten aufgrund der starken Verknüpfung die Aussagen in Bezug auf Expertensysteme. Ergänzend sollte jedoch noch festgehalten werden, dass Fuzzy Logik-Systeme aufgrund der Abbildung von Unschärfe komplexer als Expertensysteme sind und mit ihnen somit i. d. R. ein höherer Entwicklungsaufwand verbunden ist.

<sup>218</sup> Quelle: Thonabauer/Nösslinger (2004), S

<sup>219</sup> Siehe für Methoden der Defuzzyifizierung stellvertretend Eigermann (2002), S. 310-313.

### 3.3.2.3 Kausalanalytische Verfahren

Im Gegensatz zu den mathematisch-statistischen Verfahren und den Verfahren der künstlichen Intelligenz verwenden die kausalanalytischen Verfahren nicht die in Abschnitt 3.3.1 aufgezeigten Ratingkriterien zur Bonitätsanalyse. Sie leiten vielmehr einen direkten Zusammenhang zwischen den in der Zukunft zu erwirtschafteten Cash Flows eines Unternehmens und dessen Bonität her, wobei die Bonitätsfaktoren bei diesen Verfahren (bei börsennotierten Unternehmen) anhand von Kapitalmarktdaten gebildet werden.<sup>220</sup> Das Ergebnis kann dabei als Ausfallwahrscheinlichkeit interpretiert werden.

Ein Vertreter der kausalanalytischen Modelle ist das Optionspreismodell, das eine einzelgeschäftsbezogene Bonitätsanalyse ermöglicht, ohne dass eine umfangreiche Datenhistorie benötigt wird. Diese Verfahren können also auch dann eingesetzt werden, wenn noch keine ausreichende Datenhistorie für eine empirisch-statistische Modellentwicklung (z. B. Diskriminanz- oder Regressionsanalyse) zur Verfügung steht. Anstelle der historischen Daten benötigen Optionspreismodelle dagegen Daten über die jeweiligen ökonomischen Werte des Eigen- und Fremdkapitals sowie über die Volatilität der Aktiva eines Unternehmens. Optionspreismodelle können daher von der grundsätzlichen Ausprägung auch den firmenwertbasierten Kreditrisikomodelle zugeordnet werden.<sup>221</sup>

Optionspreismodelle zur Einschätzung der Bonität eines Unternehmens basieren auf der Annahme, dass ein Unternehmen ausfällt, wenn dessen Wert der Unternehmensaktiva zum Fälligkeitszeitpunkt unterhalb des Rückzahlungsbetrages des Kredites liegt. Die Aufnahme eines Kredites durch ein Unternehmen kann im Optionspreismodell als Kauf einer Verkaufs-Option interpretiert werden, durch die es den Firmeninhabern möglich ist, den Fremdkapitalgebern zum Fälligkeitszeitpunkt die Unternehmung zu übergeben anstatt den Kredit zurückzuzahlen, falls der Unternehmenswert unterhalb dem Wert des Fremdkapitals liegt. Zum Zeitpunkt der Kreditvergabe liegt der Wert der Unternehmensaktiva i. d. R. über dem Wert des Fremdkapitals. Während der Kreditlaufzeit schwankt der Wert der Aktiva aufgrund gesamtwirtschaftlicher, branchenspezifischer und unternehmensindividueller Faktoren, was dazu führen kann, dass der Wert der Verbindlichkeiten den Unternehmenswert übersteigt und somit zu einer ökonomischen Insolvenz des Unternehmens führt. Eine solche Unternehmensinsolvenz kann basierend auf der Optionspreistheorie<sup>222</sup> durch die in Abbildung 3-19 aufgezeigten Parameter kausalanalytisch modelliert werden.

Den Ausgangspunkt und damit den ersten Parameter bildet der Unternehmenswert zum Zeitpunkt  $t_0$ . Ausgehend von diesem Wert wird ein bei normalen Umweltbedingungen zu erwartender Wachstumspfad des Unternehmenswertes als zweiter Parameter geschätzt. Unabhängig von der erwarteten Wachstumsrate werden alle möglichen zukünftigen Unternehmenswerte durch eine Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung abgebildet, wobei analog der Optionspreistheorie an dieser Stelle eine Log-Normalverteilung der Unternehmenswerte unterstellt wird (Parameter 3). Somit kann die Volatilität des

<sup>220</sup> Vgl. auch im Folgenden Crosbie/Bohn (2003); Jansen (2001a), S. 111-113; Merton (1974), S. 452-455; Altman/Saunders (1997), S. 1724 f.; Kealhofer (2003), S. 30-33; Varnholt (1997), S. 97-101 sowie Wehrspohn (2005a).

<sup>221</sup> Siehe für eine detaillierte Darstellung firmenwertbasierter Kreditrisikomodelle Daldrup (2003), S. 12-25.

<sup>222</sup> Siehe für die Grundgedanken der Optionspreistheorie Black/Scholes (1973) sowie Merton (1973).



Unternehmenswertes (Parameter 4) als annualisierte Standardabweichung interpretiert werden. Die beiden verbleibenden Parameter Rückzahlungsbetrag und Fälligkeitszeitpunkt sind durch den Kreditvertrag direkt vorgegeben.

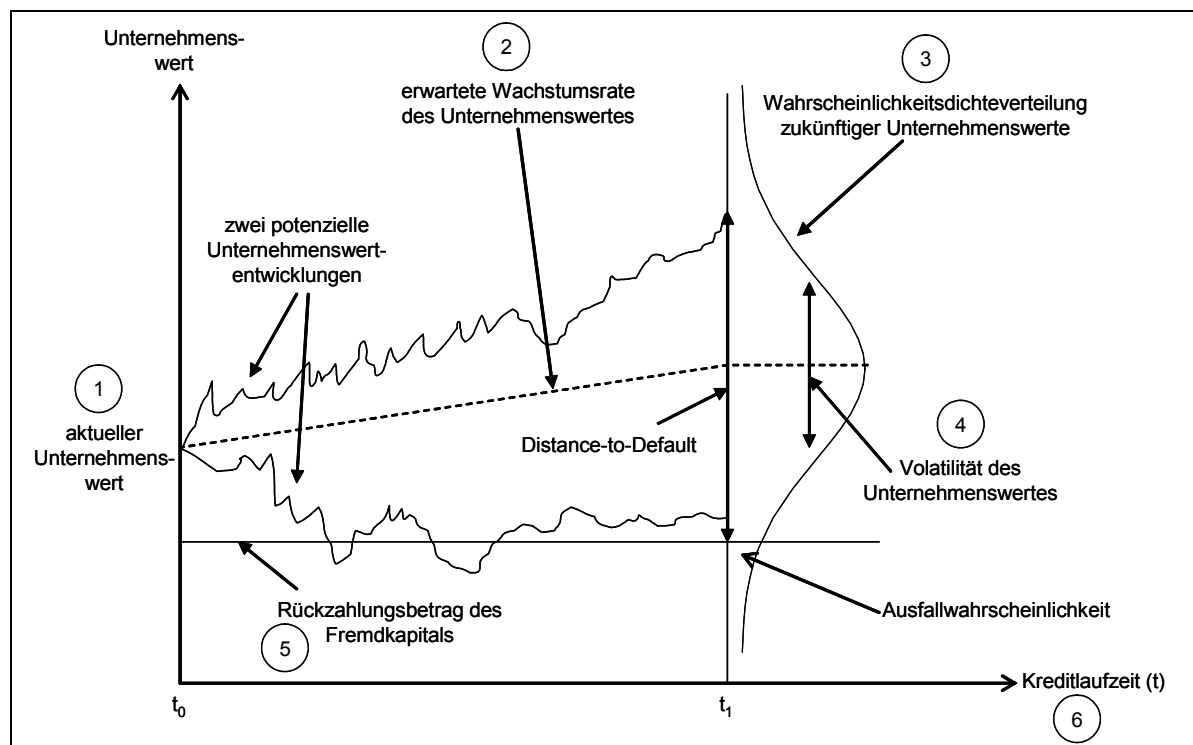


Abbildung 3-19: Kausalanalytische Faktoren einer Unternehmensinsolvenz<sup>223</sup>

Die über dieses Verfahren zu bestimmende Ausfallwahrscheinlichkeit entspricht somit der Wahrscheinlichkeit, mit der zukünftige Unternehmenswerte unterhalb des Wertes der Verbindlichkeiten liegen bzw. sie entspricht der Wahrscheinlichkeit, mit der die Firmeninhaber die Verkaufs-Option ausüben. Je mehr der Unternehmenswert den Wert des Fremdkapitals (Default Point, DPT) übersteigt, umso größer ist entsprechend die so genannte Distance-to-Default (DD). Die Distance-to-Default berechnet sich unter Annahme der Log-Normalverteilung der Unternehmenswerte gemäß der folgenden Gleichung, wobei  $V$  den Unternehmenswert,  $FK$  den Wert des Fremdkapitals,  $\sigma_V$  die Volatilität des Unternehmenswertes und  $t$  die Kreditlaufzeit bezeichnen.

$$DD_t = \frac{\ln\left(\frac{FK_t}{V_t}\right) + \left(\frac{\sigma_V^2}{2}\right) \cdot t}{\sigma_V \cdot \sqrt{t}} \quad (3-14)$$

Zwischen der Distance-to-Default und der Ausfallwahrscheinlichkeit (PD) besteht ein direkter Zusammenhang, so dass bei größer werdender DD die Ausfallwahrscheinlichkeit abnimmt. Die PD berechnet sich dabei als Wert der Standard-Normalverteilung an der Stelle  $DD_t$ .

<sup>223</sup> In Anlehnung an Jansen (2001a), S. 112.

Analog zu den regressionsanalytischen Verfahren liefert das Optionspreismodell als Ergebnis ebenfalls eine Ausfallwahrscheinlichkeit, die direkt einer Ratingklasse zugeordnet werden kann. Des Weiteren können ein hoher Grad an Objektivität und Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse positiv hervorgehoben werden. Ein weiterer konzeptioneller Vorteil des Optionspreismodells liegt darin, dass das Verfahren auf Kapitalmarktdaten basiert und somit keine Abhängigkeit von vornehmlich vergangenheitsorientierten Daten, wie es bei den sonstigen aufgezeigten Verfahren der Fall ist, aufweist. Allerdings stellt sich auch die Datengewinnung für das Optionspreismodell nicht als unproblematisch dar. So lässt sich der ökonomische Unternehmenswert nur unter Hinzunahme interner und öffentlicher Unternehmensdaten realistisch abschätzen, wobei der Zugang zu allen relevanten internen Daten für Banken vermutlich häufig nicht gegeben ist. Des Weiteren kann die Volatilität des Unternehmenswertes nicht gemessen werden, so dass dieser Wert für börsennotierte Unternehmen anhand der Volatilität der Aktienkurse und bei nicht-börsennotierten Unternehmen über branchenspezifische Vergleichswerte approximiert werden muss. Zudem ist das Verfahren nicht in der Lage, qualitative Daten direkt in die Analyse einzubeziehen. Solche Faktoren werden maximal durch die Marktpreise implizit berücksichtigt, wobei hier jedoch nur die den Marktteilnehmern zugänglichen Informationen einfließen können.<sup>224</sup> Die für das Verfahren benötigten Daten lassen sich jedoch (ungeachtet der Qualität) zumindest approximativ für alle Unternehmen bestimmen, so dass die Anforderung der Möglichkeit, Ratings auch bei fehlenden Informationen erstellen zu können, aufgrund dieses konzeptionellen Vorteils gegenüber den bisher aufgezeigten Verfahren als erfüllt angesehen werden kann. Die Tatsache, dass sich die benötigten Daten überwiegend nur für große börsennotierte Unternehmen zuverlässig abschätzen lassen, führt zu der Aussage, dass die Optionspreismodelle als Basis für ein internes Ratingsystem nur bedingt geeignet erscheinen.

#### 3.3.2.4 Vergleich der Verfahren

Zu Beginn dieses Kapitels wurde bereits erwähnt, dass sich weder in der Literatur noch in der Praxis eines der aufgezeigten Verfahren als das optimale Verfahren herausgestellt hat. Der Grund kann prinzipiell darin gesehen werden, dass verschiedene Untersuchungen zu unterschiedlichen Ergebnissen in Bezug auf die Trenngüte der einzelnen Verfahren gekommen sind.<sup>225</sup> Als Ursache hierfür kann die in den Untersuchungen verwendete unterschiedliche Datenbasis angesehen werden, so dass die Ergebnisse eine starke Abhängigkeit von dem zur Verfügung stehenden Datenmaterial aufzuweisen scheinen. Aus diesem Grund kann festgehalten werden, dass eine Entscheidung für ein Verfahren nicht ausschließlich auf Basis des reinen Vergleichs der Quote der Fehlklassifizierungen vorgenommen werden sollte.<sup>226</sup> Für eine Empfehlung zur Verwendung eines der aufgezeigten Verfahren in einem internen Ratingsystem sollten daher weitere Kriterien bzw. die zu Beginn aufgestellten Anforderungen berücksichtigt werden, in denen sich die Verfahren zum Teil auch unterscheiden.

<sup>224</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 50.

<sup>225</sup> Siehe zu den Untersuchungen die bei der jeweiligen Verfahrensdarstellung angegebene Literatur.

<sup>226</sup> Vgl. Keysberg (1989), S. 109.

Werden zunächst nur die mathematisch-statistischen Verfahren verglichen, so fällt auf, dass das klassische Punktbewertungsverfahren als einziges mathematisch-statistisches Verfahren nicht der Anforderung der Objektivität der Ergebnisbildung entspricht. Dafür wird bei diesem Verfahren analog zu der linearen Diskriminanzanalyse und der linearen Regressionsanalyse sowie dem Kendall- und Linhart-Verfahren die Anforderung der Transparenz zumindest in Teilen erfüllt. Während bei diesen vier Verfahren jeweils die Ergebnisentstehung gut nachvollziehbar ist, ergeben sich jedoch Unterschiede bei der Bestimmung der Trennbeiträge der einzelnen verwendeten Merkmale. Sowohl beim Punktbewertungsverfahren als auch bei der linearen Diskriminanz- und Regressionsanalyse ist es möglich, die jeweilige prozentuale Bedeutung der Trennbeiträge der einzelnen Variablen durch deren entsprechende Gewichtung zu identifizieren, so dass die Merkmale gemäß ihres Trennbeitrages in eine Rangfolge gebracht werden können.<sup>227</sup> Diese Rangfolgenbildung kann zwar auch beim Kendall-Verfahren vorgenommen werden, allerdings bietet dieses Verfahren keine Möglichkeit die prozentuale Bedeutung der einzelnen Variablen zu bestimmen.<sup>228</sup> Die quadratische Diskriminanzanalyse, die Kern-Methode, das k-Nearest-Neighbour-Verfahren sowie die Logit- und Probit-Modelle sind demgegenüber sehr komplex, so dass die Ergebnisentstehung einer Black-Box entsprechend nicht nachvollziehbar bzw. die zugrunde liegenden Funktionen ökonomisch nicht interpretierbar sind.

Eine weitere gestellte Anforderung besteht in der Verwendung von quantitativen und qualitativen Merkmalen, bei der sich vor allem das Punktbewertungsverfahren und die Kern-Methode hervorheben. Beim Punktbewertungsverfahren werden die qualitativen Merkmale direkt über subjektive Bewertung einbezogen und die Kern-Methode kann diese Merkmale ebenfalls direkt verarbeiten, da das Verfahren keinerlei Beschränkungen in Bezug auf das Skalenniveau der Variablen aufweist.<sup>229</sup> Weitere Verfahren, bei denen qualitative Merkmale relativ gut integriert werden können, werden durch das Linhart-Verfahren sowie die Logit- und Probit-Verfahren repräsentiert. Bei dem Verfahren von Linhart werden alle Merkmale in binäre Variablen transformiert, so dass bei der Verarbeitung keine Unterscheidung zwischen quantitativen und qualitativen Merkmalen vorgenommen werden muss. Die Logit- und Probit-Verfahren ermöglichen eine relativ einfache Integration der qualitativen Daten über Dummy-Variablen, bei denen die Merkmale ebenfalls in binäre Variablen transformiert werden. Bei den weiteren mathematisch-statistischen Verfahren können qualitative Merkmale zwar integriert werden, allerdings müssen sie hierbei zunächst durch aufwändige Skalierung bzw. Transformation in Kennzahlen umgewandelt werden.

In Bezug auf die Robustheit gegenüber fehlendem Datenmaterial kann festgehalten werden, dass keins der mathematisch-statistischen Verfahren dieser Anforderung entspricht und fehlende Daten somit i. d. R. zu verzerrten Ergebnissen führen.

Ein weiterer Unterschied lässt sich beim Ergebnis der jeweiligen Verfahren feststellen. Punktbewertungsverfahren sowie lineare und quadratische Diskriminanzanalysen kommen zu einem Score-Wert

---

<sup>227</sup> Zu berücksichtigen bleibt hier allerdings, dass beim Punktbewertungsverfahren die Gewichte i. d. R. subjektiv ausgewählt werden, so dass auch die prozentuale Bedeutung der Trennbeiträge stark subjektiv beeinflusst ist.

<sup>228</sup> Vgl. Keysberg (1989), S. 106 f.

<sup>229</sup> Vgl. Keysberg (1989), S. 112.

als Ergebnis, anhand dessen Höhe die zu klassifizierenden Unternehmen bestimmten Risikoklassen zugeordnet werden können. Demgegenüber stellen (Ausfall-)Wahrscheinlichkeiten das Ergebnis bei der Kern-Methode sowie bei allen regressionsanalytischen Verfahren dar, denen ebenfalls direkt Risikoklassen zugeordnet werden können. Das Kendall- und Linhart- sowie das k-Nearest-Neighbor-Verfahren weisen als Ergebnis weder einen Score-Wert noch eine Ausfallwahrscheinlichkeit auf, sondern sie nehmen eine direkte Zuordnung der zu klassifizierenden Unternehmen in Risikokategorien vor. Während das k-Nearest-Neighbor-Verfahren bei entsprechend geeigneter Wahl von den zu betrachtenden k Nachbarn eine eindeutige Zuordnungen vornehmen kann, ist es bei den beiden erstgenannten Verfahren möglich, dass Unternehmen in einen Graubereich fallen und somit nicht eindeutig klassifiziert werden können.

Abschließend für die mathematisch-statistischen Verfahren gilt es nun zu erläutern, ob die einzelnen Verfahren als Basis für ein internes Ratingsystem geeignet erscheinen. In Anbetracht der Tatsache, dass Objektivität eine obligatorische Anforderung für ein Basel II-konformes Ratingsystem darstellt,<sup>230</sup> kann die fehlende Objektivität bei den Punktbewertungsverfahren als K.O.-Kriterium angesehen werden, so dass diese Verfahren nicht geeignet sind, im Rahmen eines internen Ratingsystems eingesetzt zu werden. Für die Gruppe der diskriminanzanalytischen Verfahren kann in dieser Frage keine einheitliche Antwort bzw. Empfehlung gegeben werden. Obwohl die lineare Diskriminanzanalyse eine Normalverteilung der Merkmale voraussetzt, kann sie aufgrund der oben genannten Punkte als gut geeignet angesehen werden, zumal sie auch eine hohe Robustheit gegenüber der Verletzung der Normalverteilungsannahme aufweist.<sup>231</sup> Die quadratische Diskriminanzanalyse unterstellt ebenfalls eine Normalverteilung, allerdings ist sie weniger robust gegenüber der Verletzung dieser Annahme, so dass dieses Verfahren nur bedingt, im Falle von normalverteilten Merkmalen, Einsatz finden sollte. Im Bereich der verteilungsfreien diskriminanzanalytischen Verfahren kann konstatiert werden, dass sowohl das Linhart- als auch das Kendall-Verfahren für interne Ratingsysteme ungeeignet sind, da Unternehmen bei diesen Verfahren ggf. nicht eindeutig einer Klasse zugeordnet werden können. Die Kern-Methode sowie das k-Nearest-Neighbor-Verfahren können nur als bedingt geeignet angesehen werden, da bei ihnen zunächst überprüft werden muss, ob der Rechenaufwand einen Einsatz in der Praxis rechtfertigt. Rein aus theoretischen Gesichtspunkten stellen sie jedoch geeignete Verfahren dar. Die aufgezeigten regressionsanalytischen Verfahren können ebenfalls als Basis für ein internes Ratingsystem dienen, wobei bei dem linearen Wahrscheinlichkeitsmodell die Bedingung besteht, eine Normierung der Wahrscheinlichkeiten auf das Intervall ]0; 1[ vorzunehmen.

Werden bei dem Vergleich nun die Verfahren der künstlichen Intelligenz sowie die kausalanalytischen Verfahren berücksichtigt, so kann zunächst festgestellt werden, dass KNN und Expertensysteme/Fuzzy Logik analog zu den mathematisch-statistischen Verfahren ihre Klassifikation auf Basis der in Abschnitt 3.3.1 aufgezeigten Ratingkriterien vornehmen. Im Gegensatz zu diesen Verfahren bezieht sich das Optionspreismodell, als Vertreter der kausalanalytischen Verfahren, auf Kapitalmarktdaten, die die Ratingkriterien zumindest in Teilen implizit berücksichtigen, sie allerdings nicht als direkte Inputparameter

<sup>230</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 410.

<sup>231</sup> Vgl. Keysberg (1989), S. 110.

verwenden. In diesem Punkt kann der grundsätzlich konzeptionelle Vorteil des Optionspreismodells gegenüber den sonstigen Verfahren angesehen werden, da sich das Optionspreismodell ausschließlich auf zukunftsorientierte Daten bezieht, während die Ratingermittlung bei den anderen Verfahren überwiegend durch vergangenheitsorientierte Informationen determiniert wird.<sup>232</sup>

Wie bei fast allen mathematisch-statistischen Verfahren (mit Ausnahme der Punktbewertungsverfahren) erfüllen die KNN sowie das Optionspreismodell die Anforderung der Objektivität. Expertensysteme sowie die Fuzzy Logik in Verbindung mit Expertensystemen verletzen dagegen diese Anforderung aufgrund des subjektiven Charakters der Wissensbasis. Im Bereich der Transparenz und Nachvollziehbarkeit ergeben sich ebenfalls Unterschiede bei den Verfahren. Während Expertensysteme/Fuzzy Logik aufgrund der vorhandenen Erklärungskomponente und das Optionspreismodell aufgrund seiner kausalen Erklärungsmöglichkeit von Krisensituationen und Kreditausfällen<sup>233</sup> eine hohe Transparenz aufweisen, kann die Ergebnisbildung bei KNN nur durch zusätzliche Komponenten nachvollzogen werden, so dass die Anforderung der Transparenz bei grundlegenden KNN als nicht erfüllt angesehen werden kann. Analog zum Punktbewertungsverfahren können KNN sowie Expertensysteme und Fuzzy Logik qualitative Daten nahezu direkt verarbeiten. KNN ermöglichen dies, da sie keine formal-mathematischen Anforderung an die eingehenden Daten stellen. Bei Expertensystemen können qualitative Daten direkt anhand der regelbasierten Wissensbasis verarbeiten und bei der Fuzzy Logik können sie über linguistische Variablen in die Analyse integriert werden. Lediglich das Optionspreismodell erfüllt diese Anforderung nicht, da qualitative Daten nur in begrenztem Umfang und nur implizit über die Marktpreise berücksichtigt werden.

Analog zu den mathematisch-statistischen Verfahren fehlt es den Expertensystemen/Fuzzy Logik an einer grundlegenden Robustheit gegenüber fehlenden Daten. Diese Anforderung kann demgegenüber bei den KNN und dem Optionspreismodell als erfüllt angesehen werden. Während KNN aufgrund ihres Aufbaus und Funktionsweise eine „Missing-Value“-Behandlung erlauben,<sup>234</sup> ist es beim Optionspreismodell möglich, fehlende Daten über Benchmark-Unternehmen approximativ zu bestimmen. Bei der Betrachtung des Ergebnisses lässt sich erkennen, dass das Optionspreismodell analog zur Kern-Methode und den regressionsanalytischen Verfahren eine Ausfallwahrscheinlichkeit ausgibt, während KNN und Expertensysteme/Fuzzy Logik i. d. R. einen Score-Wert als Bonitätseinschätzung ausgeben.

Expertensysteme/Fuzzy Logik sowie KNN können daher prinzipiell als Basis für ein internes Rating-system verwendet werden. Der Einsatz von Optionspreismodellen ist hierbei nur bedingt zu empfehlen, da die benötigten Informationen nur bei börsennotierten Unternehmen zuverlässig bestimmt werden können. Die folgende Tabelle fasst den Vergleich der aufgezeigten Verfahren zusammen.

---

<sup>232</sup> Vgl. Jansen (2001a), S. 113 f.

<sup>233</sup> Vgl. Jansen (2001a), S. 123.

<sup>234</sup> Vgl. Füser (2001), S. 86.

	Objektivität	Transparenz	Verwendung qualitativer Daten	Robustheit bei fehlenden Daten	Ergebnis	Eignung für interne Rating-systeme
<b>PBW</b>	nein	ja	ja	nein	Score-Wert	nein
<b>LDA</b>	ja	ja	(ja)	nein	Score-Wert	ja
<b>QDA</b>	ja	nein	(ja)	nein	Score-Wert	(ja)
<b>KDV</b>	ja	ja	(ja)	nein	direkte Klassenzuordnung	nein
<b>LHV</b>	ja	(ja)	ja	nein	direkte Klassenzuordnung	nein
<b>Kern-Methode</b>	ja	nein	ja	nein	Ausfallwahrscheinlichkeit	(ja)
<b>kNN</b>	ja	nein	(ja)	nein	direkte Klassenzuordnung	(ja)
<b>LRA</b>	ja	ja	(ja)	nein	Ausfallwahrscheinlichkeit	ja
<b>Logit/Probit</b>	ja	nein	ja	nein	Ausfallwahrscheinlichkeit	ja
<b>KNN</b>	ja	nein	ja	ja	Score-Wert	ja
<b>Expertensysteme / Fuzzy Logik</b>	nein	ja	ja	nein	Score-Wert/direkte Klassenzuordnung	ja
<b>Optionspreismodell</b>	ja	ja	indirekt über Marktdaten	ja	Ausfallwahrscheinlichkeit	(ja)

Tabelle 3.3-4: Vergleich alternativer Ratingverfahren

Es bleibt jedoch noch festzuhalten, dass die Wahl nicht auf ein globales Verfahren bzw. auf ein Verfahren pro Kunden- bzw. Geschäftsartensegment beschränkt ist. Eine weitere Alternative stellt die Kombination verschiedener Verfahren, ein hybrider Ansatz, dar. Beispielsweise kann ein Neuronales Netz mit der Technik der Fuzzy Logik gekoppelt werden, um bei den Eingangsinformationen auch unscharfe Informationen zu berücksichtigen.<sup>235</sup> Eine weitere Alternative kann in einer linearen Diskriminanzanalyse gesehen werden, der ein Experten- oder Fuzzysystem vorgeschaltet ist, um qualitative Daten in eine Kennzahl zu skalieren, die wiederum Eingang in die Diskriminanzfunktion finden.<sup>236</sup> Entsprechend dem zu betrachtenden (Teil-)Portfolio und der damit verbundenen Datenbasis muss daher für jede Bank individuell überprüft werden, welches Verfahren bzw. welche Verfahrenskombination für den Aufbau eines internen Ratingsystems am besten geeignet ist.

Abschließend kann konstatiert werden, dass sich von den aufgezeigten Verfahren vor allem die Diskriminanzanalyse sowie die regressionsanalytischen Verfahren in der Praxis durchgesetzt haben.<sup>237</sup> Allerdings haben in den letzten Jahren neben den KNN auch Expertensysteme, als alleiniges Verfahren oder in Kombination mit weiteren mathematisch-statistischen Verfahren, an Bedeutung gewonnen.<sup>238</sup>

<sup>235</sup> Vgl. Füser (2001), S. 87.

<sup>236</sup> Vgl. Blochwitz/Eigermann (2000), S. 71.

<sup>237</sup> Vgl. Grunert/Weber (2004), S. 30, sowie Altman/Saunders (1997), S. 1723.

<sup>238</sup> Vgl. Füser/Gleißner (2001), S. 323.

### 3.3.3 Kalibrierung des Ratingsystems und Schätzung von Risikoparametern

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten mögliche Ratingverfahren aufgezeigt wurden, befasst sich das folgende Unterkapitel mit dem dritten Schritt der Systementwicklung, der Kalibrierung des Ratingsystems. Bei der Kalibrierung können zwei grundsätzliche Vorgehensweisen identifiziert werden, deren Verwendung durch das jeweils gewählte Ratingverfahren determiniert wird. Entweder werden die Kreditnehmer durch das Ratingverfahren direkt bzw. indirekt über Score-Wert-Intervalle in Risikoklassen eingeteilt, wobei den jeweiligen Klassen anschließend Ausfallwahrscheinlichkeiten (durchschnittliche Ausfallraten) zugeordnet werden. Alternativ kann den Kreditnehmern bereits durch das Verfahren eine individuelle Ausfallwahrscheinlichkeit berechnet (statistische Ausfallmodelle), wobei die Kreditnehmer anhand der Ausfallwahrscheinlichkeit zur einheitlichen Kategorisierung ebenfalls in entsprechende Ratingklassen eingeordnet werden.<sup>239</sup>

Die genannten Vorgehensweisen harmonisieren zudem mit den Anforderungen der Bankenaufsicht, die im Rahmen von Basel II fordert, dass die Banken zur Schätzung der durchschnittlichen PD pro Ratingklassen interne Ausfalldaten (ein Pooling von Daten mehrerer Banken ist erlaubt) oder statistische Ausfallmodelle verwenden. Des Weiteren erlaubt die Bankenaufsicht das so genannte Mapping der internen Ratingklassen auf die Klassen von öffentlichen Ratingagenturen, so dass die für die externen Ratingklassen beobachteten Ausfallraten den internen Risikoklassen zugeordnet werden dürfen.<sup>240</sup> Die Verwendung interner Ausfalldaten entspricht dabei der im oberen Abschnitt erstgenannten Vorgehensweise, bei denen die Unternehmen anhand eines Score-Wertes in Risikoklassen eingeteilt werden und sich die durchschnittliche PD aus den historischen Ausfallraten bestimmt. Die Verwendung von statistischen Ausfallmodellen stellt die zweitgenannte Vorgehensweise dar, bei der für jeden Kreditnehmer individuell eine Ausfallwahrscheinlichkeit geschätzt wird, anhand derer eine Zuordnung zu den Risikoklassen vorgenommen wird. Die durchschnittliche PD kann anschließend als einfacher Durchschnitt der individuellen PD berechnet werden.

#### 3.3.3.1 Bestimmung der (optimalen) Anzahl von Ratingklassen

Unabhängig davon, welches Ratingverfahren im vorherigen Schritt gewählt worden ist, muss bei der weiteren Entwicklung des Ratingsystems zunächst entschieden werden, über wie viele Rating- bzw. Risikoklassen das System verfügen sollte. Die Bankenaufsicht gibt in diesem Punkt eine Nebenbedingung vor, indem sie fordert, dass ein Basel II-konformes Ratingsystem mindestens sieben Klassen für nicht ausgefallene und eine Klasse für ausgefallene Kreditnehmer aufweisen muss.<sup>241</sup> Bei der Berücksichtigung dieser Nebenbedingung stellt sich für Banken daher die Frage, ob diese mindestens vorzunehmende Kreditnehmerdifferenzierung in acht Ratingklassen ausreichend ist, oder ob die Banken eine stärkere Differenzierung durch eine größere Anzahl an Risikoklassen anstreben sollten.

<sup>239</sup> Vgl. Merk/Stäblein (2004), S. 165.

<sup>240</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 461 f. sowie Liebig et al. (2005), S. 18.

<sup>241</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 404.

Grundsätzlich ist diese Frage nicht einfach zu beantworten, da sich in diesem Punkt zwei konkurrierende Zielsetzungen bei der Bestimmung bzw. Zuordnung von Ausfallwahrscheinlichkeiten zu Ratingklassen ergeben. Im Rahmen der Ratingkonzeption wird von der Annahme ausgegangen, dass innerhalb einer Ratingklasse alle Kreditnehmer identisch sind und somit das gleiche Kreditrisiko aufweisen, so dass allen Unternehmen einer Klasse dieselbe (durchschnittliche) Ausfallwahrscheinlichkeit zugeordnet wird. Diese Homogenitätsannahme der Kreditnehmer einer Klasse kann offensichtlich jedoch nur als eine Approximation verstanden werden, da die Kreditqualitäten der Unternehmen in der Realität eher stetig verteilt sind und nicht von einer Ratingklasse zur nächsten einen unvermittelten Sprung aufweisen. Um dem Idealbild einer stetigen Verteilung der Kreditqualitäten näher zu kommen, sollte ein Ratingsystem über möglichst viele Risikoklassen verfügen, um so eine stärkere Risikodifferenzierung und somit eine größere Homogenität der Kreditnehmer innerhalb einer Klasse zu gewährleisten. Je weniger Risikoklassen verwendet werden, umso größer ist das Intervall der individuellen Ausfallwahrscheinlichkeiten in einer einzelnen Klasse. Ein großes Intervall von Ausfallwahrscheinlichkeiten und einer anschließenden Zuordnung einer durchschnittlichen PD für alle Kreditnehmer einer Ratingklasse führt dazu, dass die Unternehmen einer Klasse mit einer relativ besseren Bonität durch die Homogenitätsannahme unterbewertet und ihr Kreditrisiko somit überschätzt wird. Analog werden die relativ bonitätschwächeren Unternehmen der Klasse aufgewertet und ihr Kreditrisiko konstant unterschätzt.<sup>242</sup> Aufgrund der hohen Bedeutung der Ausfallwahrscheinlichkeit als (Input-)Parameter im gesamten Kreditrisikomanagement hat die Anzahl der Ratingklassen und somit die Stärke der Risikodifferenzierung unter anderem auch Auswirkungen auf das Pricing und die Kreditrisikoquantifizierung auf Portfolioebene sowie auf die Höhe der regulatorischen Eigenkapitalanforderung. Grundsätzlich kann an ein internes Ratingsystem somit die Anforderung einer möglichst großen Anzahl an Risikoklassen gestellt werden.

Diese Anforderung steht jedoch im Konflikt mit der Anforderung nach einer möglichst konsistenten empirischen Schätzung der durchschnittlichen Ausfallwahrscheinlichkeit pro Ratingklasse. Für die bankinterne Kalkulation von Ausfallwahrscheinlichkeiten ist eine große Datenbasis die Voraussetzung. D. h., es wird eine hinreichend große Kreditnehmerstichprobe benötigt, um einen niedrigen Standardfehler bei der empirischen Schätzung der PD zu erhalten.<sup>243</sup> Implizit bedeutet dies, dass für eine konsistente Schätzung eine Vielzahl von Kreditnehmern in einer Risikoklasse enthalten sein muss. Je größer diese Anzahl, umso besser ist die PD-Schätzung, da unter der Unabhängigkeitsannahme der Kreditnehmer die mittlere Ausfallrate bei steigender Anzahl von Kreditnehmern in der Ratingklasse gegen die reale Ausfallrate konvergiert.<sup>244</sup> Um der Anforderung einer großen Anzahl von Kreditnehmern in einer Risikoklasse bei einer feststehenden Stichprobe gerecht zu werden, müsste das Ratingsystem jedoch über relativ wenige Risikoklassen verfügen.

In der geforderten Anzahl der Risikoklassen lässt sich somit der Konflikt zwischen einer konsistenten PD-Schätzung und einer starken Risikodifferenzierung erkennen. Je mehr Risikoklassen verwendet werden, umso kleiner ist das jeweilige PD-Intervall einer Risikoklasse und umso besser wird die individuelle Bonität der Kreditnehmer berücksichtigt. Demgegenüber führt jedoch eine zunehmende Anzahl

<sup>242</sup> Vgl. Wehrspohn (2005b), S. 88 f.

<sup>243</sup> Vgl. Jansen (2001b), S. 71.

<sup>244</sup> Vgl. Huschens/Locarek-Junge (2002), S. 106 f. sowie Wehrspohn (2005b), S. 94.



an Risikoklassen zu einem größeren Schätzfehler der PD. Es muss somit die Anzahl von Ratingklassen gebildet werden, durch die sowohl das PD-Intervall und auch der Schätzfehler pro Ratingklasse minimiert wird. Anders ausgedrückt kann eine Ratingstruktur als optimal angesehen werden, wenn die Summe der Ungleichheiten zwischen geschätzter PD pro Ratingklasse und der jeweils individuellen PD der Kreditnehmer minimiert wird.<sup>245</sup>

### 3.3.3.2 Kalibrierung bei Score-Werten und statistischen Ausfallmodellen

Die Bestimmung der zu verwendenden Anzahl von Ratingklassen ist jedoch nur der erste Schritt bei der Kalibrierung des Systems. Für den Fall, dass Ratingverfahren eingesetzt werden, die als Ergebnis einen **Score-Wert** ausweisen, muss zunächst für jedes Unternehmen des gesamten Portfolios bzw. der gesamten Stichprobe der Score-Wert ermittelt werden. Aus diesen Score-Werten kann anschließend eine Verteilung der Score-Werte des Portfolios bzw. der Stichprobe bestimmt werden. Die Verteilung kann nun in aus Score-Intervallen bestehende Teilbereiche eingeteilt werden, die den Ratingklassen entsprechen.<sup>246</sup> Eine weitere Vorgehensweise bei der Festlegung der Teilbereiche bzw. Ratingklassen besteht darin, für jeden Abschnitt eine festgelegte Anzahl bzw. einen festgelegten Anteil von Kreditnehmern zu definieren. Die Kreditnehmer werden dann nach auf- oder absteigenden Score-Werten sortiert und entsprechend der festgelegten Anteile auf die Ratingklassen verteilt.<sup>247</sup> Die folgende Abbildung verdeutlicht die erstgenannte Vorgehensweise, wobei von der Annahme ausgegangen wird, dass höhere Score-Werte eine bessere Bonität anzeigen.

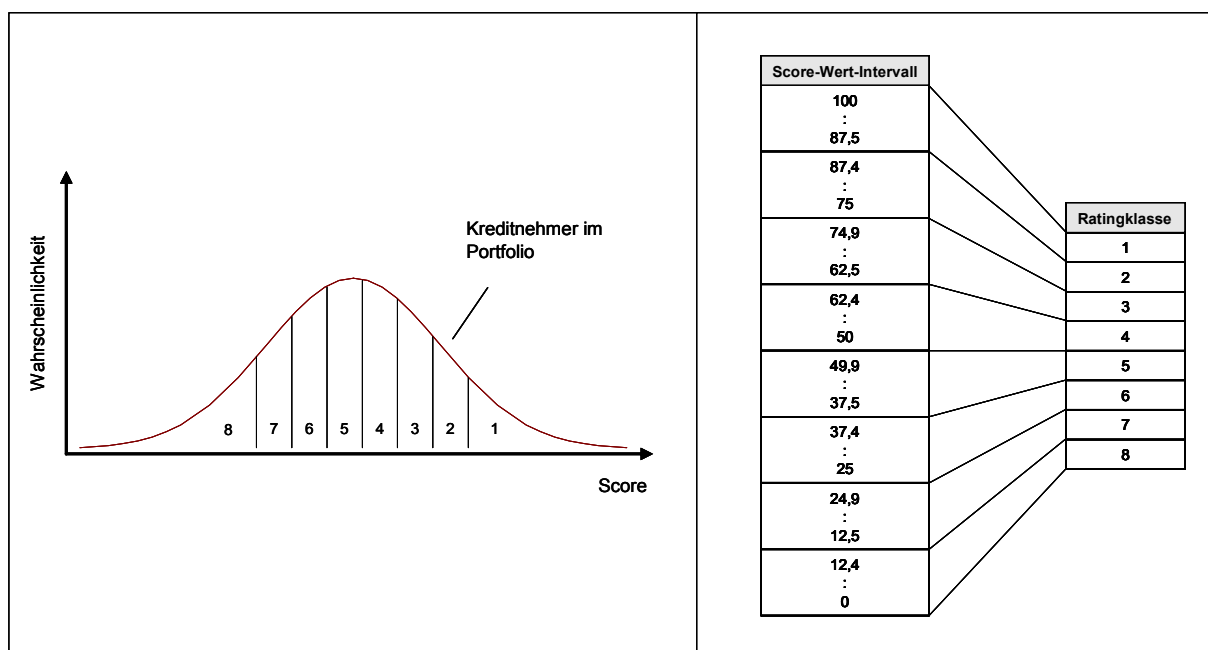


Abbildung 3-20: Einteilung in Ratingklassen<sup>248</sup>

<sup>245</sup> Vgl. Bank of Japan (2005), S. 10 f.

<sup>246</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 121.

<sup>247</sup> Vgl. Fritz/Luxenburger/Miehe (2004), S. 113.

<sup>248</sup> In Anlehnung an Behr/Güttler (2004), S. 122.

I. d. R. verfügen Banken über verschiedene Ratingverfahren für unterschiedliche Geschäfts- bzw. Kundensegmente, um damit deren jeweiligen Besonderheiten Rechnung zu tragen. Aus diesem Grund verwenden Banken häufig eine so genannte Masterskala, die eine bankweit einheitliche Ratingskala darstellt, auf die die Ratingergebnisse der jeweiligen segmentspezifischen Ratingverfahren abgebildet werden. Durch die Verwendung einer Masterskala sind Banken somit in der Lage, die segmentspezifischen Ratingergebnisse untereinander vergleichbar zu machen. Aufgrund der individuellen Besonderheiten der jeweiligen Segmente muss die Kalibrierung daher gesondert für jedes segmentspezifische Ratingverfahren vorgenommen werden. D. h., es muss für jedes segmentspezifische Verfahren festgelegt werden, welche Bandbreite der Ratingergebnisse den jeweiligen Klassen der Masterskala zugeordnet werden sollen.<sup>249</sup>

Nachdem die Anzahl der Ratingklassen und die Bandbreite der Score-Wert festgelegt worden sind, wird im Rahmen der Kalibrierung des Systems in einem weiteren Schritt die i. d. R. einjährige Ausfallwahrscheinlichkeit pro Ratingklasse bestimmt. Für die Bestimmung der PD pro Ratingklasse (bei vorliegenden Score-Werten) können entweder bankinterne, historische Daten oder Daten von externen Ratingagenturen<sup>250</sup> verwendet werden. Verfügt eine Bank nicht über eine ausreichend große interne Datenbasis, so wird sie sich entweder für die zweitgenannte Alternative entscheiden oder sie wird sich mit weiteren Banken zusammenschließen und einen so genannten Datenpool bilden, um so Zugriff auf eine ausreichend große Datenbasis zu haben.<sup>251</sup> Bei der Verwendung von bankinternen oder gepoolten Daten wird zunächst pro Risikoklasse die einjährige beobachtete Ausfallrate (Default Frequency, DF) berechnet. Hierzu wird pro Klasse ermittelt, wie viele Unternehmen zu Beginn des betrachteten Jahres  $t$  in der Ratingklasse  $k$  eingeordnet wurden und wie viele von diesen in dem Jahr insolvent wurden.<sup>252</sup>

$$DF_{k,t} = \frac{D_{k,t}}{N_{k,t}} \quad (3-15)$$

$D_{k,t}$  ist die Anzahl der Ausfälle, die in dem Jahr  $t$  innerhalb der Ratingklasse  $k$  beobachtet werden konnte und  $N_{k,t}$  ist die Gesamtzahl aller Unternehmen, die zu Beginn des Jahres  $t$  der Risikoklasse  $k$  zugeordnet wurden.

Unter der Annahme, dass alle Unternehmen in einer Klasse als stochastisch unabhängig angesehen werden, kann die beobachtete (relative) Ausfallrate als Schätzer für die einjährige Ausfallwahrscheinlichkeit der Ratingklasse  $k$  ( $PD_k$ ) angesehen und somit gleichgesetzt werden.

$$DF_{k,t} = PD_k \quad (3-16)$$

<sup>249</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 88 f.

<sup>250</sup> Siehe hierzu Abschnitt 3.3.3.3.

<sup>251</sup> Ein Datenpooling zwischen Banken ist jedoch nicht problemlos möglich, da die jeweils verwendeten Ratingsysteme der Banken kompatibel sein müssen, damit eine valide Schätzung der PD auf Basis des Datenpools erzielt werden kann. Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 462. Siehe für eine detaillierte Betrachtung dieser Problematik Oehler/Volmar/Schark (2003); Frerichs (2005) sowie Wahrenburg (2005).

<sup>252</sup> Vgl. Huschens/Vogl/Wania (2005), S. 241.

Die Unabhängigkeitsannahme entspricht jedoch nicht der Realität, da Ausfallereignisse bzw. die Kreditnehmer gewöhnlich korreliert sind und somit für jedes betrachtete Jahr die ex-ante geschätzte PD für eine Risikoklasse i. d. R. nicht mit der ex-post beobachtbaren Ausfallrate übereinstimmen wird. Vielmehr wird eine Schwankung der geschätzten PD um die beobachtbaren Ausfallraten in Abhängigkeit der Konjunkturlage zu beobachten sein.<sup>253</sup> Um diese Schwankungen zu vermindern sollte daher nicht die Ausfallrate in  $t$  als Schätzer für die PD, sondern ein langfristiger Durchschnitt der auf ein Jahr bezogenen Ausfallrate (Long-run Default Frequency, LRDF) verwendet werden. Die Schätzung eines langfristigen Durchschnitts der PD für ein Jahr entspricht zudem auch der Anforderung des Basler Ausschusses für ein Basel II-konformes Ratingsystem.<sup>254</sup> Formal lässt sich die langfristige, mittlere Ausfallrate pro Ratingklasse  $k$  wie folgt darstellen.<sup>255</sup>

$$LRDF_k = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T DF_{k,t} \quad (3-17)$$

Aufgrund der mehrjährigen Betrachtung sollte sich die ex-ante geschätzte PD pro Risikoklasse der ex-post beobachtbaren tatsächlichen Ausfallrate annähern. Die geschätzte langfristige PD ist über die Zeit relativ konstant, so dass die  $LRDF_k$  als gute Approximation der PD innerhalb einer Point-in-Time-Philosophie angesehen werden kann, insofern eine ausreichend große Datenhistorie vorhanden ist. Verfolgt eine Bank eine Through-the-Cycle-Philosophie, so stellt die Verwendung der  $LRDF_k$  keine gute Approximation für die PD einer Ratingklasse dar, da im Rahmen der TtC-Philosophie Ausfallwahrscheinlichkeiten unter einem Stress-Szenario geschätzt werden. Dieser „Sicherheitsaufschlag“ ist in der  $LRDF_k$  jedoch nicht beinhaltet.<sup>256</sup>

Einen kleinen Einblick in die Qualität der PD-Schätzung bietet die Bestimmung der Standardabweichung der einzelnen Messergebnisse. Die Standardabweichung zeigt die Volatilität und damit in gewissem Umfang auch den Schätzfehler an, der bei der Annahme einer langfristigen mittleren Ausfallrate als Schätzer für die PD einer Ratingklasse auftreten kann.<sup>257</sup>

Ist die langfristige mittlere Ausfallrate ( $LRDF_k$ ) einer Risikoklasse bereits ermittelt, so ergibt sich die Standardabweichung für jede Ratingklasse gemäß der folgenden Gleichung:

$$\sigma(LRDF_k) = \sqrt{\frac{1}{T-1} \cdot \sum_{t=1}^T (DF_{k,t} - LRDF_k)^2} \quad (3-18)$$

Für den Fall, dass die Standardabweichung ohne vorherige Berechnung von  $LRDF_k$  bestimmt werden soll, kann die folgende Gleichung verwendet werden:

<sup>253</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 18.

<sup>254</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 447.

<sup>255</sup> Vgl. Rösch (2001), S. 7.

<sup>256</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 19.

<sup>257</sup> Vgl. Bluhm/Overbeck/Wagner (2003), S. 23.

$$\sigma(LRDF_k) = \sqrt{\frac{\left( T \cdot \sum_{t=1}^T (DF_{k,t})^2 \right) - \left( \sum_{t=1}^T DF_{k,t} \right)^2}{T \cdot (T - 1)}} \quad (3-19)$$

Die folgende Tabelle zeigt beispielhaft das Ergebnis einer Zuordnung von langfristigen empirischen Ausfallraten zu den entsprechenden Ratingklassen. Da es sich bei dem Beispiel um veröffentlichte Daten der Ratingagentur Standard & Poor's handelt, sind die Bezeichnungen der Ratingklassen von S&P mit angegeben.<sup>258</sup>

Rating S&P	interne Ratingklasse	empirische Ausfallrate (LRDF <sub>k</sub> = PD)
AAA	1	0,00%
AA+	2	0,00%
AA	3	0,00%
AA-	4	0,02%
A+	5	0,05%
A	6	0,04%
A-	7	0,04%
BBB+	8	0,20%
BBB	9	0,28%
BBB-	10	0,36%
BB+	11	0,59%
BB	12	0,87%
BB-	13	1,62%
B+	14	2,86%
B	15	7,78%
B-	16	11,22%
CCC/C	17	27,02%

Tabelle 3.3-5: Empirische Ausfallraten von Ratingklassen

Prinzipiell wird davon ausgegangen, dass sich die geschätzten PD der Ratingklassen unterscheiden, wobei die PD, ausgehend von der besten Ratingklasse, in absteigender Reihenfolge der Risikoklassen zunehmen sollten. D. h., die PD einer relativ besseren Klasse sollte zwingend kleiner sein als die einer relativ schlechteren Klasse. Die Verwendung von bankinternen, historischen Ausfallraten zur Bestimmung einer langfristigen mittleren Ausfallrate bzw. PD pro Ratingklasse kann hierbei jedoch zu ungewollten Effekten führen.<sup>259</sup> Wie in der Tabelle 3.3-5 zu sehen ist, steigen die empirischen Ausfallraten bei schlechteren Ratingklassen nicht in jedem Fall stetig an. In dem obigen Beispiel ist die PD der Klasse 5 z. B. größer als die der Klassen 6 und 7, obwohl das Kreditrisiko der Unternehmen in den beiden letztgenannten Klassen grundsätzlich höher sein sollte. Des Weiteren ist die empirische Ausfallrate in

<sup>258</sup> Daten stammen aus Vazza/Aurora/Schneck (2006), S. 18.

<sup>259</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 127.

den Klassen 1 bis 3 sowie 6 und 7 mit 0,00% bzw. 0,04% identisch anstatt monoton steigend. Diese beispielhafte Situation zeigt, dass durch die Schätzung einer PD pro Ratingklasse anhand von bankinternen, historischen Daten die in Abschnitt 3.1 aufgezeigte Anforderung der Monotonie des Rating-systems nicht immer als erfüllt angesehen werden kann.

Zudem ergibt sich neben der Einheitlichkeit der PD der Klassen 1 bis 3 noch ein weiteres Problem bezogen auf ihren Wert von 0,00%. Dieser Wert bedeutet nichts anderes, als dass in den für die PD-Schätzung verwendeten vergangenen Jahren für die ersten drei Ratingklassen keinerlei Ausfälle beobachtet werden konnten.<sup>260</sup> Diese fehlenden Beobachtungsfälle überraschen auch nicht gerade, wenn berücksichtigt wird, dass die besten Ratingklassen häufig mit sehr niedrigen PD kalibriert sind, was dazu führt, dass durchschnittlich mit sehr wenigen Ausfällen in mehreren tausenden Jahren in den besten Ratingklassen zu rechnen ist. Daher ist es auch nicht verwunderlich, dass die besten Ratingklassen häufig keine Ausfallhistorie aufweisen können. Allerdings erscheint es wenig sinnvoll, Ratingklassen eine PD von 0,00 % zuzuweisen, da eine solche PD den Anschein suggeriert, dass es sich hierbei um eine risikofreie Anlagemöglichkeit handeln würde. In Abschnitt 2.1 wurde jedoch bereits darauf hingewiesen, dass auch Kredite, die der besten Ratingklasse zugeordnet werden, nicht als risikofrei zu betrachten sind, sondern grundsätzlich einem, wenn auch kleinen, Ausfallrisiko unterliegen. Dieser Sachverhalt wird zudem vom Basler Ausschuss bestätigt, indem für ein Basel II-konformes Ratingsystem gefordert wird, dass die beste Ratingklasse mindestens eine PD in Höhe von 0,03% aufweisen muss.<sup>261</sup>

Das Ziel der Kalibrierung des Ratingsystems muss dementsprechend darin liegen, eine PD-Zuordnung zu den Ratingklassen vorzunehmen, bei der sowohl die PD in Richtung schlechterer Risikoklassen monoton ansteigen als auch die besten Ratingklassen mit einer geringen, aber positiven PD versehen sind. Dieses Ziel kann durch eine Glättung der empirischen Ausfallraten erreicht werden, wobei Glättung in diesem Kontext bedeutet, dass die empirischen Ausfallraten so angepasst werden, dass ein monotoner Anstieg der PD sowie eine positive PD bereits in der besten Ratingklasse gewährleistet ist. Ein recht einfaches Verfahren zur Ausfallraten-Glättung wird durch das so genannte exponentielle Fitting dargestellt. Die Verwendung einer exponentiellen Funktion bewirkt dabei den gewünschten Effekt, dass die PD bei schlechteren Klassen zunehmen.<sup>262</sup>

Zunächst werden im Rahmen des Fitting die  $LRDF_k$  in ein Koordinatensystem eingezeichnet, wobei auf der Abszisse die Ratingklassen abgetragen werden. Aus der Abbildung 3-21 ist ersichtlich, dass die langfristige mittlere Ausfallrate ( $LRDF_k$ ) bei einer logarithmierten Skala durch eine Regressionsgerade angepasst werden kann. An dieser Stelle handelt es sich also um eine exponentielle Regression, was auch mit den Ergebnissen verschiedener empirischer Studien konform geht, die einen exponentiellen Zusammenhang zwischen steigenden Ausfallraten und abnehmender Bonität beobachtet haben. Zur Bestimmung des funktionalen Zusammenhangs der Regressionsfunktion können prinzipiell Statistikprogramme verwendet werden.

<sup>260</sup> Vgl. auch im Folgenden Bluhm/Overbeck/Wagner (2003), S. 21.

<sup>261</sup> Siehe Abschnitt 3.1.

<sup>262</sup> Vgl. auch im Folgenden Behr/Güttler (2004), S. 128 f. sowie Bluhm/Overbeck/Wagner (2003), S. 23 f.

Die in der Abbildung 3-21 eingezeichnete Funktion ist allgemein von folgender Gestalt, wobei  $y_k$  die zu berechnenden (unbekannten) geglätteten Ausfallraten je Ratingklasse,  $a$  und  $n$  konstante Zahlen,  $e$  die Eulersche Zahl und  $k$  die jeweilige Nummer der Ratingklasse bezeichnet.

$$y_k = a \cdot e^{n \cdot k} \quad (3-20)$$

Bezogen auf die Daten aus Tabelle 3.3-5 ergibt sich somit als spezielle Funktionsgleichung:

$$y_k = 2 \cdot 10^{-5} \cdot e^{0,5383 \cdot k} \quad (3-21)$$

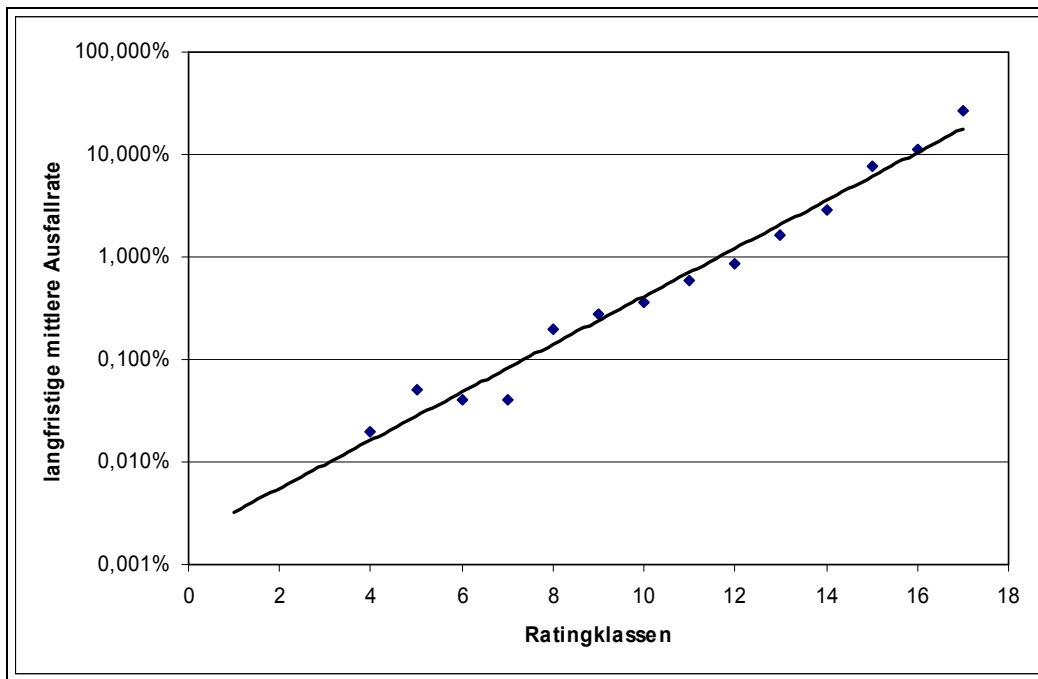


Abbildung 3-21: Exponentielles Fitting der langfristigen mittleren Ausfallrate (LRDF<sub>k</sub>)

Alternativ kann die exponentielle Glättung der empirischen Ausfallraten auch ohne vorherige Bestimmung der Funktionsgleichung (3-21) direkt über die folgende Gleichung vorgenommen werden. Formal handelt es sich hierbei jedoch lediglich um eine andere Darstellungsform einer exponentiellen Regression, so dass beide Varianten zu einem identischen Ergebnis führen.<sup>263</sup>

<sup>263</sup> Vgl. Fritz/Luxenburger/Miehe (2004), S. 113.

$$y_k = \text{intercept}_{\text{exp}} \cdot (\text{slope}_{\text{exp}})^k \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}$$

mit

$$\text{slope}_{\text{exp}} = \exp \left( \frac{n \cdot \sum_{k=1}^n (k \cdot \ln(LRDF_k)) - \sum_{k=1}^n k \cdot \sum_{k=1}^n \ln(LRDF_k)}{\left( n \cdot \sum_{k=1}^n k^2 \right) - \left( \sum_{k=1}^n k \right)^2} \right) \quad (3-22)$$

und

$$\text{intercept}_{\text{exp}} = \exp \left( \frac{\sum_{k=1}^n \ln(LRDF_k) - \left( \ln(\text{slope}_{\text{exp}}) \cdot \sum_{k=1}^n k \right)}{n} \right)$$

Die gemäß Gleichung (3-20) bzw. (3-22) berechneten geglätteten Ausfallraten werden nun als Schätzer für die PD je Ratingklasse verwendet.

$$y_k = PD_k \quad (3-23)$$

Im Rahmen der Kalibrierung eines Ratingsystems bei vorliegenden Score-Werten wurde zwar bereits für jede Klasse ein Intervall von Score-Werten festgelegt, allerdings ist vor allem für die Validierung<sup>264</sup> des Systems die Bandbreite der Ausfallwahrscheinlichkeiten pro Ratingklasse von Interesse. Daher werden in einem abschließenden Schritt die Ober- und Untergrenzen der Risikoklassen bestimmt. Für die Bestimmung der Klassengrenzen kann wiederum die für die Glättung aufgezeigte Gleichung (3-20) bzw. (3-21) verwendet werden. Für die Variable  $k$  wird jetzt jedoch nicht mehr die Nummer der Ratingklasse, sondern die jeweilige Klassenmitte zwischen zwei Ratingklassen eingesetzt, die sich als Mittelwert der beiden Klassennummern darstellt. Für die Klassenobergrenze der Klasse 1 wird somit der Mittelwert der beiden ersten Ratingklassen in Höhe von 1,5 in die Funktion eingesetzt und die Untergrenze der ersten Risikoklasse beträgt Null.<sup>265</sup> Die folgende Tabelle zeigt abschließend das Ergebnis eines Ratingsystems, bei dem den über Score-Werte gebildeten Ratingklassen zunächst empirische Ausfallraten und anschließend geglättete PD zugeordnet wurden. In den Spalten 4 und 6 sind zudem die Klassenober- und -untergrenzen angegeben. Anhand der geglätteten PD ( $y_k$ ) lässt sich sehr gut erkennen, dass das exponentielle Fitting dazu geführt hat, dass die PD bei absteigenden Ratingklassen monoton ansteigen und auch die beste Ratingklasse eine kleine, aber positive Ausfallwahrscheinlichkeit aufweist.

<sup>264</sup> Siehe zur Thematik der Validierung Abschnitt 3.3.4.

<sup>265</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 129.

Rating S&P	interne Ratingklasse	emp. Ausfallrate (LRDF <sub>k</sub> )	Untergrenze	geglättete PD (y <sub>k</sub> )	Obergrenze
AAA	1	0,00%	0%	<b>0,0034%</b>	0,0045%
AA+	2	0,00%	0,0046%	<b>0,0059%</b>	0,0077%
AA	3	0,00%	0,0078%	<b>0,0101%</b>	0,0132%
AA-	4	0,02%	0,0133%	<b>0,0172%</b>	0,0225%
A+	5	0,05%	0,0226%	<b>0,0295%</b>	0,0386%
A	6	0,04%	0,0387%	<b>0,0505%</b>	0,0662%
A-	7	0,04%	0,0663%	<b>0,0866%</b>	0,1133%
BBB+	8	0,20%	0,1134%	<b>0,1483%</b>	0,1942%
BBB	9	0,28%	0,1943%	<b>0,2541%</b>	0,3326%
BBB-	10	0,36%	0,3327%	<b>0,4353%</b>	0,5698%
BB+	11	0,59%	0,5699%	<b>0,7458%</b>	0,9761%
BB	12	0,87%	0,9762%	<b>1,2776%</b>	1,6722%
BB-	13	1,62%	1,6723%	<b>2,1887%</b>	2,8646%
B+	14	2,86%	2,8647%	<b>3,7494%</b>	4,9074%
B	15	7,78%	4,9075%	<b>6,4230%</b>	8,4068%
B-	16	11,22%	8,4069%	<b>11,0033%</b>	14,4016%
CCC/C	17	27,02%	14,4017%	<b>18,8496%</b>	100%

Tabelle 3.3-6: Geglättete Ausfallraten sowie Klassenober- und -untergrenzen eines Ratingsystems

Die Bestimmung und Zuordnung der PD zu Risikoklassen unterscheidet sich in Teilen von den bisherigen Erläuterungen, falls das Ratingsystem auf einem **statistischen Ausfallmodell** basiert und das Ergebnis des Ratingverfahrens somit direkt durch eine Ausfallwahrscheinlichkeit ausgedrückt wird. Zunächst werden für alle Unternehmen des Portfolios bzw. einer Stichprobe die individuellen Ausfallwahrscheinlichkeiten anhand des Ratingverfahrens bestimmt. In einem weiteren Schritt werden die Klassen gebildet bzw. pro Klasse die PD-Intervalle festgelegt und die Kreditnehmer entsprechend ihrer individuellen PD den Ratingklassen zugeordnet. Die mittlere PD pro Ratingklasse kann nun bestimmt werden, indem der Durchschnitt der durch das Ratingverfahren ermittelten kreditnehmerindividuellen PD der jeweiligen Risikoklasse berechnet wird.<sup>266</sup> Der Vorteil der Verwendung der über ein statistisches Ausfallmodell bestimmten PD gegenüber der Verwendung von bankinternen, historischen Ausfallraten liegt vor allem darin, dass die PD der Ratingklassen mit absteigender Bonität monoton ansteigen und somit eine Glättung nicht vorgenommen werden muss. Des Weiteren können mit diesem Ansatz PD sowohl im Rahmen einer PiT- als auch einer TtC-Philosophie geschätzt werden.<sup>267</sup>

Alternativ kann jedoch auch bei auf statistischen Ausfallmodellen basierenden Ratingsystemen das anfangs erläuterte Vorgehen bei der Kalibrierung über Score-Werte angewendet werden, indem die individuellen PD analog zu Score-Werten nur für die Einteilung und Zuordnung der Klassen eingesetzt werden, die abschließende Schätzung der PD allerdings wieder über interne, historische Ausfallraten

<sup>266</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 19.

<sup>267</sup> Vgl. Breinlinger/Glogova/Höger (2003), S. 91 sowie Liebig et al. (2005), S. 19.



vorgenommen wird.<sup>268</sup> Der aufgezeigte Vorteil der monoton steigenden PD wäre hier allerdings nicht mehr zwingend gegeben, so dass ggf. eine Glättung der empirischen Ausfallraten notwendig ist.

Ungeachtet des gewählten Ratingverfahrens und damit der gewählten Kalibrierungsmethode muss jedoch berücksichtigt werden, dass die durchschnittliche Ausfallrate bzw. der Durchschnitt der kreditnehmerindividuellen PD einer Ratingklasse nur einen geeigneten Schätzer darstellt, wenn entweder eine Vollerhebung der Kreditnehmer vorgenommen wurde, oder die gewählte Stichprobe die Grundgesamtheit repräsentiert, d. h. falls die Stichprobe die gleiche Ausfallstruktur aufweist, wie das zu betrachtende (Teil-)Portfolio. Ist dies nicht der Fall, so müssen die geschätzten PD pro Risikoklasse auf eine mittlere Portfolio-Ausfallwahrscheinlichkeit umskaliert werden, um Stichprobeneffekte zu vermeiden bzw. zu bereinigen.<sup>269</sup>

### 3.3.3.3 Kalibrierung mittels Mapping von internen auf externe Ratings

Banken, die über keine ausreichende Datenbasis verfügen und kein Datenpooling mit anderen Banken vornehmen, um die PD der jeweiligen Ratingklassen über interne historische Ausfallraten zu schätzen, können für die Kalibrierung des internen Ratingsystems auf die historischen Ausfalldaten von externen Ratingagenturen zurückgreifen.

Im einfachsten, aber wenig realistischen Fall verfügt die Bank über die gleiche Risikoklasseneinteilung und Kreditnehmerstruktur wie die Ratingagentur, hat zudem zur Bonitätseinschätzung die gleichen Ratingkriterien verwendet und verfolgt mit einem TtC-Rating die gleiche Rating-Philosophie. Bei dieser Konstellation könnte die Bank die von den Agenturen veröffentlichten empirischen Ausfallraten direkt benutzen und den eigenen Ratingklassen zuordnen. In den meisten Fällen entspricht die Anzahl der bankinternen Risikoklassen jedoch nicht der Klassenanzahl der Ratingagenturen und auch die Kundenstruktur wird nur in den wenigsten Fällen übereinstimmen. Unterschiede lassen sich zudem bei der Verwendung der Ratingkriterien erkennen, da Banken ihr Ratingurteil überwiegend anhand quantitativer Kriterien fällt, während Ratingagenturen zu einem Großteil auf qualitative Kriterien abstellen. Des Weiteren verfolgen Banken i. d. R. eine PiT-Philosophie, während Ratingagenturen überwiegend einer TtC-Philosophie nachgehen, was grundsätzlich zu unterschiedlichen Auswirkungen auf die PD-Schätzungen bzw. zu Schätzfehlern führt.<sup>270</sup>

Da im Regelfall die Ratingsysteme der Banken und der Agenturen nicht identisch sind, ist ein direkter Vergleich bzw. eine direkte Zuordnung der empirischen Ausfallraten der Ratingagenturen zu den internen Risikoklassen nicht möglich. Um die Ausfalldaten der Agenturen nutzen zu können, müssen daher spezielle Mapping-Verfahren eingesetzt werden, um die internen auf die Risikoklassen der externen Agenturen abzubilden.<sup>271</sup> Das Hauptproblem beim Mapping liegt in der unterschiedlichen Rating-Philosophie von Banken und Ratingagenturen. Abweichungen bei der PD-Schätzung treten beim Map-

<sup>268</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 130 f.

<sup>269</sup> Siehe zur Thematik der Umskalierung Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 89-92.

<sup>270</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 914. Für eine detaillierte Betrachtung der Auswirkungen von verschiedenen Rating-Philosophien auf die Schätzung der PD siehe exemplarisch Heitfield (2004).

<sup>271</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 11.

ping zum Großteil dadurch auf, dass sich das interne PiT-Rating eines Kreditnehmers im Konjunkturverlauf ändert und somit ein Klassenwechsel auftritt, wenn sich der Bonitätszustand des Kreditnehmers aufgrund konjunktureller Umstände verändert, während die mit einer Ratingklasse verbundene PD jedoch stabil bleibt. Im Gegensatz dazu verbleibt beim TtC-Rating der Agenturen der Kreditnehmer i. d. R. unabhängig vom Stand der Konjunktur in derselben Ratingklasse, dafür variiert jedoch die PD im Konjunkturverlauf. Aufgrund dieser Unterschiede im Bereich Rating- und PD-Stabilität sollte beim Mapping der momentane Zustand der Konjunktur berücksichtigt werden, indem nicht zwingend die aktuellsten Ausfalldaten der Agenturen verwendet werden, sondern den internen Ratingklassen empirische Ausfallraten zugeordnet werden, die aus den historischen Studien der Agenturen entnommen werden und einen zum momentanen Zustand ähnlichen Punkt der Konjunktur in vorherigen Konjunkturzyklen widerspiegelt.<sup>272</sup>

Grundsätzlich kann ein Mapping nur durchgeführt werden, wenn sowohl die bankinternen als auch die Agentur-Ratings das gleiche messen. Im Vorfeld des Mapping müssen daher die folgenden zentralen Fragen geklärt werden.<sup>273</sup>

- Welche Rating-Philosophie wird verwendet?
- Handelt es sich um ein- oder zweidimensionales Ratingsysteme? Messen beide Ratings entweder die PD von Kreditnehmern oder die LGD einer speziellen Transaktion alleine oder wird dem Rating der erwartete Verlust zugeordnet?
- Verwenden beide Ratingsysteme die gleiche Ausfalldefinition?
- Kann die Ratingbestimmung jeweils als konsistent über alle Kunden- bzw. Geschäftssegmente angesehen werden?

Wenn die aufgezeigten Punkte zu systematischen Unterschieden bei den internen und externen Ratings führen, müssen die Mappingergebnisse entsprechend der Unterschiede adjustiert werden.

Ein grundlegender Ansatz zum Mapping der internen auf externe Ratingklassen besteht in einem Vergleich von einer ausreichend großen Menge von Kreditnehmern, die sowohl über ein internes als auch über ein externes Rating verfügen. In den meisten Fällen werden jedoch nicht genügend extern geratete Kreditnehmer im bankinternen Portfolio vorhanden sein oder deren Verteilung erstreckt sich nicht gleichmäßig über alle Klassen, so dass ein Mapping nicht zwingend zu validen Ergebnissen führen würde. In solchen Fällen kann entweder versucht werden, eine repräsentative Stichprobe von Unternehmen des Portfolios mit internem und externem Rating zu ziehen, oder die Anzahl der Unternehmen mit beiden Bonitätseinschätzungen wird dadurch erhöht, dass für nicht extern geratete Unternehmen des Bankportfolios so genannte Shadow-Ratings durch externe Agenturen oder alternativ durch ein weiteres anerkanntes, automatisches Ratingsystem intern bei der Bank erstellt wird.

<sup>272</sup> Vgl. Treacy/Carey (1998), S. 914.

<sup>273</sup> Vgl. auch im Folgenden Harris (2003), S. 345-348 sowie Romer/McCambley (2003), S. 473 sowie S. 477.

Bei diesem Mapping-Verfahren wird in einem ersten Schritt die Anzahl der jeweiligen Ratingkombinationen in einer Matrix eingetragen. Im einfachsten Fall wird die interne Ratingklasse dann der externen zugeordnet, der sie mit der größten Wahrscheinlichkeit angehört. Die größte Wahrscheinlichkeit wird hierbei durch die größte Anzahl von Unternehmen der Stichprobe für die entsprechende Ratingkombination angezeigt. Nach der Zuordnung der internen zu den externen Risikoklassen können die empirischen Ausfallraten der Agentur auf die internen Klassen übertragen werden. Erwähnt sei hier nochmals, dass ggf. eine Anpassung der Ausfallraten entsprechend der Unterschiede der beiden Ratingssysteme vorgenommen werden muss. Für diese Anpassung gibt es jedoch keine allgemeine Regelung, da die Anpassung immer in Anbetracht der spezifischen Ausgestaltung des internen und externen Ratingsystems und der Kundenstruktur des Bankportfolios vorgenommen werden muss. Abbildung 3-22 veranschaulicht das Vorgehen der erläuterten Mapping-Methode unter Verwendung der Ratingklassen von S&P.

Nach der Zuordnung der empirischen Ausfallraten der Agentur zu den internen Klassen ergibt sich für das Ratingsystem ein ähnliches Bild, wie es bereits in Tabelle 3.3-5 aufgezeigt wurde. Analog kann es zu den dort angegebenen Problemen kommen, indem die Ausfallraten nicht monoton ansteigen und die besten Ratingklassen eine PD von 0% aufweisen. In solchen Fällen könnten die Ausfallraten genau wie in Abschnitt 3.3.3.2 über ein exponentielles Fitting geglättet werden.

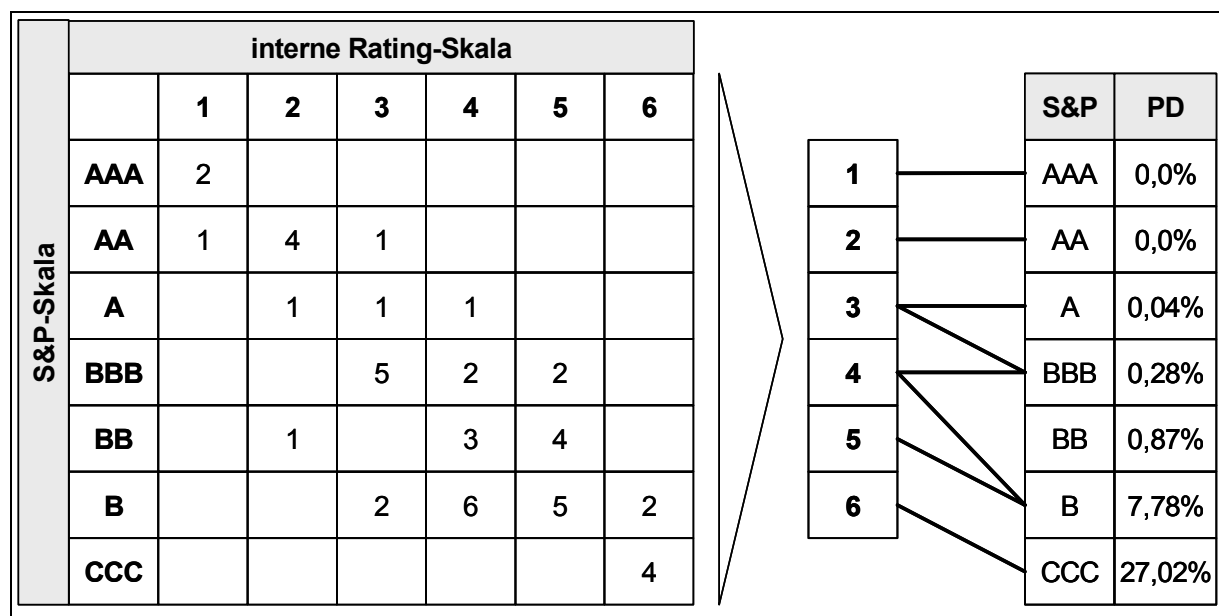


Abbildung 3-22: Mapping interner auf externe Ratings<sup>274</sup>

Aus der obigen Abbildung ist ersichtlich, dass dieses Mapping-Verfahren in der praktischen Anwendung einige Schwächen bzw. Probleme aufweist. Ein Problempunkt kann darin gesehen werden, dass die korrespondierenden S&P-Ratings stark um eine spezielle interne Ratingklasse streuen können. Bei dem aufgezeigten Beispiel verfügt beispielsweise bei der internen Ratingklasse 4 die Mehrzahl der Unternehmen über die externe Risikoklasse B. Allerdings weist die gleiche Anzahl von Unternehmen

<sup>274</sup> In Anlehnung an Harris (2003), S. 347.

eine Zugehörigkeit zu den Klasse A, BBB und BB auf. An dieser Stelle lässt sich erkennen, dass die Ergebnisse bei diesem Verfahren schwer zu interpretieren sind, da für die interne Ratingklasse 4 keine eindeutige Zuordnung zu einer externen Klasse vorgenommen werden kann. Dieses Problem ließe sich ggf. durch eine Erhöhung der „doppelt“ gerateten Unternehmen vermindern, was jedoch nur durch die Bestimmung von Shadow-Ratings möglich ist. Die Ermittlung von Shadow-Ratings ist allerdings mit einem Aufwand verbunden und kann somit nicht in beliebiger Höhe vorgenommen werden. Zudem basieren Shadow-Ratings ausschließlich auf öffentlich zugängigen Informationen über die Kreditnehmer, so dass fraglich ist, ob die Ratingeinschätzung die tatsächliche Bonität eines Unternehmens widerspiegelt. Verzerrungen bei den Ergebnissen der Shadow-Ratings wirken sich dann folglich auch negativ auf die Mapping-Ergebnisse aus. Dieses Verfahren eignet sich daher nur für ausreichend große Vergleichsstichproben mit internem und externem Rating.

Eine weitere Möglichkeit des Mapping stellt die Nachbildung eines externen Ratingsystems dar. Bei diesem Vorgehen verwendet die Bank die gleiche Anzahl von Ratingklassen wie die externe Agentur. Des Weiteren muss die Bank versuchen, Ratingkriterien in ihrem System zu verwenden, die konsistent zu denen der Agentur bzw. zur Ratingskala sind.<sup>275</sup> In solchen Fällen kann davon ausgegangen werden, dass die externen historischen Ausfallraten eine geeignete Approximation für die durchschnittlichen PD der internen Ratingklassen darstellen.<sup>276</sup>

Ein Mapping kann jedoch auch dann sinnvoll sein, wenn eine Bank über eine ausreichend große interne Datenbasis verfügt und somit eigene PD-Schätzungen vornehmen kann. Durch die Abbildung der internen auf die externen Klassen sind Banken in der Lage, weitere Daten, wie beispielsweise Migrationswahrscheinlichkeiten sowie Credit-Spread- und ratingklassenabhängige Zinsstrukturkurven, von den Ratingagenturen zu verwenden. In einem solchen Fall, bei vorliegenden internen PD-Schätzungen, kann das Mapping über die jeweiligen empirischen Ausfallraten der internen und externen Ratingklassen vorgenommen werden, wobei zwei Vorgehensweisen unterschieden werden können. Eine Möglichkeit besteht darin, der internen Risikokategorie die externe Ratingklasse zuzuordnen, in deren Intervall die durchschnittliche interne PD fallen würde, wobei das PD-Intervall dabei durch die Klassengrenzen der Agentur<sup>277</sup> festgelegt wird (siehe Abbildung 3-23 a)). Auf diese Weise wird jeder internen Klasse genau ein externes Rating zugeordnet. Eine Alternative zu diesem Vorgehen stellt der direkte Vergleich der jeweiligen PD-Intervalle von internem und externem Ratingsystem dar, bei der den internen Klassen die externen Ratings zugeordnet werden, deren PD-Intervalle denen der internen (teilweise) entsprechen (siehe Abbildung 3-23 b)).

---

<sup>275</sup> In der Regel sind den Banken die in den Ratingagenturen verwendeten Kriterien zum Großteil unbekannt, so dass die Identifizierung dieser Kriterien eher intuitiv von erfahrenen Kreditsachbearbeitern vorgenommen wird und die Qualität der Ergebnisse somit nicht überprüfbar sind. Die Eignung dieses Mapping-Verfahrens kann daher insgesamt in Frage gestellt werden. Vgl. Carey/Hrycay (2001), S. 208.

<sup>276</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2000), S. 25.

<sup>277</sup> Insofern die Klassengrenzen nicht von den Ratingagenturen veröffentlicht werden, kann die in Abschnitt 3.3.3.2 aufgezeigte Methode zur Bestimmung von Klassenober- und -untergrenzen verwendet werden.

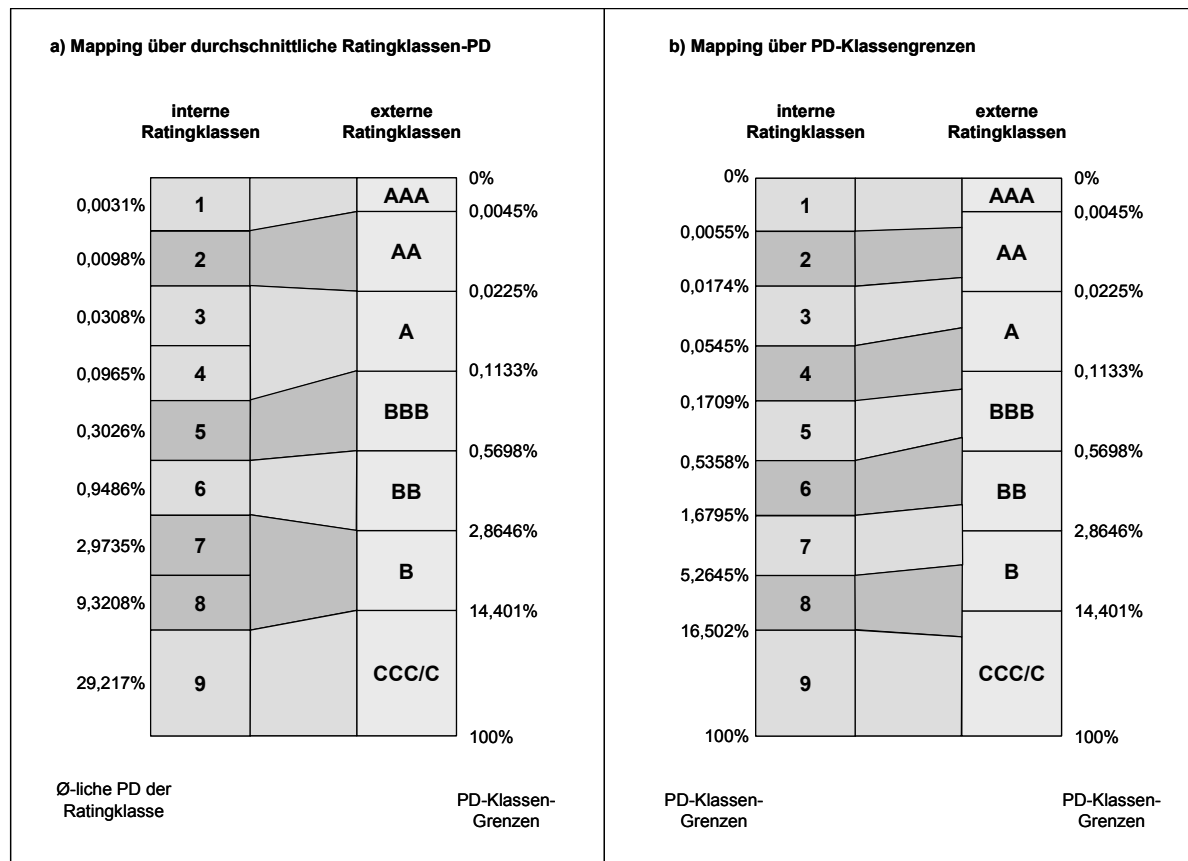


Abbildung 3-23: Mapping über empirische Ausfallraten

Die erstgenannte Vorgehensweise weist den Vorteil auf, dass jeder internen Ratingklasse genau ein externes Rating zugeordnet werden kann, so dass für alle Kreditnehmer der internen Risikoklasse die Agenturdaten der jeweils korrespondierenden externen Klasse verwendet werden können. In der Abbildung 3-23 a) ist jedoch auch ein wesentlicher Nachteil dieses Verfahrens zu erkennen. Verfügt das interne Ratingsystem wie in dem Beispiel über mehr Klassen als das externe System, so lässt es sich nicht vermeiden, dass mehrere interne Klassen (Klassen 3 und 4 sowie Klassen 7 und 8) das gleiche externe Rating zugeordnet bekommen, was prinzipiell zu einer Verringerung der Risikodifferenzierung führt. Im gegensätzlichen Fall bei einer geringeren Anzahl von internen Ratingklassen tritt dagegen die Problematik auf, dass nicht alle externen Klassen zugeordnet werden, was als ungünstige Verteilung der Kreditnehmer über die Risikoklassen interpretiert werden kann.

Das zweitgenannte Verfahren ordnet die externen Ratings zwar gemäß der internen PD-Intervalle zu, allerdings bedeutet diese Vorgehensweise, dass jedem internen Rating nicht mehr genau ein, sondern i. d. R. mehrere externe Ratings zugeordnet werden. In dem Beispiel in Abbildung 3-23 b) verfügt ausschließlich die Klasse 2 über eine eindeutige Zuordnung. Für die Verwendung von Agenturdaten bedeutet dies, dass beispielsweise bei der internen Risikoklasse 1 nicht eindeutig ist, ob die entsprechenden Daten der externen Ratingklasse AAA oder AA verwendet werden sollen. Dieses Mapping-Verfahren lässt sich daher nur praktikabel einsetzen, wenn das interne Ratingsystem auf einem statistischen Ausfallmodell basiert und somit für alle Kreditnehmer individuelle Ausfallwahrscheinlichkeiten berechnet werden. Es wird folglich nicht den internen Ratingklassen, sondern direkt den einzelnen Kre-

ditnehmern ein externes Rating zugeordnet, so dass der bei der ersten Variante aufgezeigte Nachteil der Verringerung der Risikodifferenzierung an dieser Stelle nicht auftritt, sondern die von der Bank gewünschte Risikodifferenzierung grundsätzlich beibehalten wird.

Anzumerken sei an dieser Stelle, dass Mapping-Ansätze über Ausfallraten nicht zwingend als Basel II-konform anzusehen sind, da der Baseler Ausschuss explizit fordert, dass eine Zuordnung der internen zu den externen Ratingklassen über den Vergleich der internen und externen Ratingkriterien sowie dem Vergleich der jeweiligen Ratings bei gemeinsam beurteilten Kreditnehmern zu erfolgen hat.<sup>278</sup> Die Möglichkeit des Mapping über empirische Ausfallraten wird in Basel II jedoch nicht erwähnt, was zu kritisieren ist, da der Baseler Ausschuss ausdrücklich daraufhin weist, dass Banken die Erfahrungswerte der Agenturen über Migrationen zwischen den Ratingklassen berücksichtigen sollen.<sup>279</sup> Eine solche Berücksichtigung bzw. Verwendung von Migrationswahrscheinlichkeiten der externen Ratingagenturen kann jedoch nur geschehen, wenn im Vorfeld ein Mapping vorgenommen wurde. Wie bereits erläutert, stellt sich ein Mapping über Ratingkriterien als eher intuitive und subjektiv bewertende Vorgehensweise dar, die nicht zwingend zu akzeptablen Ergebnissen führt. Ähnlich verhält es sich beim Mapping durch Vergleich der Ratingergebnisse bei Kreditnehmern mit internem und externem Rating, da bei zu kleiner Stichprobe die Ergebnisse ggf. nicht interpretierbar sind bzw. eine eindeutige Zuordnung der Klassen nicht möglich ist. Insofern die empirischen Ausfallraten des internen Ratingsystems gemäß den obigen Erläuterungen an die Besonderheiten des externen Systems angepasst werden, kann davon ausgegangen werden, dass ein Mapping über die Ausfallraten zu relativ besseren Ergebnissen führt als bei der vom Baseler Ausschuss vorgegebenen Vorgehensweise. Aus diesem Grund ist es nicht nachvollziehbar, warum das Mapping über Ausfallraten im Rahmen von Basel II bislang keine Berücksichtigung gefunden hat.

#### 3.3.3.4 Schätzung von Migrationswahrscheinlichkeiten

Bei den bisherigen Erläuterungen zur Schätzung der PD wurde implizit davon ausgegangen, dass ein Kreditnehmer nur einen der beiden Zustände „solvent“ oder „insolvent“ annehmen kann, wobei die PD ausschließlich die Wahrscheinlichkeit für einen auftretenden Kreditnehmersausfall anzeigt. In der Realität folgt die Entwicklung der Bonität eines Kreditnehmers bis zum Ausfall i. d. R. jedoch keinem binomialen Prozess, sondern vielmehr lässt sich in den meisten Fällen ein (mehrstufiger) Prozess einer stetigen Verschlechterung der Bonität bis zum Ausfallzeitpunkt feststellen.<sup>280</sup> Im Bereich der ratingbasierten Kreditrisikomessung können die Veränderungen der Bonität eines Kreditnehmers durch so genannte Migrations- bzw. Übergangswahrscheinlichkeiten abgebildet werden. Ausgehend von dem Rating des Schuldners zum Zeitpunkt  $t = 0$  geben die Migrationswahrscheinlichkeiten die Wahrscheinlichkeiten an, mit denen sich der Kreditnehmer nach einem im Voraus festgelegten Betrachtungszeitraum (i. d. R. ein Jahr) in der gleichen oder in einer anderen Ratingklasse befindet. Die Übergangswahrscheinlichkeiten werden dabei in Form von Migrations- bzw. Transitionsmatrizen abgebildet.

<sup>278</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 462.

<sup>279</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 436.

<sup>280</sup> Vgl. Ong (2000), S. 74.

Eine einperiodige Migrationsmatrix (MM) kann bei allgemeiner Betrachtung gemäß Gleichung (3-24) dargestellt werden. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Kreditnehmer vom Zustand  $i$  nach einer Zeitperiode in den Zustand  $j$  übergeht, wird dabei mit  $p_{ij}$  angegeben. Hierbei handelt es sich um eine bedingte Wahrscheinlichkeit für den Eintritt des Zustands  $j$  unter der Bedingung, dass der Kreditnehmer zum vorherigen Betrachtungszeitpunkt den Zustand  $i$  aufweist. Der Zustand  $i$  bzw.  $j$  gleich Eins bezeichnen die höchste und der Zustand  $i$  bzw.  $j$  gleich  $K$  die niedrigste Ratingklasse (Default-Klasse). Die letzte Zeile der Matrix resultiert aus der Annahme, dass ein einmal ausgefallener Kreditnehmer in der schlechtesten Ratingklasse verbleibt und nicht zurück in höhere Ratingkategorien migrieren kann.<sup>281</sup>

$$MM = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,K} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{K-1,1} & p_{K-1,2} & \dots & p_{K-1,K} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3-24)$$

Dabei gilt:

$$p_{i,j} \geq 0 \quad \text{und} \quad \sum_{j=1}^K p_{i,j} = 1, \forall i$$

Die Tabelle 3.3-7 zeigt beispielhaft eine Ein-Jahres-Migrationsmatrix von S&P, basierend auf Daten von 1981-2004.

Rating in $t = 0$	Rating in $t = 1$								
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default	N.R.
<b>AAA</b>	<b>88,38%</b>	7,45%	0,47%	0,09%	0,06%	0,00%	0,00%	0,00%	3,55%
<b>AA</b>	0,60%	<b>86,67%</b>	7,79%	0,58%	0,06%	0,11%	0,02%	0,01%	4,18%
<b>A</b>	0,05%	2,05%	<b>86,94%</b>	5,51%	0,43%	0,16%	0,03%	0,04%	4,79%
<b>BBB</b>	0,02%	0,21%	3,85%	<b>84,13%</b>	4,39%	0,77%	0,19%	0,29%	6,15%
<b>BB</b>	0,04%	0,08%	0,33%	5,26%	<b>75,69%</b>	7,37%	0,95%	1,21%	9,08%
<b>B</b>	0,00%	0,07%	0,20%	0,28%	5,21%	<b>72,94%</b>	4,23%	5,72%	11,36%
<b>CCC/C</b>	0,08%	0,00%	0,30%	0,38%	1,30%	9,60%	<b>46,80%</b>	28,96%	12,58%

Tabelle 3.3-7: Durchschnittliche Ein-Jahres Migrationsmatrix von S&P<sup>282</sup>

Jede Zeile der Matrix beinhaltet die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Kreditnehmer mit einem bestimmten Rating zum Zeitpunkt  $t = 0$  nach einem Jahr entweder in seiner Ratingklasse verbleibt (Wahrscheinlichkeiten der Diagonalen der Matrix) oder in eine andere Risikoklasse wechselt. Die Wahrscheinlichkeiten der Default-Spalte entsprechen dabei den Ausfallwahrscheinlichkeiten der jeweiligen Ratingkategorie. Alle Werte oberhalb der Hauptdiagonalen stellen dabei Ratingverschlechterungen (Downgrade) und alle Werte unterhalb der Hauptdiagonalen Ratingverbesserungen (Upgrade) dar. Ein Unternehmen mit einem Anfangsrating in  $t = 0$  von A wird somit beispielsweise nach Ablauf eines Jahres mit einer Wahr-

<sup>281</sup> Vgl. Jarrow/Lando/Turnbull (1997), S. 487; Wei (2003), S. 712 sowie Kaiser/Szczesny (2001), S. 185.

<sup>282</sup> Quelle: Vazza/Aurora/Schneck (2005a), S. 12.

scheinlichkeit von 86,94% in seiner Ratingklasse verbleiben, zu 5,51% in die niedrigere Klasse BBB und zu 2,05% in die höhere Klasse AA wechseln. Zudem besteht eine Wahrscheinlichkeit in Höhe von 0,04% für den Ausfall des Schuldners.

Prinzipiell addieren sich die Wahrscheinlichkeiten einer Zeile zum Wert 100%. Bei der Betrachtung der Tabelle 3.3-7 fällt jedoch auf, dass die Summe der Wahrscheinlichkeiten der Klassen AAA bis Default jedoch in keinem Fall 100% ergibt. Erst durch die Addition der Wahrscheinlichkeiten mit dem entsprechenden Wert der Spalte „N.R.“ (not rated anymore) werden die 100% erreicht. Die Begründung hierzu liegt darin, dass die Bestimmung der Migrationsmatrix auf einer Kohortenbetrachtung basiert. Die Spalte „N.R.“ gibt den Anteil der betrachteten Unternehmen der Kohorte mit einem jeweiligen Anfangsrating wieder, deren Ratings, z. B. von dem Unternehmen selbst bzw. aufgrund einer Fusion mit einem anderen Unternehmen, zurückgezogen wurden. Da diese Unternehmen über keine Ratingeinstufung mehr verfügen, werden sie nicht mehr bzw. nicht mehr direkt bei der Schätzung der Migrationsmatrix berücksichtigt.<sup>283</sup>

BANGIA ET AL. zeigen drei verschiedene Vorgehensweisen auf, wie die Migrationsmatrix modifiziert werden kann, wenn nicht mehr vergebene Ratings bei Unternehmen der betrachteten Kohorte vorhanden sind.<sup>284</sup> Die erste Methode stellt eine eher konservative Vorgehensweise dar, indem die fehlenden Ratings als negative Information in Bezug auf die Bonitätsentwicklung der Schuldner interpretiert werden. Die Wahrscheinlichkeitsmasse für den Eintritt des Zustands „N.R.“ wird daher proportional zu den entsprechenden Werten auf die herabgestuften und ausgefallenen Zustände<sup>285</sup> verteilt. D.h. die Verteilung des N.R.-Wertes erfolgt pro Ratingklasse auf alle Zustände, die rechts von der Diagonalen liegen. Die zweite Methode ist im Verhältnis liberaler, indem die N.R.-Werte ebenfalls proportional zu den jeweiligen Werten auf alle Zustände mit Ausnahme der Default-Klasse verteilt werden. Die dritte Vorgehensweise stellt das Standardverfahren dar, bei der die Wahrscheinlichkeit für den Wechsel in die N.R.-Klasse als „informationslos“ interpretiert wird, so dass die Wahrscheinlichkeitsmasse proportional auf alle Zustände verteilt wird. Die Modifizierung bzw. Normierung der Migrationsmatrix gemäß der dritten Vorgehensweise erfolgt dabei durch die Division der einzelnen Migrationswahrscheinlichkeiten durch die jeweiligen Summen der Zeilen der Matrix.<sup>286</sup>

$$p_{i,j}^{normiert} = \frac{p_{i,j}}{\sum_{j=1}^K p_{i,j}} \quad (3-25)$$

Durch die Modifikation der Tabelle 3.3-7 gemäß dem aufgezeigten Standardverfahren ergibt sich die folgende Migrationsmatrix, bei der die Summe aller Übergangswahrscheinlichkeiten einer Ratingklasse wieder Eins ergibt.

<sup>283</sup> Vgl. Vazza/Aurora/Schneck (2005b), S. 31. Die N.R.-Spalte beinhaltet jedoch ausschließlich Unternehmen, die ihr Rating zurückgezogen haben, aber noch nicht ausgefallen sind. Vgl. Bachmann (2004), S. 19.

<sup>284</sup> Vgl. auch im Folgenden Bangia et al. (2002), S. 455.

<sup>285</sup> Als Zustände werden die Ratings in  $t = 1$  bezeichnet und die Werte entsprechen deren jeweiligen Eintrittswahrscheinlichkeiten.

<sup>286</sup> Vgl. Bachmann (2004), S. 75.



Rating in t = 0	Rating in t = 1							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	<b>91,63%</b>	7,72%	0,49%	0,09%	0,06%	0,00%	0,00%	0,00%
AA	0,63%	<b>90,43%</b>	8,13%	0,61%	0,06%	0,11%	0,02%	0,01%
A	0,05%	2,15%	<b>91,31%</b>	5,79%	0,45%	0,17%	0,03%	0,04%
BBB	0,02%	0,22%	4,10%	<b>89,64%</b>	4,68%	0,82%	0,20%	0,31%
BB	0,04%	0,09%	0,36%	5,78%	<b>83,24%</b>	8,11%	1,04%	1,33%
B	0,00%	0,08%	0,23%	0,32%	5,88%	<b>82,28%</b>	4,77%	6,45%
CCC/C	0,09%	0,00%	0,34%	0,43%	1,49%	10,98%	<b>53,53%</b>	33,13%

Tabelle 3.3-8: Modifizierte Ein-Jahres-Migrationsmatrix

Bereits aus den einjährigen Migrationsmatrizen der Tabelle 3.3-7 und Tabelle 3.3-8 ist ersichtlich, dass sich die durchschnittliche Bonität der Unternehmen der betrachteten Kohorte tendenziell im Zeitverlauf verschlechtert. Eine Begründung kann darin gesehen werden, dass es sich bei den Ausfallwahrscheinlichkeiten um kumulierte Wahrscheinlichkeiten handelt, die somit in jeder Ratingklasse über die Zeit kontinuierlich ansteigen.<sup>287</sup> Aufgrund der Kohortenbetrachtung sowie der Annahme, dass ein in die Default-Klasse migriertes Unternehmen in dieser Klasse verbleibt und nicht wieder in eine bessere wechseln kann, verschlechtert sich die durchschnittliche Bonität der Unternehmen daher ceteris paribus. Die tendenzielle Verschlechterung der durchschnittlichen Bonität der Unternehmen kann jedoch ergänzend dadurch begründet werden, dass das Kreditrisiko, und somit auch die Wahrscheinlichkeit für ein Downgrade, mit zunehmender (Rest-)Laufzeit steigt.<sup>288</sup>

Werden die ausgefallenen Unternehmen bei der weitergehenden Migrationsbetrachtung nicht berücksichtigt und aus der Kohortenbetrachtung herausgenommen, so kann nicht zwingend auf eine tendenzielle Verschlechterung der durchschnittlichen Bonität geschlossen werden. Bei der Differenzierung nach einzelnen Ratingklassen kann konstatiert werden, dass zumindest für die Unternehmen der besten Ratingklasse eine prinzipielle Verschlechterung sehr wahrscheinlich ist, da hier nur die Möglichkeiten bestehen, in der Klasse zu bleiben oder herabgestuft zu werden. Für Unternehmen der schlechtesten Ratingklasse (die Default-Klasse ausgenommen) kann argumentiert werden, dass aufgrund der bereits schlechten Bonität der Verbleib in der aktuellen Klasse sowie ein Wechsel in die Default-Klasse wahrscheinlicher sind als ein Upgrade, so dass hier ebenfalls mit einer tendenziellen Verschlechterung zu rechnen ist. Für die weiteren Klassen ergeben sich jedoch die grundsätzlichen Möglichkeiten von Up- und Downgrade sowie die Beibehaltung des momentanen Ratings, weshalb an dieser Stelle keine Aussage in Bezug auf die Tendenz der Bonitätsveränderung getroffen werden kann.<sup>289</sup>

Die einfachste Möglichkeit der Schätzung der einzelnen Migrationswahrscheinlichkeiten liegt in der Verwendung historischer Daten über Kreditausfälle und Ratingwechsel. Die jeweiligen Migrationswahrscheinlichkeiten werden dabei durch die relativen Häufigkeiten der beobachtbaren Ratingklassenwech-

<sup>287</sup> Siehe zur Verdeutlichung die Zwei- bzw. Fünf-Jahres-Migrationsmatrix in Tabelle 4.3-1 bzw. Tabelle 4.3-2.

<sup>288</sup> Vgl. Schulte/Horsch (2002), S. 98.

<sup>289</sup> Vgl. Crouhy/Galai/Mark (2001b), S. 280.

sel geschätzt.<sup>290</sup> Diese Vorgehensweise entspricht vom Prinzip der Schätzung der PD über historische Ausfallraten, wobei für die Schätzung der Migrationswahrscheinlichkeiten ebenfalls häufig ein langfristiger Durchschnittswert als Schätzer verwendet wird. Sollte eine Bank nicht über eine ausreichende interne Datenbasis verfügen, um die Wahrscheinlichkeiten von Ratingklassenänderungen zu schätzen, so können sie ihre Daten mit denen anderer Banken zu einem Datenpool zusammenfügen oder Migrationsdaten von externen Ratingagenturen verwenden. Für die letztgenannte Alternative muss jedoch vorausgesetzt werden, dass das interne Ratingsystem entsprechend auf die Ratingklassen der externen Agentur abgebildet wurde (Mapping).<sup>291</sup> Bei der Ermittlung von Migrationswahrscheinlichkeiten über Mapping ist jedoch darauf zu achten, dass sowohl das interne als auch das externe Portfolio eine vergleichbare Schuldnerstruktur aufweist, da es ansonsten zu Verzerrungen der Ergebnisse kommen kann. MACHAUER und WEBER haben in einer Untersuchung beispielsweise eine Migrationsmatrix für eine Stichprobe von kleinen und mittelständischen Unternehmen (KMU) geschätzt. Sie konnten dabei aufzeigen, dass die Wechselwahrscheinlichkeiten bei den Bankkunden wesentlich größer waren als bei einer Vergleichsmatrix von Anleihen großer Unternehmen, die von einer externen Ratingagentur geschätzt wurde. Des Weiteren verbleiben die KMU mit einer wesentlich geringeren Wahrscheinlichkeit in ihrer bisherigen Ratingklasse als es bei den großen Unternehmen der Fall ist.<sup>292</sup> An diesem Beispiel lässt sich daher erkennen, dass es bei einer unreflektierten Übernahme von Migrationsmatrizen der externen Ratingagenturen zu starken Fehleinschätzungen des Kreditrisikos im Bankportfolio kommen kann.

Genügen die Ratings bzw. das Ratingverfahren der in Abschnitt 3.1 gestellten Anforderung der Informationseffizienz und wird zudem von der Annahme ausgegangen, dass die Migrationswahrscheinlichkeiten zeithomogen und unkorreliert sind, so können die (mehrjährigen) Migrationen zukünftiger Betrachtungszeiträume als absorbierende Markov-Ketten modelliert werden. Markov-Ketten stellen dabei diskrete stochastische Prozesse dar, deren Prognose über die zukünftige Entwicklung ausschließlich vom aktuellen Ausgangspunkt abhängt und unabhängig von der vorangegangenen Historie ist. Der Prozess besitzt somit quasi kein Gedächtnis („Markov-Eigenschaft“).<sup>293</sup> Auf Ratingveränderungen bezogen bedeutet dies, dass die vergangene Entwicklung eines Ratings keinen Einfluss, sondern ausschließlich das aktuelle Rating Auswirkungen auf die zukünftige Veränderung des Ratings hat. Diese Markov-Ketten werden „absorbierend“ genannt, da der Prozess unumkehrbar ist, d. h., es wird von der Annahme ausgegangen, dass einmal ausgefallene Unternehmen nicht weitergeführt werden und somit keine Möglichkeit besteht nach einem Default wieder in eine höhere Ratingklasse zu gelangen.<sup>294</sup> Diese getroffenen Annahmen lassen sich jedoch in der Realität nur selten antreffen. Zum einen ist es nicht realitätsnah, dass ein Unternehmen nach einem Ausfall keine bessere Ratingklasse in der nächsten Periode erreichen kann. In einigen Fällen wird das Unternehmen nach der Insolvenz weitergeführt und kann somit prinzipiell auch wieder in bessere Ratingkategorien migrieren. Obwohl Ratings und Ratingsysteme der Anforderung der Informationseffizienz genügen sollen, haben empirische Untersuchungen auf-

<sup>290</sup> Vgl. Schmid (2004), S. 14.

<sup>291</sup> Siehe zur Problematik des Mapping Abschnitt 3.3.3.3.

<sup>292</sup> Vgl. Machauer (1998), S. 1374-1376.

<sup>293</sup> Vgl. Oehler/Unser (2002), S. 262 f.

<sup>294</sup> Vgl. Bachmann (2004), S. 18.

gezeigt, dass die historische Ratingentwicklung durchaus Einfluss auf die zukünftige Ratingeinstufung aufweist. ALTMAN und KAO<sup>295</sup> kommen beispielsweise zu dem Ergebnis, dass die Wahrscheinlichkeit für ein zukünftiges Downgrade bei vorangegangener Herabstufung größer ist als für ein Upgrade. Dieses Ergebnis einer größeren Wahrscheinlichkeit für einen gleichgerichteten Entwicklungspfad konnten die Autoren ebenfalls im Zuge von vorangegangenen Upgrades entdecken. Des Weiteren kann davon ausgegangen werden, dass die Annahme der unkorrelierten Migrationswahrscheinlichkeiten in der Realität nicht zu halten ist. In den meisten Fällen sind die Wanderungswahrscheinlichkeiten nicht statisch, sondern schwanken aufgrund konjunktureller Veränderungen, wobei in Expansionsphasen häufig steigende Wahrscheinlichkeiten für Upgrades und in Rezessionsphasen steigende Wahrscheinlichkeiten für Downgrades zu beobachten sind, so dass daraus geschlossen werden kann, dass die Wahrscheinlichkeiten miteinander korreliert sind.<sup>296</sup>

### 3.3.3.5 Schätzung der Risikoparameter Loss Given Default und Exposure at Default

Die grundsätzlichen Vorgehensweisen zur Ermittlung des Loss Given Default (LGD) pro Ratingklasse ähneln denen der Bestimmung der PD für jede Klasse. Analog zur PD-Kalibrierung ist eine Möglichkeit der LGD-Schätzung, dass ein (Transaktions-)Ratingverfahren verwendet wird, welches für jeden Kredit einen (LGD-)Score-Wert als Ergebnis ausweist. Über festgelegte Score-Wert-Intervalle werden die Kredite entsprechend in die Ratingklassen eingeordnet und anhand von historischen Verlustdaten kann die LGD einer Ratingklasse im einfachsten Fall als Durchschnittswert der historisch realisierten LGD in dieser Klasse bestimmt werden.<sup>297</sup> Voraussetzung hierfür ist, dass die historischen Kredite sich in Bezug auf Geschäfts- und Kundenart sowie Besicherung stark ähneln.

Eine weitere Vorgehensweise, die LGD einer Ratingklasse zu bestimmen, stellen direkte Schätzverfahren dar, bei denen als Ergebnis für jede Fazilität eine individuelle LGD berechnet wird, anhand derer die Kredite anschließend über die festgelegten LGD-Intervalle den entsprechenden (Transaktions-)Ratingklassen zugeordnet werden. Die klassenspezifische LGD berechnet sich dann als Durchschnitt der individuellen LGD einer Klasse. Bei dieser direkten Schätzung der individuellen LGD kann zwischen verschiedenen Methoden differenziert werden.

Eine Möglichkeit besteht in der Ermittlung einer so genannten **Market LGD**, die sich über beobachtete Marktpreise von ausgefallenen Anleihen oder von ausgefallenen marktfähigen Krediten kurz nach dem Ausfallereignis ergibt.<sup>298</sup> Die Marktpreise reflektieren dabei die von den Marktteilnehmern erwarteten (diskontierten) Rückzahlungen, wobei sich die Erwartungen sowohl auf das noch ausstehende Kapital als auch auf fehlende Zinszahlungen und Abwicklungskosten für den ausgefallenen Kredit beziehen.<sup>299</sup>

Anstatt der Market LGD kann alternativ die so genannte **Workout LGD** berechnet werden, die auf der Diskontierung aller erwarteten (geschätzten) Cash Flows aus dem ausgefallenen Kredit basieren. Die

<sup>295</sup> Vgl. Altman/Kao (1992a).

<sup>296</sup> Vgl. Bachmann (2004), S. 19.

<sup>297</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 61.

<sup>298</sup> Vgl. auch im Folgenden Schuermann (2004), S. 6-8.

<sup>299</sup> Siehe für die Methode der Market LGD Gupton (2000).

wichtigsten Komponenten zur Bestimmung der Workout LGD sind dabei die Rückzahlungsbeträge, die im Rahmen der Kreditabwicklung auftretenden Kosten für die Bank sowie ein geeigneter Diskontierungszinssatz. Für den Fall, dass alle Cash Flows vom Ausfallzeitpunkt bis zum Abschluss des Kreditabwicklungsprozesses bekannt sind, kann die Workout LGD als Prozentsatz des Exposure at Default (EAD), wie in der nachfolgenden Gleichung aufgezeigt, berechnet werden.  $R_i$  bezeichnet dabei jede der  $i$  diskontierten Rückzahlungen,  $Q_j$  jede der von der Bank zu leistenden diskontierten Zahlungen für den entsprechenden Kredit und  $r$  den Diskontierungszinssatz.<sup>300</sup>

$$\text{Workout LGD} = \left[ 1 - \frac{\sum_i R_i(r) - \sum_j Q_j(r)}{\text{EAD}} \right] \quad (3-26)$$

Als Problempunkte bei dieser Methode lassen sich jedoch die Ungewissheit über den zeitlichen Eingang von Rückzahlungen sowie die Wahl eines geeigneten Diskontierungszinssatzes festhalten.

Ein vom Prinzip der Market und Workout LGD abweichendes Verfahren stellt die **Implied Market LGD** Methode dar. Bei dieser Methode wird die LGD von risikobehafteten Anleihepreisen über ein theoretisches Asset Pricing Modell abgeleitet, wobei die betrachteten Anleihen noch nicht ausgefallen sind. Die Idee dieses Modells liegt darin, die LGD bzw. die Recovery Rate aus den Credit Spreads der noch nicht ausgefallenen Anleihen zu bestimmen. Der Credit Spread bezeichnet dabei den Teil des Zinssatzes, der über dem risikofreien Kapitalmarktzinssatz liegt. Er kann dabei als Indikator für die Risikoprämie interpretiert werden, der von den Investoren für die Risikoübernahme gefordert wird. Der Credit Spread bezieht sich im Allgemeinen auf den erwarteten Verlust, so dass seine Höhe sowohl durch die PD als auch durch die LGD und Liquiditätsprämien determiniert wird. In den letzten Jahren sind hierzu Modelle entwickelt worden, mit denen die beiden Risikoparameter PD und LGD aus Credit Spreads von Anleihen separiert werden können.<sup>301</sup>

Mit Ausnahme des Verfahrens der Implied Market LGD müssen für die LGD-Schätzung Referenzdaten von Kreditausfällen vorhanden sein. Grundsätzlich gilt dabei für die LGD-Schätzung, ebenso wie für die PD-Kalibrierung, dass Banken externe Datenquellen (Pooling oder Daten externer Ratingagenturen) verwenden können, falls die interne Datenbasis nicht ausreichend ist.<sup>302</sup>

Bei der Schätzung des **Exposure at Default (EAD)** wird prinzipiell zwischen bilanziellen und außerbilanziellen Geschäften unterschieden.<sup>303</sup> Die Ermittlung des EAD für bilanzielle Aktiva stellt hierbei den einfachsten Fall dar, bei dem als Untergrenze des EAD der bilanzielle Wert der Forderung festgelegt wird, der grundsätzlich auch als geeigneter Schätzer für den EAD angesehen werden kann. Der EAD bei klassischen außerbilanziellen Geschäften (z. B. Kreditzusagen und Avale) errechnet sich allgemein aus der Summe der aktuellen Inanspruchnahme und der mit einem Credit Conversion Factor (CCF) multiplizierten noch offenen Kreditzusage. Der CCF gibt den Prozentanteil einer offenen Kreditzusage an, der vor einem Ausfall erfahrungsgemäß ausgenutzt wird.

<sup>300</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 66.

<sup>301</sup> Siehe hierzu stellvertretend Bakshi/Madan/Zhang (2001) sowie Unal/Madan/Güntay (2003).

<sup>302</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 66.

<sup>303</sup> Vgl. auch im Folgenden Hofmann/Lesko/Vorgrimler (2005), S. 48.

$$EAD = Inanspruchnahme_{\text{aktuell}} + CCF \cdot Offene\ Zusage_{\text{aktuell}} \quad (3-27)$$

Der CCF wird dabei aus historischen Daten als langfristiger Durchschnitt der in einem bestimmten Kundensegment realisierten CCF geschätzt.<sup>304</sup>

### 3.3.4 Validierung von Ratingsystemen und Risikoparametern

In den vorangegangenen Abschnitten wurde aufgezeigt, wie ein internes Ratingsystem entwickelt werden kann. Im Anschluss an die Entwicklung muss jedoch überprüft werden, ob die Ergebnisse des Ratingsystems auch eine hohe Qualität aufweisen bzw. die Realität korrekt abbilden, so dass die Bonität der Kreditnehmer richtig eingeschätzt und durch eine PD adäquat ausgedrückt wird sowie die fazilitätsspezifischen Kriterien in Form einer konsistenten LGD-Schätzung Berücksichtigung finden. Das Ratingsystem muss also validiert werden, wobei Validierung den gesamten Prozess der Überprüfung der Prognosegüte bezeichnet und grundsätzlich zwischen qualitativer und quantitativer Validierung differenziert werden kann.<sup>305</sup>

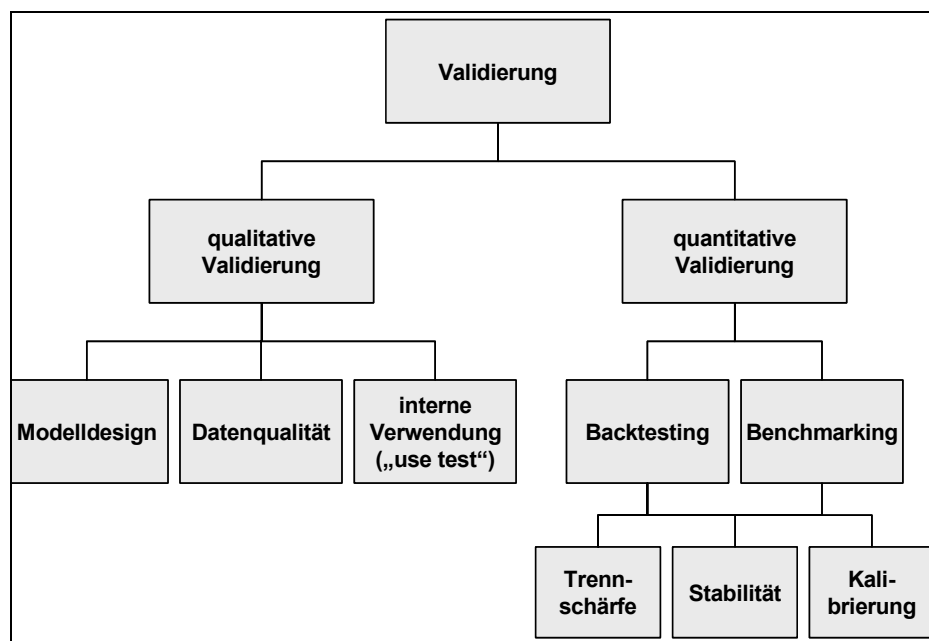


Abbildung 3-24: Teilaspekte der Validierung von (internen) Ratingsystemen<sup>306</sup>

Die **qualitative** ist i. d. R. der quantitativen **Validierung** vorgeschaltet und hat als vorrangiges Ziel, die grundsätzliche Anwendbarkeit sowie die korrekte Anwendung der quantitativen Verfahren sicherzustellen.<sup>307</sup> Die qualitativen Analysen überprüfen dabei vor allem die drei Kernbereiche Modelldesign, Da-

<sup>304</sup> Siehe für eine detaillierte Betrachtung der CCF-Schätzung im Rahmen der EAD-Bestimmung Daldrup (2005), S. 23-25 sowie Hofmann/Lesko/Vorgrimler (2005).

<sup>305</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 139.

<sup>306</sup> In Anlehnung an Deutsche Bundesbank (2003), S. 62.

<sup>307</sup> Vgl. auch im Folgenden Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 99-103 sowie Deutsche Bundesbank (2003), S. 68 f.

tenqualität sowie interne Verwendung des Ratingsystems im Kreditrisikomanagement (siehe Abbildung 3-24).

Die Validierung des **Modelldesigns** wird durch die Dokumentation des gesamten Ratingsystems vorgenommen, wobei der Umfang, die Transparenz sowie die Vollständigkeit die wesentlichen Validierungskriterien darstellen. Die Dokumentation muss somit den gesamten Ratingprozess transparent widerspiegeln und zudem den Einfluss sowie die ökonomische Plausibilität der Risikofaktoren deutlich aufzeigen. Die **Datenqualität** stellt bereits bei der Entwicklung des Ratingsystems (bzw. des Ratingverfahrens) ein wichtiges Gütekriterium dar und ist zudem die Grundvoraussetzung für die quantitative Validierung. Bei der Validierung der Datenqualität muss untersucht werden, ob die Daten vollständig vorliegen, um überhaupt eine Nachvollziehbarkeit des Ratingurteils gewährleisten zu können. Weitere zu analysierende Punkte sind der Umfang der verfügbaren Daten in Bezug auf zeitliche Historien, die Repräsentativität der für die Entwicklung und Validierung des Ratingverfahrens gebildeten Stichproben sowie die Vorgehensweise der Bank zur Qualitätssicherung und Bereinigung der Rohdaten. Ein weiterer maßgeblicher Analysepunkt bei der qualitativen Validierung ist der so genannte „**use test**“. Beim „use test“ wird überprüft, ob eine Bank ihr entwickeltes Ratingsystem in das bankinterne Kreditrisikomanagement und Reporting eingebunden hat. Eine fehlende Einbindung und somit eine ausschließliche Verwendung des Systems zur Bestimmung des regulatorischen Eigenkapitals kann daher als mangelndes Vertrauen in die eigene Systemqualität interpretiert werden.

Eine **quantitative Validierung** kann zwar prinzipiell für alle Ratingsysteme vorgenommen werden, allerdings muss hierfür eine ausreichende Anzahl von Kreditnehmerausfällen als Grundvoraussetzung vorliegen. Die Trennschärfe, Stabilität und Kalibrierung des Ratingsystems stellen die grundsätzlichen Kriterien im Rahmen der quantitativen Validierung dar.<sup>308</sup> Bei der quantitativen Validierung kann allgemein zwischen dem Backtesting und dem Benchmarking unterschieden werden. Während beim Backtesting eine Überprüfung des Ratingsystems basierend auf bankinternen Daten vorgenommen wird, bezeichnet das Benchmarking eine Validierungsmethode, bei der ein Ratingsystem auf Basis eines Vergleichsdatenbestandes (Benchmark-Datenbestand) überprüft wird.<sup>309</sup>

Als **Trennschärfe** bzw. Klassifikationsgüte wird die Fähigkeit eines Ratingsystems bezeichnet, ex ante zwischen guten und schlechten Kreditnehmern zu differenzieren. Ein perfekt trennscharfes Ratingssystem würde demnach bereits im Vorfeld alle ausfallenden Kreditnehmer korrekt identifizieren. Eine Überprüfung der Trennschärfe kann jedoch grundsätzlich nur ex-post anhand von vorliegenden Daten solventer und insolventer Kreditnehmer vorgenommen werden.<sup>310</sup> Für die Validierung der Klassifikationsgüte muss daher zunächst eine Stichprobe von Unternehmen gebildet werden, bei denen sowohl das durch das Ratingsystem generierte Urteil als auch der jeweilige Status der Unternehmen (solvent bzw. insolvent) bekannt sind. In den meisten Fällen wird hier auf die bei der Systementwicklung verwendete Stichprobe (In-Sample-Validierung) zurückgegriffen. Des Weiteren wird eine von der Entwicklungsstichprobe unabhängige Teststichprobe (Out-of-Sample-Validierung) gebildet, die jedoch densel-

<sup>308</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 139.

<sup>309</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 136.

<sup>310</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 104.

ben funktionalen Zusammenhang aufweisen sollte. Anhand der Teststichprobe soll überprüft werden, ob das Ratingverfahren bzw. die Ratingfunktion ggf. an zufällige Ausprägungen der Entwicklungsstichprobe angepasst wurde und somit das Problem des Overfitting auftritt.<sup>311</sup> Die Trennschärfe kann anhand von verschiedenen Methoden bzw. Kennzahlen quantifiziert werden. Im Folgenden wird die Messung der Trennschärfe beispielhaft anhand der Cumulative Accuracy Profile (CAP) Kurve sowie der Receiver Operating Characteristic (ROC) Kurve kurz erläutert.

Die **CAP-Kurve** ist eine graphische Darstellung der Trennschärfe eines Ratingsystems und kann konstruiert werden, indem zunächst alle Kreditnehmer entsprechend ihrer Ratingklasse bzw. Bonität aufsteigend sortiert (ansteigender Score-Wert = ansteigende Bonität) und anschließend der kumulative Anteil aller Schuldner auf der Abszisse eines Koordinatensystems abgetragen wird. Dem kumulativen Anteil aller Kreditnehmer wird auf der Ordinate der kumulative Anteil aller ausgefallenen Schuldner gegenübergestellt.<sup>312</sup> Auf diese Weise entsteht die in der folgenden Abbildung dargestellte CAP-Kurve des internen Ratingsystems. Beispielhaft wird davon ausgegangen, dass insgesamt 5% aller Kreditnehmer der Stichprobe insolvent geworden sind.

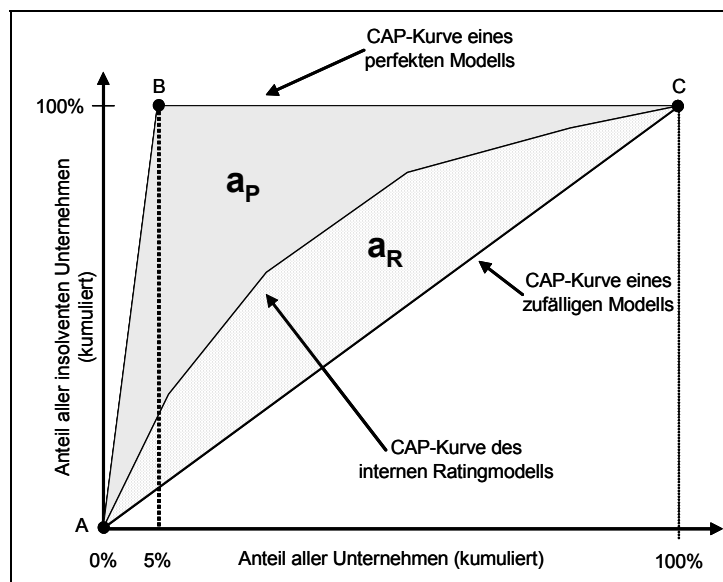


Abbildung 3-25: Cumulative Accuracy Profile Kurve<sup>313</sup>

Aus der Abbildung ist ersichtlich, dass ein Ratingsystem umso trennschärfer ist, je steiler die CAP-Kurve zu Beginn ansteigt.<sup>314</sup> Im Optimalfall eines perfekten Ratingmodells würden alle insolventen Kreditnehmer mit den niedrigsten Score-Werten bzw. den niedrigsten Ratingklassen versehen, so dass die CAP-Kurve bis zum kumulierten Anteil aller Unternehmen von 5% steil ansteigen und ab diesem Punkt horizontal verlaufen würde. D. h. alle insolvent gewordenen Unternehmen wurde durch das Ratingssystem ex ante korrekt identifiziert. In der Abbildung 3-25 ist diese CAP-Kurve durch die Linie dargestellt, die die Punkt A, B und C verbindet. Der gegensätzliche Extremfall zum perfekten Modell stellt ein

<sup>311</sup> Vgl. Müller-Masiá et al. (2005), S. 61.

<sup>312</sup> Vgl. Sobehart/Keenan/Stein (2000), S. 11 sowie Sobehart/Keenan/Stein (2003), S. 201.

<sup>313</sup> In Anlehnung an Angstenberger/Nöthel (2005), S. 231 sowie Engelmann/Tasche (2004), S. 309.

<sup>314</sup> Vgl. auch im Folgenden Deutsche Bundesbank (2003), S. 71 sowie Fischer (2004), S. 158.

zufälliges Ratingsystem dar, welches eine zufällige Ratingeinstufung vornimmt und somit über keinerlei Trennfähigkeit verfügt. Grafisch wird eine diesem zufälligen System entsprechende CAP-Kurve durch die in der Abbildung eingezeichnete Diagonale durch die Punkte A und C angezeigt. Die aufgezeigten extremen Ausprägungen der CAP-Kurve spiegeln jedoch nicht die Realität wieder, in der Ratingurteile weder perfekt, noch zufällig vorgenommen werden. Die für ein internes Ratingsystem zu erwartende CAP-Kurve liegt i. d. R. zwischen den beiden Extremformen und nimmt dabei, wie in der Abbildung zu sehen ist, einen konkaven Verlauf an.

Die durch die CAP-Kurve aufgezeigte Trennschärfe eines Ratingsystems kann durch den so genannten Gini-Koeffizienten (G) (oder auch Accuracy Ratio (AR)) in einer einzigen Zahl ausgedrückt werden. In der obigen Abbildung ist die Fläche zwischen dem perfekten und dem internen Ratingsystem mit  $a_P$  sowie die Fläche zwischen letzterem und dem zufälligen System mit  $a_R$  gekennzeichnet. Der Gini-Koeffizient berechnet sich dadurch, dass die Fläche zwischen der perfekten CAP-Kurve und der Diagonalen sowie die Fläche zwischen der CAP-Kurve des internen Ratingsystems und der Diagonalen zueinander ins Verhältnis gesetzt werden.<sup>315</sup>

$$G = \frac{a_R}{a_R + a_P} \quad (3-28)$$

Der Gini-Koeffizient kann grundsätzlich Werte zwischen minus Eins und Eins annehmen. Je näher der Wert an Eins liegt, umso trennschärfer ist das Ratingsystem und desto näher liegt die CAP-Kurve des internen Ratingsystems an der Kurve des perfekten Modells.

Eine weitere grafische Methode zur Bestimmung der Trennschärfe von Ratingsystemen ist die **ROC-Kurve**, die mit dem Konzept der CAP-Kurve stark verwandt ist. Analog zur CAP-Kurve wird die ROC-Kurve konstruiert, indem auf der Ordinate der kumulierte Anteil der insolventen Kreditnehmer abgetragen wird. Der Unterschied besteht allerdings darin, dass auf der Abszisse nun nicht der kumulierte Anteil aller Unternehmen, sondern nur der kumulierte Anteil der solventen Unternehmen abgetragen wird.<sup>316</sup>

<sup>315</sup> Vgl. Sobehart et al. (2000), S. 16.

<sup>316</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 108 f.



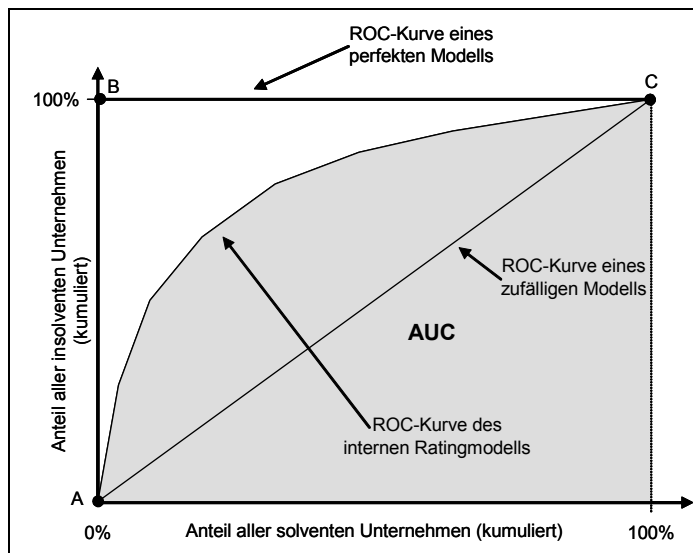


Abbildung 3-26: Receiver Operating Characteristic Kurve<sup>317</sup>

Für den Fall, dass die Klassifikation der Unternehmen über Ratingklassen vorgenommen wird, setzt sich die ROC-Kurve aus jeweils linearen Teilstücken pro Ratingklasse zusammen. Das Verhältnis von insolventen zu solventen Kreditnehmern in jeder Ratingklasse determiniert dabei die Steigung der ROC-Kurve in jedem Teilabschnitt. Je steiler die ROC-Kurve zu Beginn ansteigt, umso trennschärfer ist das Ratingsystem. Ein perfektes System würde alle insolventen Unternehmen in die schlechteste Ratingklasse einordnen, so dass die ROC-Kurve demnach zunächst senkrecht von Punkt A zu Punkt B und anschließend horizontal von B zu C verlaufen würde. Im Gegensatz dazu würde die ROC-Kurve eines zufälligen Modells analog zur CAP-Kurve die Diagonale abbilden. Der realistische Verlauf der ROC-Kurve liegt i. d. R. zwischen den beiden Extremformen und weist einen konkaven Verlauf auf.<sup>318</sup>

Ähnlich wie bei der CAP-Kurve kann auch für durch die ROC-Kurve aufgezeigte Trennschärfe von Ratingsystemen eine aggregierte Kennzahl berechnet werden. Die Kennzahl wird als Area under Curve (AUC) bezeichnet und ergibt sich aus der Fläche unterhalb der ROC-Kurve. Die AUC kann ausschließlich Werte zwischen Null und Eins annehmen, wobei Ratingsysteme, deren AUC den Wert Eins annehmen dem perfekten Modell entsprechen und Werte von 0,5 auf das zufällige Modell hinweisen. Theoretisch sind für die AUC auch Werte möglich, die kleiner als 0,5 sind. Ein solches Ergebnis weist jedoch daraufhin, dass das Ratingsystem die Unternehmen zumindest teilweise in der falschen Reihenfolge klassifiziert.<sup>319</sup>

Anzumerken ist an dieser Stelle jedoch, dass die aufgezeigten Kennzahlen zur Bestimmung der Trennschärfe alleine nicht zwingend für die Überprüfung der Qualität eines Ratingsystems geeignet sind. Der Gini-Koeffizient sowie die AUC kommen nur in den Fällen zu zwingend guten Ergebnissen, wenn verschiedene Ratingsysteme betrachtet werden, die sich jedoch alle auf das gleiche Portfolio und die gleiche Zeitperiode beziehen. Sobald Ratingsysteme anhand von Trennschärfemaße verglichen werden,

<sup>317</sup> In Anlehnung an Engelmann/Hayden/Tasche (2003), S. 7.

<sup>318</sup> Vgl. Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 109.

<sup>319</sup> Vgl. Sobehart/Keenan (2001), S. 32; Behr/Güttler (2004), S. 142 sowie Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 111.

die sich entweder auf unterschiedliche Portfolios und/oder unterschiedliche Zeitperioden beziehen, kann es zu irreführenden Ergebnissen bzw. zu nicht eindeutig interpretierbaren Ergebnissen kommen, bei denen hohe Werte des Gütemaßes nicht zwangsläufig auf ein gutes und niedrige Werte nicht zwingend auf ein schlechtes Ratingsystem hinweisen.<sup>320</sup> Die Überprüfung der Qualität eines Ratingsystems sollte daher nicht ausschließlich auf den beschriebenen Trennschärfemaßen, sondern auf weiteren quantitativen und den bereits erläuterten qualitativen Kriterien erfolgen. Des Weiteren ist es an dieser Stelle empfehlenswert neben dem Backtesting auch ein Benchmarking durchzuführen.

Neben der Trennschärfe gilt es bei der quantitativen Validierung die **Stabilität** des Ratingsystems zu überprüfen. Unter Stabilität wird in diesem Zusammenhang verstanden, dass ein Ratingsystem eine gewisse Robustheit gegenüber längeren Prognosehorizonten sowie gegenüber Änderungen der Rahmenbedingungen aufweist. I. d. R. werden Ratingsysteme auf einen bestimmten Prognosezeitraum (meistens ein Jahr) optimiert, so dass sich die Trennschärfe bei Verlängerung des Prognosehorizonts zwar prinzipiell verschlechtert, allerdings sollte diese Verschlechterung bei einem stabilen Ratingsystem stetig erfolgen und nicht abrupt auftreten. Ein gutes Ratingsystem sollte jedoch auch für Prognosehorizonte von mehreren Jahren noch eine ausreichende Trennschärfe aufweisen. Des Weiteren zeichnet sich ein stabiles System dadurch aus, dass es die Ursache-Wirkungs-Beziehung zwischen den Risikofaktoren und der Bonität der Kreditnehmer adäquat abbildet bzw. dass der Kausalzusammenhang zwischen beobachtbaren Merkmalsausprägungen und der Bonität im Zeitverlauf robust bleibt.<sup>321</sup>

Neben der Trennschärfe und der Stabilität muss als weiteres Kriterium die **Kalibrierung** des Ratingsystems überprüft werden. Prinzipiell wird unter der Überprüfung der Kalibrierung eines Ratingsystems der Vergleich von prognostizierten und tatsächlich eingetretenen Ausfallraten verstanden. Bei einem gut kalibrierten Ratingsystem weichen dabei die ex-ante geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeiten einer Ratingklasse nicht signifikant von den ex-post tatsächlich eingetretenen Ausfallraten derselben Ratingklasse ab. In einer weitergehenden Betrachtung sollte sich die Überprüfung der Kalibrierung allerdings nicht nur auf die PD, sondern zusätzlich auf die Migrationswahrscheinlichkeiten sowie auf die Risikoparameter LGD und EAD beziehen, deren jeweiligen ex-ante Schätzungen ebenfalls nahe an den realisierten Werten liegen sollten.<sup>322</sup> Es kann in der Realität jedoch davon ausgegangen werden, dass im Zeitablauf regelmäßig Abweichungen zwischen den prognostizierten und realisierten Werten auftreten. Im Rahmen der Validierung muss daher analysiert werden, ob diese Abweichungen aufgrund zufälliger Ereignisse oder aufgrund systematischer Fehler des Ratingsystems realisiert wurden.<sup>323</sup> Nur im letztgenannten Fall müssten Änderungen am Ratingsystem bzw. eine Neukalibrierung vorgenommen werden.

Für die Überprüfung der Schätzqualität der PD können verschiedene Verfahren, wie z. B. im Rahmen des Backtesting der Binomialtest oder der Brier-Score, verwendet werden. Der **Binomialtest** wird für jede Ratingklasse separat durchgeführt und geht von der Annahme aus, dass alle Ausfälle einer Ra-

<sup>320</sup> Vgl. auch im Folgenden Blochwitz et al. (2004), S. 1276-1278.

<sup>321</sup> Vgl. Löwe/Tiebing (2005), S. 15 f.; Deutsche Bundesbank (2003), S. 64 sowie Norden/Weber (2005), S. 41.

<sup>322</sup> Vgl. Norden/Weber (2005), S. 40 f.

<sup>323</sup> Vgl. Müller-Masiá et al. (2005), S. 62 f.

tingklasse voneinander unabhängig sind und alle  $n$  Kreditnehmer einer Klasse dieselbe PD aufweisen.<sup>324</sup> Unter diesen Annahmen folgen die Ausfälle innerhalb einer Ratingklasse einer Binomialverteilung. Beim Binomialtest wird jedem Kreditnehmer eine Indikatorvariable  $I_i$  zugeordnet, wobei  $I_i$  den Wert Eins bei einem Ausfall des Schuldners und sonst den Wert Null annimmt. Die Anzahl der Ausfälle in der betrachteten Ratingklasse  $D_n$  berechnet sich wie folgt:

$$D_n = \sum_{i=1}^n I_i \quad (3-29)$$

Die zu Beginn aufzustellende Null-Hypothese, dass die geschätzte PD korrekt ist, kann zu einem Konfidenzniveau  $\alpha$  (z. B. 99%) in dem Fall abgelehnt werden, wenn die tatsächlich eingetretene Ausfallrate eine bestimmte kritische Schwelle  $d_{n,\alpha}$  überschreitet, die bestimmt wird aus

$$p[D_n \geq d_{n,\alpha}] \leq 1 - \alpha \quad (3-30)$$

Unter Berücksichtigung der Binomialverteilung errechnet sich der kritische Schwellenwert gemäß der folgenden Gleichung, wobei  $n$  die Anzahl aller Unternehmen einer Ratingklasse bezeichnet.<sup>325</sup>

$$d_{n,\alpha} = \min \left\{ d : \sum_{i=d}^n \binom{n}{i} \cdot PD^i \cdot (1-PD)^{n-i} \leq 1 - \alpha \right\} \quad (3-31)$$

Eine Überschreitung des kritischen Schwellenwerts durch die tatsächliche Ausfallrate weist somit auf eine schlechte Kalibrierung des Ratingsystems hin, so dass in diesem Fall eine Neukalibrierung des Ratingsystems vorgenommen werden sollte.

Der **Brier-Score** (BS) stellt eine weitere Alternative zur Bestimmung der Kalibrierungsgüte im Rahmen des Backtesting dar. Der BS bezeichnet dabei die mittlere quadratische Abweichung zwischen der für jedes Unternehmen der Stichprobe prognostizierten PD und der Realisation für diesen Fall (1 für Ausfall, 0 für keinen Ausfall).<sup>326</sup> Formal lässt sich der BS folgendermaßen grundsätzlich darstellen, wobei  $n$  die Anzahl der Kreditnehmer,  $PD_i^{\text{Prognose}}$  die geschätzte PD pro Kreditnehmer und  $y_i$  eine Dummy-Variable (1 für Ausfall, 0 für Nicht-Ausfall) bezeichnet.

$$BS = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left( PD_i^{\text{Prognose}} - y_i \right)^2 \quad \text{mit} \quad y_i = \begin{cases} 1 & \text{für Ausfall} \\ 0 & \text{für kein Ausfall} \end{cases} \quad (3-32)$$

Für den Fall von  $K$  Ratingklassen ergibt sich der BS als Summe über alle Ratingklassen  $k$ .  $N_k$  bezeichnet hierbei die Anzahl der Kreditnehmer in der Klasse  $k$ ,  $PD_k^{\text{Prognose}}$  die geschätzte PD und  $PD_k^{\text{Beobachtung}}$  die tatsächliche Ausfallrate der jeweiligen Ratingklasse  $k$ .

$$BS = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^K N_k \cdot \left[ PD_k^{\text{Beobachtung}} \cdot \left( 1 - PD_k^{\text{Prognose}} \right)^2 + \left( 1 - PD_k^{\text{Beobachtung}} \right) \cdot \left( PD_k^{\text{Prognose}} \right)^2 \right] \quad (3-33)$$

<sup>324</sup> Vgl. auch im Folgenden Deutsche Bundesbank (2003), S. 74.

<sup>325</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 47.

<sup>326</sup> Vgl. auch im Folgenden Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 123.

Ein niedriger BS-Wert weist daraufhin, dass die Prognose der PD und die tatsächlich eingetretenen Ausfallraten dicht beieinander liegen, so dass daraus eine gute Kalibrierung des Ratingsystems geschlossen werden kann. Anhand des Brier-Scores können unterschiedliche Ratingsysteme anhand ihrer Prognosequalität verglichen werden, insofern beide Ratingsysteme den gleichen Datenbestand bewerten. In solchen Fällen kann das System als valider betrachtet werden, welches den kleineren BS aufweist.<sup>327</sup>

Eine Alternative bzw. Ergänzung zum Backtesting von geschätzten Ausfallwahrscheinlichkeiten stellt das Benchmarking über ein Referenzportfolio dar. Als Beispiel können Daten von externen Ratingagenturen für den Vergleich verwendet werden, wobei systematische Abweichungen der internen Schätzungen von den Ergebnissen für das Referenzportfolio überprüft werden müssen. Die Schwierigkeit bei dieser Methode liegt jedoch in der Festlegung eines geeigneten Referenzportfolios.<sup>328</sup>

Für die Überprüfung der Kalibrierung der **Migrationswahrscheinlichkeiten** können grundsätzlich dieselben Methoden verwendet werden, wie bei der Überprüfung der PD-Kalibrierung.<sup>329</sup> Bei der Validierung der Migrationswahrscheinlichkeiten wird jedoch eine größere Anzahl von Wahrscheinlichkeiten simultan überprüft, was zu einer erhöhten Anforderung an die Datengrundlage der Stichprobe führt. Die Datenanforderungen für jede Spalte der Migrationsmatrix entspricht dabei der Datenanforderung für die Validierung der PD für alle Ratingklassen. Insbesondere die Überprüfung der Default-Spalte der Matrix ist dabei exakt identisch mit der PD-Validierung. Bei der Verwendung eines einfachen Ansatzes kann bei der Validierung der einzelnen Migrationswahrscheinlichkeiten eine Zerlegung der Migrationsmatrix vorgenommen werden, so dass jeweils der dichotome Test „Migration von Ratingklasse x führt zu Klasse y“ oder „Migration von x führt nicht zu y“ durchgeführt werden kann. Die geschätzten Migrationswahrscheinlichkeiten für den Wechsel von Klasse x zu Klasse y müssen anschließend mit den tatsächlich eingetretenen Migrationen zwischen den Klassen abgeglichen werden. Um für jede Migration zu analysieren, ob dessen Eintrittshäufigkeit signifikant von der geschätzten Matrix abweicht, kann analog zur PD-Validierung der Binomialtest verwendet werden. Ergeben sich signifikante Abweichungen, so ist die Migrationsmatrix anzupassen, was im einfachsten Fall durch den Austausch der fehlerhaften alten geschätzten Daten gegen die neuen empirisch beobachteten Werte erfolgt. Durch diese einfache Vorgehensweise kann es jedoch zu Inkonsistenzen in der Migrationsmatrix kommen, die durch eine anschließende Glättung der Matrix aufgehoben werden müssen.

Bei der Validierung der **LGD-Schätzungen** müssen verschiedene Aspekte überprüft werden. Es ist daher nicht ausreichend, ausschließlich die geschätzten LGD mit den realisierten Verlustquoten zu vergleichen, sondern ergänzend müssen z. B. die zugrunde liegenden Referenz-Ausfalldaten sowie die daraus berechneten realisierten LGD auf ihre Konsistenz überprüft werden. Im Fall der Berechnung einer Workout LGD ist zusätzlich zu überprüfen, ob der gewählte Diskontierungszinssatz zu validen Ergebnissen führt.<sup>330</sup> Die Validierung kann grundsätzlich in Form eines Benchmarking und/oder in Form des Backtesting erfolgen. Beim Benchmarking werden dabei die geschätzten LGD mit Ausfalldaten

<sup>327</sup> Vgl. Behr/Güttler (2004), S. 147.

<sup>328</sup> Vgl. Deutsche Bundesbank (2003), S. 66.

<sup>329</sup> Vgl. auch im Folgenden Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 132 f.

<sup>330</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 69.

externer Anbieter (z. B. Ratingagenturen) verglichen während beim Backtesting die geschätzten LGD für neu-ausgefallene Kredite anhand deren realisierten LGD überprüft werden.<sup>331</sup>

Der kritische Aspekt bei der **EAD-Ermittlung** stellt die Schätzung des Credit Conversion Factors (CCF) dar. Aus diesem Grund wird bei der EAD-Validierung nicht primär eine direkte Überprüfung der EAD, sondern eine Validierung der CCF vorgenommen. Als Validierungsmethoden können dabei beispielsweise das Reliability-Diagramm, der bereits bei der PD-Validierung erläuterte Brier-Score sowie Konfidenzintervalle, die im Rahmen eines Bootstrapping<sup>332</sup> bestimmt werden, Verwendung finden.<sup>333</sup> Das Reliability-Diagramm stellt eine relativ einfache Vorgehensweise dar, bei der die beobachteten bzw. realisierten CCF über den prognostizierten CCF in einem Koordinatensystem abgetragen werden. Bei einer perfekten Schätzung aller CCF würden die im Diagramm eingetragenen Punkte entsprechend auf einer Diagonalen liegen. Das Bootstrapping stellt eine Resampling-Technik für die Konstruktion von empirischen Verteilungen und von Konfidenzintervallen von Kennzahlen (z. B. Mittelwert) dar. Hierbei werden aus beobachteten Realisationen von CCF (z. B. 30 CCF in einem bestimmten Betrachtungszeitraum) mit Zurücklegen in sehr vielen Simulationsläufen (z. B. 10.000) neue CCF-Realisationen (z. B. jeweils wieder 30) gezogen. Für jede dieser gezogenen Realisationen kann beispielsweise der Mittelwert berechnet werden, so dass sich anschließend eine empirische Verteilung der Mittelwerte und damit der CCF-Schätzer bestimmen lässt. Die Bootstrapping-Methode beschreibt bei dieser Vorgehensweise, wie stark der Mittelwert von den jeweils 30 Realisationen schwanken kann. Aus den Ergebnissen der Simulationsläufe kann nun ein A-priori-Konfidenzintervall bestimmt werden, über das ein bestimmter CCF-Wert aus der empirischen Verteilung bestimmt werden kann. Der über das Konfidenzintervall ermittelte CCF-Wert kann abschließend als Schwelle für ein Backtesting verwendet werden.

---

<sup>331</sup> Vgl. Liebig et al. (2005), S. 72.

<sup>332</sup> Für eine detaillierte und formale Betrachtung der Bootstrap-Methode siehe Efron (1979).

<sup>333</sup> Vgl. auch im Folgenden Hofmann/Lesko/Vorgrimler (2005), S. 52 sowie Thonabauer/Nösslinger (2004), S. 125.

## 4 Ratingbasierte Kreditrisikoquantifizierung

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten auf die Ausgestaltung von Ratingsystemen und die Schätzung von Risikoparametern eingegangen wurde, befasst sich das folgende Kapitel mit der ratingbasierten Kreditrisikoquantifizierung. Zunächst wird die grundlegende Vorgehensweise der ratingbasierten Kreditrisikomessung unter der vereinfachten Annahme statischer Ratingklassenzuordnung aufgezeigt (Abschnitt 4.1). Im weiteren Verlauf des Kapitels wird diese Vereinfachung abgelegt, indem Bonitätsmigrationen über eine (Abschnitt 4.2) bzw. mehrere Perioden (Abschnitt 4.3) berücksichtigt werden, wobei von zeithomogenen Migrationsmatrizen ausgegangen wird. Das Kapitel schließt mit einer kritischen Würdigung des Migrationsansatzes ab (Abschnitt 4.4).

### 4.1 Risikobetrachtung bei statischer Ratingklassenzuordnung

Bei der statischen Ratingklassenzuordnung wird unterstellt, dass sich die Zuordnung der Schuldner zu den einzelnen Ratingklassen während der Betrachtungsperiode nicht verändert. Es wird also davon ausgegangen, dass sich die Bonität der Kreditnehmer nicht verändert, so dass ausschließlich das Ausfallrisiko betrachtet wird. Für jeden Kredit gibt es damit nur die beiden Zustände „ausgefallen“ und „nicht ausgefallen“, so dass sich der erwartete Verlust (EL) eines jeden Kredites bei der getroffenen Annahme durch das Produkt der Risikoparameter EAD, PD und LGD ergibt.

Zur Vereinfachung wird von einem Portfolio, bestehend aus drei Krediten mit einem identischen EAD von 5.000.000 € ausgegangen. Die drei Kreditnehmer sind den verschiedenen Ratingklassen BB, B und CCC zugeordnet und weisen unterschiedliche LGD auf. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten der jeweiligen Ratingklassen sind der Migrationsmatrix aus Tabelle 3.3-8 entnommen. Für das Beispielfportfolio ergibt sich somit die folgende Berechnung des erwarteten Verlustes und der Überlebenswahrscheinlichkeiten (1-PD) für die einzelnen Kredite.

Ratingklasse	EAD (€)	PD (%)	LGD (%)	1-PD (%)	erwarteter Verlust (€)
BB	5.000.000	1,33	50	98,67	33.250
B	5.000.000	6,45	70	93,55	225.750
CCC	5.000.000	33,13	90	66,87	1.490.850
erwarteter Verlust des Portfolios:					1.749.850

Tabelle 4.1-1: Erwarteter Verlust einzelner Kredite bei statischer Ratingklassenzuordnung

Zusätzlich zur Bestimmung des erwarteten Verlustes kann auch die Verlustverteilung für einen einzelnen Kredit bestimmt werden. Wie bereits erläutert wurde, existieren bei der statischen Ratingklassenzuordnung nur zwei Zustände eines Kredites. Am Beispiel der Ratingklasse BB fällt der Kredit entweder mit einer Wahrscheinlichkeit von 1,33% aus, woraus bei einer angenommenen LGD von 50% ein Verlust in Höhe von 2.500.000 € auftreten würde oder mit einer Überlebenswahrscheinlichkeit (1-PD) von

98,67% (100%-1,33%) fällt der Kredit nicht aus, so dass die Bank in diesem Fall keinen Verlust erleiden würde. Die folgende Abbildung zeigt die Verlustverteilung für den Kredit mit einem BB-Rating.

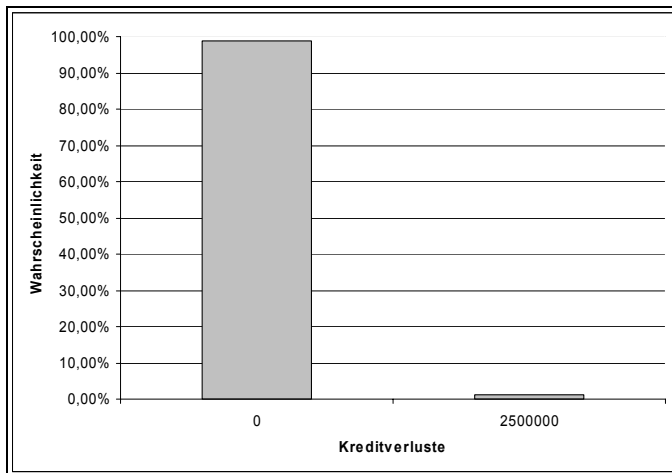


Abbildung 4-1: Verlustverteilung eines einzelnen Kredites

Anhand der aufgezeigten Verlustverteilung kann zwar ergänzend zum erwarteten auch der unerwartete Verlust (UL) für den Kredit in Form des Value at Risk (VaR) oder des Expected Shortfall (ES) berechnet werden.<sup>334</sup> Allerdings kann die Aussagekraft des unerwarteten Verlustes bei der ausschließlichen Betrachtung des Ausfallrisikos eines einzelnen Kredites als begrenzt angesehen werden. Bei Annahme eines Konfidenzniveaus von 95% ergibt sich der VaR aus der Differenz des maximalen Verlustes, welcher mit 5%iger Wahrscheinlichkeit nicht überschritten wird und dem erwarteten Verlust. Der maximale Verlust bei einem Konfidenzniveau von 95% beträgt in diesem Beispiel 2.500.000 € und der erwartete Verlust 33.250 €, so dass sich ein VaR als unerwarteter Verlust in Höhe von 2.466.750 € ergibt. Aufgrund der statischen Betrachtung eines einzelnen Kredites stimmt der ES, der den wahrscheinlichkeitsgewichteten Durchschnitt aller den VaR überschreitenden Verluste bezeichnet, mit dem VaR überein.

Wird die Risikobetrachtung auf das gesamte Beispielportfolio erweitert, so gilt es für die Ermittlung der Verlustverteilung des Gesamtportfolios zunächst die gemeinsamen (Eintritts-)Wahrscheinlichkeiten zu ermitteln. Unter der Annahme, dass die Kredite unabhängig voneinander sind, können die gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten durch die Multiplikation der jeweiligen Einzelwahrscheinlichkeiten berechnet werden.<sup>335</sup> Die Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Kredit BB beispielsweise ausfällt, während die beiden anderen Kredite überleben, berechnet sich demnach als Produkt der Ausfallwahrscheinlichkeit von BB und den beiden Überlebenswahrscheinlichkeiten von B und CCC:

$$p(\text{Ausfall BB} \mid \text{kein Ausfall B und CCC}) = 1,33\% \cdot 93,55\% \cdot 66,87\% = 0,832\% \quad (4-1)$$

Bei Eintritt dieses Szenarios würde folglich ein Verlust in Höhe von 2.500.000 € eintreten. Die gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten müssen nun analog für alle möglichen Ausfall-/Nicht-Ausfall-

<sup>334</sup> Siehe für die Berechnung des Value at Risk sowie des Expected Shortfall Daldrup/Gehrke/Schumann (2006).

<sup>335</sup> Vgl. Wiedemann (2004), S. 146.

Kombinationen ermittelt werden. Die folgende Tabelle zeigt für alle möglichen Szenarien die entsprechenden Werte für die gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten sowie für die jeweils auftretenden Verluste.

Mögliche Szenarien			gemeinsame Wahrscheinlichkeit für das Szenario (%)	Verlust bei Eintritt des Szenarios (€)
Nr.	Ausfall	Nicht-Ausfall		
1	-----	BB, B, CCC	61,7249	0
2	BB	B, CCC	0,8320	2.500.000
3	B	BB, CCC	4,2558	3.500.000
4	CCC	BB, B	30,5809	4.500.000
5	BB, B	CCC	0,0574	6.000.000
6	BB, CCC	B	0,4122	7.000.000
7	B, CCC	BB	2,1085	8.000.000
8	BB, B, CCC	-----	0,02842	10.500.000

Tabelle 4.1-2: Gemeinsame Wahrscheinlichkeiten bei Portfoliobetrachtung

Anhand der gemeinsamen (Eintritts-)Wahrscheinlichkeiten und der jeweils eintretenden Verluste ergibt sich die in der folgenden Abbildung dargestellte Verlustverteilung für das Portfolio.

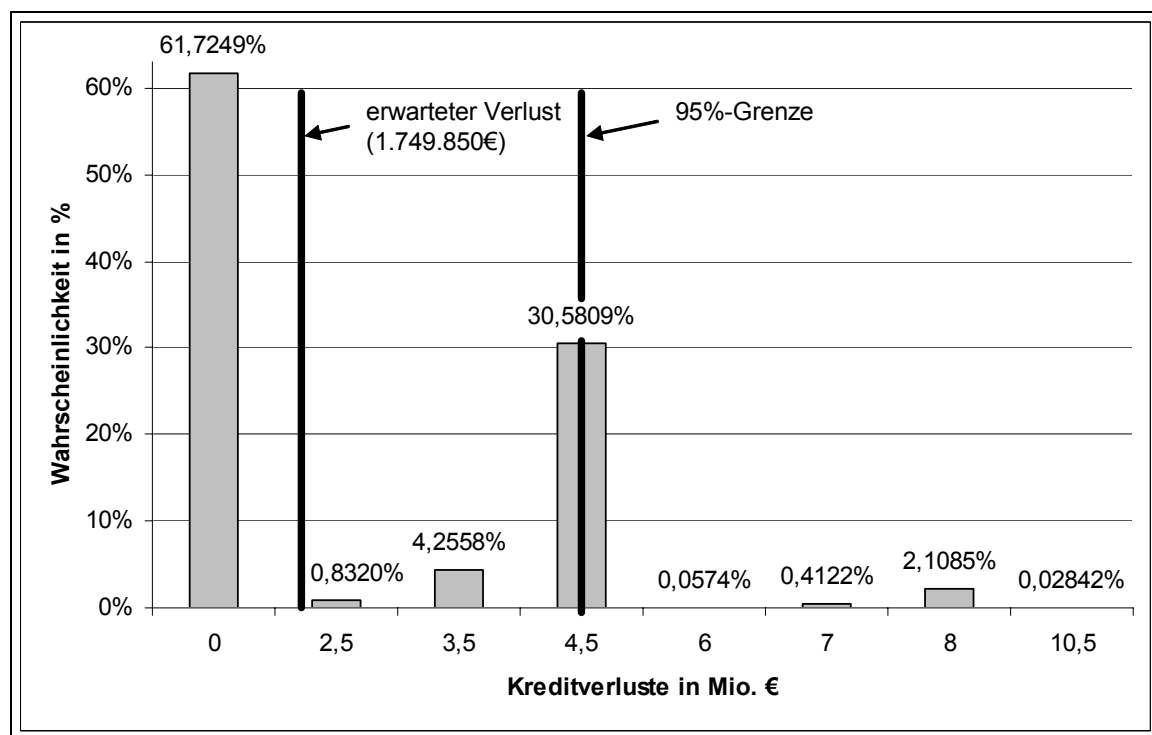


Abbildung 4-2: Verlustverteilung des Portfolios

Für die Bestimmung des unerwarteten Verlustes in Form des Value at Risk bei einem Konfidenzniveau von 95% müssen die Wahrscheinlichkeiten aus Tabelle 4.1-2 bzw. Abbildung 4-2 beginnend bei Szenario 1 mit dem kleinsten Verlust so lange addiert werden, bis der Wert von 95% überschritten wird. Diese 95%-Schranke wird bei Szenario 4 mit einem kumulierten Wahrscheinlichkeitswert von 97,3936% überschritten. Bei diesem Szenario ergäbe sich ein Verlust von 4.500.000 €, so dass sich der VaR als Differenz aus diesem Wert und dem erwarteten Verlust des Portfolios ergibt:



$$VaR_{Portfolio}^{95\%} = 4,5 \text{ Mio. €} - 1,74985 \text{ Mio. €} = 2,75015 \text{ Mio. €} \quad (4-2)$$

Alternativ kann der unerwartete Verlust des Portfolios auch als Expected Shortfall (ES) berechnet werden. Der ES stellt dabei den wahrscheinlichkeitsgewichteten Durchschnitt der Portfolioverluste abzüglich des EL dar, die den VaR überschreiten. Bei der Betrachtung des Beispielportfolios und einem Konfidenzniveau von 95% bei der VaR-Berechnung beinhalten die Szenarien 5-8 aus Tabelle 4.1-2 Verluste, die den VaR überschreiten. Der ES berechnet sich somit als arithmetisches Mittel der Verluste aus diesen Szenarien abzüglich des erwarteten Verlustes des Portfolios.

$$ES_{Portfolio}^{95\%} = \left( \frac{0,0574\% \cdot 6 \text{ Mio.}}{2,60652\%} + \frac{0,4122\% \cdot 7 \text{ Mio.}}{2,60652\%} + \frac{2,1085 \cdot 8 \text{ Mio.}}{2,60652\%} + \frac{0,02842\% \cdot 10,5 \text{ Mio.}}{2,60652\%} \right) - 1,749850 \text{ Mio.} = 7,825 \text{ Mio.} - 1,749850 \text{ Mio.} = 6,07515 \text{ Mio. €} \quad (4-3)$$

## 4.2 Risikobetrachtung auf Basis von Bonitätsmigrationen über eine Periode

Bei der statischen Ratingklassenzuordnung wurde ausschließlich auf das Ausfallrisiko abgestellt, so dass Veränderungen der Bonität der Kreditnehmer nicht berücksichtigt wurden. In der Realität lassen sich jedoch durchaus sowohl positive als auch negative Veränderungen der Kreditwürdigkeit einzelner Schuldner beobachten, weshalb diese Schwankung der Bonität in die Kreditrisikomessung integriert werden sollten. Diese Integration ist vor allem dadurch von Bedeutung, da mit Bonitätsverschlechterungen (Bonitätsverbesserungen) i. d. R. auch eine höhere (niedrigere) Ausfallwahrscheinlichkeit für den jeweiligen Kreditnehmer aufgrund der Ratingmigration einhergeht.<sup>336</sup> Durch die Betrachtung der Bonitätsschwankungen wird nicht mehr ausschließlich auf das Ausfall-, sondern auf das umfassendere Bonitätsrisiko abgestellt. Bei einer ratingbasierten Kreditrisikoquantifizierung werden die Bonitätsveränderungen durch Ratingklassenwechsel angezeigt und durch die Migrationswahrscheinlichkeiten bzw. -matrix (siehe Abschnitt 3.3.3.4) abgebildet.

Im Gegensatz zur statischen Betrachtung kann bei der Berücksichtigung von Bonitätsveränderungen auch für einen einzelnen Kredit ein differenzierterer unerwarteter Verlust in Form eines VaR oder eines ES bestimmt werden. In einem ersten Schritt muss hierfür der erwartete Verlust des Kredites für alle möglichen Ratingklassenwechsel bzw. für den Verbleib in der bisherigen Klasse in  $t = 1$  bestimmt werden. Die Ermittlung des erwarteten Verlustes wird zunächst beispielhaft für zwei mögliche Ratingwechsel aufgezeigt. Das Beispiel basiert dabei im Folgenden auf der modifizierten Ein-Jahres-Migrationsmatrix aus Tabelle 3.3-8 sowie auf dem Kredit aus dem vorherigen Abschnitt mit einem Anfangsrating von BB. Die erwarteten Verluste des Kredites bei einem möglichen Wechsel in die Ratingklassen A und BBB ergeben sich wie folgt.<sup>337</sup>

$$EL_{Rating=A}^{t=1} = EAD \cdot PD_{Rating=A} \cdot LGD_{Rating=A} = 5 \text{ Mio. €} \cdot 0,04\% \cdot 30\% = 600\text{€} \quad (4-4)$$

<sup>336</sup> Vgl. Börner (1999), S. 6.

<sup>337</sup> In den folgenden Beispielen werden die Verlustwerte auf volle Euro-Beträge gerundet.

$$EL_{\text{Rating=BBB}}^{t=1} = EAD \cdot PD_{\text{Rating=BBB}} \cdot LGD_{\text{Rating=BBB}} = 5 \text{ Mio. €} \cdot 0,31\% \cdot 40\% = 6.200\text{€} \quad (4-5)$$

Die Berechnung des EL für alle weiteren möglichen Ratingklassen in  $t = 1$  ergeben sich analog zum gezeigten Vorgehen. Die Ergebnisse für das Beispiel können der folgenden Abbildung entnommen werden.

Aktuelles Rating ( $t = 0$ )	<b>BB</b>							
Potenzielle Ratingklassen ( $t = 1$ )	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
Ausfallwahrscheinlichkeit der Ratingklasse ( $PD_K$ )	0,00%	0,01%	0,04%	0,31%	1,33%	6,45%	33,13%	100%
Verlustquote der Ratingklasse ( $LGD_K$ )	10%	20%	30%	40%	50%	70%	90%	95%
erwarteter Verlust am Jahresende	0€	100€	600€	6.200€	33.250€	225.750€	1.490.850€	4.750.000€
Migrationswahrscheinlichkeiten	0,04%	0,09%	0,36%	5,78%	83,24%	8,11%	1,04%	1,33%
erwarteter Verlust (EL)				$\Sigma$	97,62%			
				125.026 €				
unerwarteter Verlust (VaR)	225.750 €	-	125.026 €	=	100.690 €			
unerwarteter Verlust (ES)	3.319.824 €	-	125.026 €	=	3.194.764 €			

Abbildung 4-3: Verlustverteilung sowie erwarteter und unerwarteter Verlust einer Kreditposition

Nachdem die einzelnen erwarteten Verluste für alle möglichen Ratingklassen in  $t = 1$  berechnet worden sind, kann die Verlustverteilung für die einzelne Kreditposition ermittelt werden, indem die erwarteten Verluste pro Ratingkategorie den entsprechenden Migrationswahrscheinlichkeiten gegenübergestellt werden. Der erwartete Verlust für die Kreditposition unter der Berücksichtigung möglicher Bonitätsveränderungen ergibt sich nun im dritten Schritt durch die Summe der mit den jeweiligen Migrationswahrscheinlichkeiten gewichteten erwarteten Verluste der potenziell möglichen Ratingklassen in  $t = 1$ .

Der unerwartete Verlust der Position in Form des VaR bei einem unterstellten Konfidenzniveau von 95% bestimmt sich, indem die Migrationswahrscheinlichkeiten, beginnend mit dem besten Rating, aufsummiert werden, bis 95% überschritten werden. In dem Beispiel der Abbildung 4-3 ist die schlechteste Ratingeinstufung (in  $t = 1$ ) mit einer Wahrscheinlichkeit von 97,62% die Klasse B. Damit ergäbe sich mit derselben Wahrscheinlichkeit ein maximaler Verlust in Höhe von 225.750 €. Nach Abzug des erwarteten Verlustes ergibt sich der VaR in Höhe von 100.690 €. Alternativ kann der unerwartete Verlust auch in diesem Beispiel als ES berechnet werden, indem der wahrscheinlichkeitsgewichtete Durchschnitt der

den VaR überschreitenden Verluste (Ratingklassen CCC/C und Default) um den erwarteten Verlust verringert wird. Beim Vergleich der beiden Werte des unerwarteten Verlustes wird ein prinzipieller Nachteil des VaR deutlich. Der VaR betrachtet nur einen Punkt der Verteilung und gibt damit zwar die maximale Verlusthöhe an, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit nicht überschritten wird, allerdings gibt die Kennzahl keinerlei Angaben über eine mögliche Verlusthöhe im Fall der VaR-Überschreitung.<sup>338</sup> Beim Vergleich der beiden Werte wird daher die konzeptionelle Überlegenheit des ES deutlich, da dieser auch die hohen Verluste am Verteilungsende berücksichtigt.

Nachdem die Quantifizierung des Kreditrisikos einer einzelnen Kreditposition unter Berücksichtigung möglicher Ratingmigrationen aufgezeigt wurde, wird nun die Vorgehensweise für ein Portfolio dargestellt. Zur Vereinfachung wird von einem Portfolio mit zwei Krediten ausgegangen, für die eine paarweise Unkorreliertheit unterstellt wird.<sup>339</sup> Die beiden Kredite sind folgendermaßen ausgestattet und die zugrunde liegende Migrationsmatrix entspricht Tabelle 3.3-8.<sup>340</sup>

Kredit 1:            Rating B, 5.000.000€, PD = 6,45%, LGD = 70%, erwarteter Verlust = 225.750€  
 Kredit 2:            Rating CCC, 5.000.000€, PD = 33,13%, LGD = 90%, erwarteter Verlust = 1.490.850€

Erwarteter Verlust des Portfolios bei Bonitätsmigrationen:  $565.212 + 2.397.038 = 2.962.250$  €

Bei der Portfoliobetrachtung müssen zunächst die gemeinsamen Migrationswahrscheinlichkeiten der beiden Kredite berechnet werden. Aufgrund der unterstellten Unabhängigkeit können die gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten durch die Multiplikation der jeweiligen Migrationswahrscheinlichkeiten der einzelnen Kredite bestimmt werden.<sup>341</sup> Für den Fall von zwei Krediten existieren bei acht möglichen Ratingklassen 64 Kombinationen mit entsprechenden Eintrittswahrscheinlichkeiten. Um für das Portfolio die Verlustverteilung bestimmen zu können, muss für jede der 64 Kombinationen der erwartete Verlust des Portfolios berechnet werden, der sich aus der Summe der erwarteten Verluste der Einzelpositionen bestimmt. Die Bestimmung der gemeinsamen Migrationswahrscheinlichkeit und des erwarteten Verlustes wird im Folgenden anhand einer Ratingklassenkombination beispielhaft dargestellt. Berechnet werden soll die Wahrscheinlichkeit, dass sowohl Kredit 1 als auch Kredit 2 nach einem Jahr weiterhin derselben Ratingkategorie zugeordnet sind. Die Wahrscheinlichkeit, dass Kredit 1 in  $t = 1$  weiterhin das Rating B aufweist beträgt 82,28% und die Wahrscheinlichkeit für Kredit 2 auch nach einem Jahr ein Rating von CCC aufzuweisen 53,53%. Durch Multiplikation der beiden Werte ergibt sich somit eine Eintrittswahrscheinlichkeit für dieses Szenario von 44,04%. Der erwartete Verlust der einzelnen Kredite ergibt sich als Produkt der Risikoparameter EAD, PD und LGD, so dass sich die oben angegebenen EL ergeben. Der EL für das Portfolio für den Fall, dass sich die Bonität beider Kreditnehmer nicht verändert ergibt sich durch Addition der beiden Werte, so dass sich ein erwarteter Portfolioverlust bei dieser Kombination in Höhe von 1.716.600 € ergeben würde. Die beiden folgenden Tabellen zeigen für alle 64

<sup>338</sup> Vgl. Daldrup/Gehrke/Schumann (2006), S. 240 f.

<sup>339</sup> Siehe für die Berücksichtigung von korrelierten Kreditnehmern stellvertretend Daldrup (2003).

<sup>340</sup> Beispiel in Anlehnung an Wiedemann (2004), S. 165-170.

<sup>341</sup> Vgl. Gupton/Finger/Bhatia (1997), S. 36.

Kombinationen die gemeinsamen Migrationswahrscheinlichkeiten (Tabelle 4.2-1) und die jeweiligen erwarteten Verluste (Tabelle 4.2-2) auf.

Kredit 1 (B)		Kredit 2 (CCC)							
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
		0,09%	0,00%	0,34%	0,43%	1,49%	10,98%	53,53%	33,13%
AAA	0,00%	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
AA	0,08%	0,00007	0,00000	0,00027	0,00034	0,00119	0,00878	0,04282	0,02650
A	0,23%	0,00021	0,00000	0,00078	0,00099	0,00343	0,02525	0,12312	0,07620
BBB	0,32%	0,00029	0,00000	0,00109	0,00138	0,00477	0,03514	0,17130	0,10602
BB	5,88%	0,00529	0,00000	0,01999	0,02528	0,08761	0,64562	3,14756	1,94804
B	82,28%	0,07405	0,00000	0,27975	0,35380	1,22597	9,03434	44,04448	27,25936
CCC	4,77%	0,00429	0,00000	0,01622	0,02051	0,07107	0,52375	2,55338	1,58030
Default	6,45%	0,00581	0,00000	0,02193	0,02774	0,09611	0,70821	3,45269	2,13689

Tabelle 4.2-1: Gemeinsame Migrationswahrscheinlichkeiten in %

Kredit 1 (B)		Kredit 2 (CCC)							
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
		0	60	500	6.200	33.250	225.750	1.490.850	4.750.000
AAA	0	0	60	500	6.200	33.250	225.750	1.490.850	4.750.000
AA	60	60	120	560	6.260	33.310	225.810	1.490.910	4.750.060
A	500	500	560	1.000	6.700	33.750	226.250	1.491.350	4.750.500
BBB	6.200	6.200	6.260	6.700	12.400	39.450	231.950	1.497.050	4.756.200
BB	33.250	33.250	33.310	33.750	39.450	66.500	259.000	1.524.100	4.783.250
B	225.750	225.750	225.810	226.250	231.950	259.000	451.500	1.716.600	4.975.750
CCC	1.490.850	1.490.850	1.490.910	1.491.350	1.497.050	1.524.100	1.716.600	2.981.700	6.240.850
Default	4.750.000	4.750.000	4.750.060	4.750.500	4.756.200	4.783.250	4.975.750	6.240.850	9.500.000

Tabelle 4.2-2: Erwartete Verluste des Portfolios in €

Durch Gegenüberstellung der gemeinsamen Migrationswahrscheinlichkeiten (MW) und den ratingabhängigen Erwartungswerten der Portfolioverluste ergibt sich die Verlustverteilung (siehe Abbildung 4-4) anhand der abschließend der unerwartete Verlust in Form des VaR und des ES bestimmt werden kann. Zur Verdeutlichung der Ermittlung des unerwarteten Verlustes zeigt die folgende Tabelle alle 64 möglichen Ratingkombinationen der beiden Kredite mit ihren Eintrittswahrscheinlichkeiten und den korrespondierenden EL.

	Kredit1	Kredit2	erwarteter Verlust	MW	MW kumuliert
1	AAA	AAA	0 €	0,00000%	0,00000%
2	AAA	AA	60 €	0,00000%	0,00000%
3	AA	AAA	60 €	0,00007%	0,00007%
4	AA	AA	120 €	0,00000%	0,00007%
5	AAA	A	500 €	0,00000%	0,00007%
6	A	AAA	500 €	0,00021%	0,00028%
7	AA	A	560 €	0,00027%	0,00055%
8	A	AA	560 €	0,00000%	0,00055%
9	A	A	1.000 €	0,00078%	0,00133%
10	AAA	BBB	6.200 €	0,00000%	0,00133%
11	BBB	AAA	6.200 €	0,00029%	0,00162%
12	AA	BBB	6.260 €	0,00034%	0,00196%
13	BBB	AA	6.260 €	0,00000%	0,00196%
14	A	BBB	6.700 €	0,00099%	0,00295%
15	BBB	A	6.700 €	0,00109%	0,00404%
16	BBB	BBB	12.400 €	0,00138%	0,00542%
17	AAA	BB	33.250 €	0,00000%	0,00542%
18	BB	AAA	33.250 €	0,00529%	0,01071%
19	AA	BB	33.310 €	0,00119%	0,01190%
20	BB	AA	33.310 €	0,00000%	0,01190%
21	A	BB	33.750 €	0,00343%	0,01533%
22	BB	A	33.750 €	0,01999%	0,03532%
23	BBB	BB	39.450 €	0,00477%	0,04009%
24	BB	BBB	39.450 €	0,02528%	0,06537%
25	BB	BB	66.500 €	0,08761%	0,15298%
26	AAA	B	225.750 €	0,00000%	0,15298%
27	B	AAA	225.750 €	0,07405%	0,22703%
28	AA	B	225.810 €	0,00878%	0,23581%
29	B	AA	225.810 €	0,00000%	0,23581%
30	A	B	226.250 €	0,02525%	0,26106%
31	B	A	226.250 €	0,27975%	0,54081%
32	BBB	B	231.950 €	0,03514%	0,57595%
33	B	BBB	231.950 €	0,35380%	0,92975%
34	BB	B	259.000 €	0,64562%	1,57537%
35	B	BB	259.000 €	1,22597%	2,80134%
36	B	B	451.500 €	9,03434%	11,83568%
37	AAA	CCC	1.490.850 €	0,00000%	11,83568%
38	CCC	AAA	1.490.850 €	0,00429%	11,83997%
39	AA	CCC	1.490.910 €	0,04282%	11,88279%
40	CCC	AA	1.490.910 €	0,00000%	11,88279%
41	A	CCC	1.491.350 €	0,12312%	12,00591%
42	CCC	A	1.491.350 €	0,01622%	12,02213%
43	BBB	CCC	1.497.050 €	0,17130%	12,19343%
44	CCC	BBB	1.497.050 €	0,02051%	12,21394%
45	BB	CCC	1.524.100 €	3,14756%	15,36150%
46	CCC	BB	1.524.100 €	0,07107%	15,43257%
47	B	CCC	1.716.600 €	44,04448%	59,47705%
48	CCC	B	1.716.600 €	0,52375%	60,00080%
49	CCC	CCC	2.981.700 €	2,55338%	62,55418%
50	AAA	Default	4.750.000 €	0,00000%	62,55418%
51	Default	AAA	4.750.000 €	0,00581%	62,55999%
52	AA	Default	4.750.060 €	0,02650%	62,58649%
53	Default	AA	4.750.060 €	0,00000%	62,58649%
54	A	Default	4.750.500 €	0,07620%	62,66269%
55	Default	A	4.750.500 €	0,02193%	62,68462%
56	BBB	Default	4.756.200 €	0,10602%	62,79064%
57	Default	BBB	4.756.200 €	0,02774%	62,81838%
58	BB	Default	4.783.250 €	1,94804%	64,76642%
59	Default	BB	4.783.250 €	0,09611%	64,86253%
60	B	Default	4.975.750 €	27,25936%	92,12189%
61	Default	B	4.975.750 €	0,70821%	92,83010%
62	CCC	Default	6.240.850 €	1,58030%	94,41040%
63	Default	CCC	6.240.850 €	3,45269%	97,86309%
64	Default	Default	9.500.000 €	2,13689%	99,99998%

Tabelle 4.2-3: Erwartete Portfolioverluste und gemeinsame Migrationswahrscheinlichkeiten

Der VaR bei einem Konfidenzniveau von 95% berechnet sich analog zu dem Beispiel der einzelnen Kreditposition, indem die Wahrscheinlichkeiten aufsummiert werden, bis der Wert von 95% überschritten wird. In dem aufgezeigten Beispiel ist das bei der Kombination 63 der Fall, so dass der mit 95%iger Wahrscheinlichkeit maximale Verlust 6.240.850 € beträgt. Durch Subtraktion des erwarteten Portfolioverlustes in Höhe von 2.962.250 € ergibt sich ein VaR von 3.278.600 € für das Portfolio. Der wahrscheinlichkeitsgewichtete Durchschnitt der den VaR überschreitenden Verluste wird hier nur durch den Verlust der Kombination 64 dargestellt, so dass ein ES in Höhe von (9.500.000 € - 2962.500 €) 6.537.750 € resultiert.

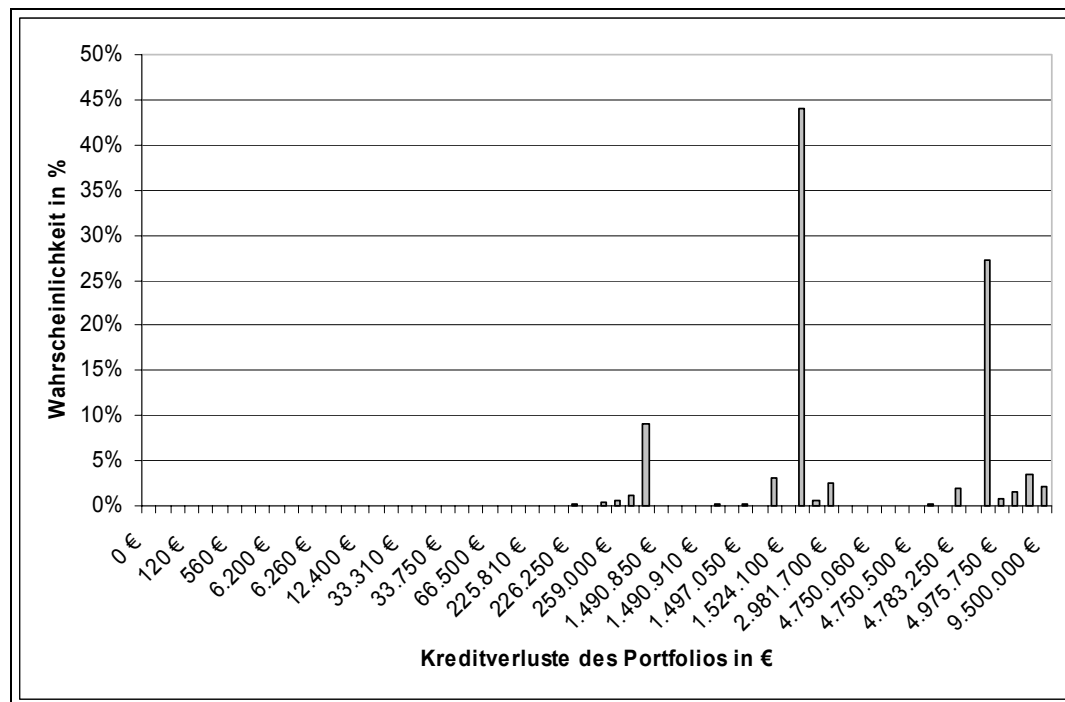


Abbildung 4-4: Verteilung der Portfolioverluste bei Bonitätsmigrationen über eine Periode

Aus den bisherigen Betrachtungen kann entnommen werden, dass es bei der aufgezeigten Vorgehensweise bei größeren Portfolios zu Problemen in Bezug auf den Rechenaufwand kommen kann. Mit steigender Portfoliogröße sowie steigender Anzahl von Ratingklassen erhöht sich die Anzahl der zu berücksichtigenden Kombinationen. Während in dem betrachteten Beispiel bei einer Kreditposition nur acht Ratingklassen zu betrachten waren, lag die Anzahl bei zwei Krediten bereits bei 64 und steigt bei einem Portfolio mit drei Positionen auf 512 Kombinationen. Für den praktischen Einsatz wird daher bei großen Portfolios häufig auf eine Monte-Carlo-Simulation zurückgegriffen.<sup>342</sup>

### 4.3 Risikobetrachtung auf Basis von Bonitätsmigrationen über mehrere Perioden

Im Bereich der Kreditrisikoquantifizierung wird in den meisten Fällen ein Betrachtungszeitraum von einem Jahr unterstellt, so dass Ratingsysteme i. d. R. einjährige Ausfallwahrscheinlichkeiten als Ergeb-

<sup>342</sup> Siehe für die Anwendung der Monte-Carlo-Simulation beispielsweise Wohlerst (1999), S. 354 f.

nisse aufweisen. Bei dieser Vorgehensweise wird jedoch nicht berücksichtigt, dass Ausfallwahrscheinlichkeiten zum Teil von der Laufzeit der Kredite abhängen, wobei längere Laufzeiten häufig mit steigenden Ausfallraten verbunden sind. Für bestimmte Anwendungsbereiche im Kreditrisikomanagement, wie z. B. der risikoadäquaten Kreditbepreisung, kann es daher erforderlich sein, eine Differenzierung der Ausfall- sowie Migrationswahrscheinlichkeiten für jede Ratingklasse entsprechend der Laufzeit vorzunehmen.<sup>343</sup>

Bei der Betrachtung mehrerer Perioden muss für jeden einzelnen Zeitabschnitt eine separate Migrationsmatrix verwendet werden. Im einfachsten Fall, bei Annahme von zeithomogenen, d. h. im Zeitverlauf stabilen Übergangswahrscheinlichkeiten (zeithomogene Markov-Kette), wird für jede Periode eine (nahezu) identische Matrix unterstellt. Der relevante Unterschied zu dem bisher aufgezeigten Verfahren über einen Betrachtungsperiode besteht nun darin, dass die Migrationen in den Zwischenzeitpunkten berücksichtigt werden müssen, da sich im Zeitverlauf die Zusammensetzung der Ratingklassen annahmegemäß entsprechend der Matrix verändert. Die folgende Abbildung zeigt die Vorgehensweise für zwei Perioden schematisch auf.

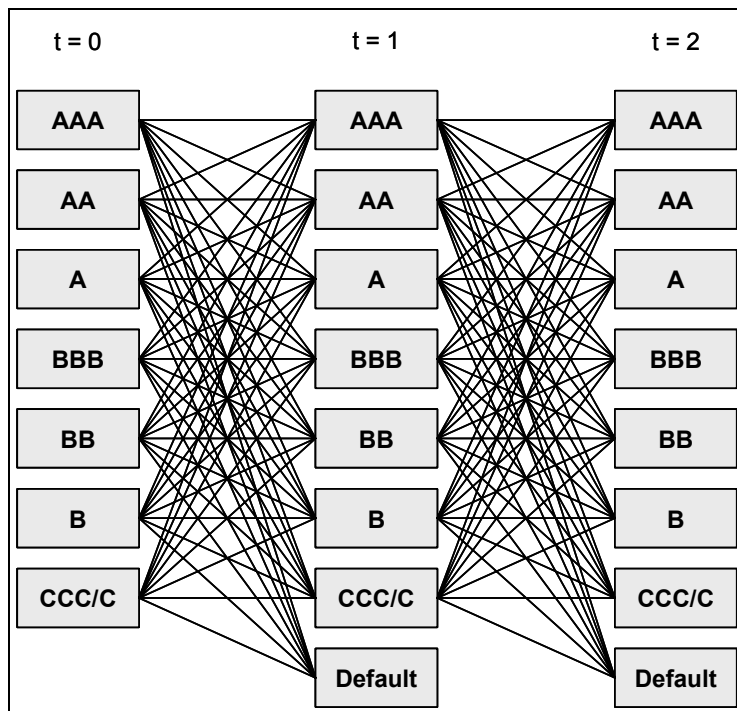


Abbildung 4-5: Bonitätsmigrationen über zwei Perioden<sup>344</sup>

Grundsätzlich können die mehrjährigen Migrations- und Ausfallwahrscheinlichkeiten auf zwei Arten bestimmt werden. Bei der direkten Vorgehensweise werden zu einem bestimmten Zeitpunkt zunächst alle Unternehmen einer Ratingklasse in einer Kohorte fixiert. Für diese Schuldner wird deren Bonitätsentwicklung verfolgt, so dass anhand der tatsächlich eingetretenen Ausfälle und Ratingmigrationen die jeweiligen Wahrscheinlichkeiten für ein bestimmtes Zeitfenster als relative Ausfall- bzw. Übergangsraten bestimmt werden können. Diese Vorgehensweise weist jedoch den gravierenden Nachteil auf, dass

<sup>343</sup> Vgl. Schierenbeck (2003), S. 319 f.

<sup>344</sup> In Anlehnung an Börner (1999), S. 10.

in den meisten Fällen die Datenbasis einer Kohorte nicht ausreichend ist, um valide Migrationswahrscheinlichkeiten zu schätzen.<sup>345</sup>

Eine weitere, indirekte Vorgehensweise zur Ermittlung mehrjähriger Migrationswahrscheinlichkeiten besteht in der Verwendung der einjährigen Übergangsmatrix. Unter der Annahme, dass die mehrjährigen Migrationen als Markov-Ketten modelliert werden können, ergibt sich bei dieser Vorgehensweise die Migrationsmatrix für den Zeitpunkt  $t = T$  durch die Multiplikation der einzelnen einstufigen (einjährigen) Übergangsmatrizen. Wird zudem von zeithomogenen Übergangswahrscheinlichkeiten ausgegangen, so kann die zugrunde liegende Migrationsmatrix einfach potenziert werden, wobei die Potenz der Anzahl der zu betrachtenden Jahre entspricht.<sup>346</sup> Es wird also davon ausgegangen, dass die Übergangsmatrizen der einzelnen Jahre konstant bzw. identisch sind. Die beiden folgenden Tabellen zeigen beispielhaft die Matrizen für zwei und fünf Jahre, die auf der in den bisherigen Beispielen verwendeten Matrix aus Tabelle 3.3-8 basieren.

Rating in $t = 0$	Rating in $t = 2$							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	<b>84,01%</b>	14,07%	1,53%	0,24%	0,12%	0,01%	0,00%	0,00%
AA	1,15%	<b>82,00%</b>	14,80%	1,57%	0,18%	0,22%	0,04%	0,04%
A	0,11%	3,92%	<b>83,79%</b>	10,52%	1,07%	0,38%	0,07%	0,12%
BBB	0,04%	0,49%	7,46%	<b>80,87%</b>	8,16%	1,82%	0,38%	0,77%
BB	0,07%	0,19%	0,90%	10,04%	<b>70,05%</b>	13,59%	1,82%	3,32%
B	0,01%	0,15%	0,46%	0,92%	9,82%	<b>68,70%</b>	6,54%	13,42%
CCC/C	0,13%	0,03%	0,54%	0,76%	2,71%	15,04%	<b>29,19%</b>	51,59%

Tabelle 4.3-1: Zwei-Jahres-Migrationsmatrix

Rating in $t = 0$	Rating in $t = 5$							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	<b>64,97%</b>	26,73%	6,54%	1,20%	0,32%	0,13%	0,02%	0,04%
AA	2,21%	<b>62,18%</b>	28,25%	5,59%	0,86%	0,57%	0,10%	0,25%
A	0,29%	7,54%	<b>66,63%</b>	20,01%	3,32%	1,27%	0,22%	0,66%
BBB	0,11%	1,45%	14,25%	<b>61,55%</b>	13,91%	4,89%	0,82%	2,97%
BB	0,14%	0,51%	2,94%	16,97%	<b>44,60%</b>	20,48%	2,95%	11,37%
B	0,04%	0,32%	1,14%	3,26%	14,69%	<b>42,63%</b>	6,04%	31,91%
CCC/C	0,15%	0,14%	0,84%	1,55%	4,62%	13,83%	<b>5,88%</b>	72,97%

Tabelle 4.3-2: Fünf-Jahres-Migrationsmatrix

Die mehrjährigen Migrationswahrscheinlichkeiten geben dabei die Wahrscheinlichkeit an, mit der ein Unternehmen in  $t = 0$  das Rating X und nach T Jahren der Ratingklasse Y zugeordnet wird. Bei den Werten für die Migration in die Default-Klasse handelt es sich um kumulierte Ausfallwahrscheinlichkeiten.

<sup>345</sup> Vgl. Oehler/Unser (2002), S. 261.

<sup>346</sup> Vgl. Pfeiffer (1999), S. 240; Oehler/Unser (2002), S. 263; Duffie/Singleton (2003), S. 86 sowie Schwaiger/Thym (1999), S. 255 f.



ten, die die Wahrscheinlichkeit angeben, mit der ein Unternehmen mit einem bestimmten Anfangsrating innerhalb der T Jahre ausfällt. Die Berechnungen des erwarteten und unerwarteten Verlustes können anhand der mehrjährigen Transitionsmatrizen analog zu den Ausführungen in Abschnitt 4.2 vorgenommen werden.

#### 4.4 Kritische Würdigung des Migrationsansatzes

Das aufgezeigte rating- bzw. migrationsbasierte Verfahren zur Kreditrisikoquantifizierung zeichnet sich besonders durch die Berücksichtigung möglicher Bonitätsveränderungen und damit implizit auch durch eine Mehrperiodenbetrachtung aus. Anhand des Verfahrens kann durch die vereinfachte Annahme statischer Ratingklassenzuordnungen sowohl das Ausfallrisiko als auch durch die Erweiterung um Ratingmigrationen das Bonitätsrisiko betrachtet werden. In den obigen Ausführungen wurde aus Veranschaulichungsgründen zwar von unkorrelierten Ratingmigrationen ausgegangen, eine Integration von Korrelationen ist jedoch ebenfalls möglich, wie der oben angegebenen Literatur zu entnehmen ist. Die grundsätzliche Ausrichtung des Migrationsansatzes bezieht sich zwar auf die Bestimmung des erwarteten Verlustes, allerdings kann das migrationsbasierte Verfahren mit Value at Risk- bzw. Expected Shortfall-Konzepten kombiniert werden, so dass zusätzlich auch der unerwartete Verlust und damit das Kreditrisiko im eigentlichen Sinne ermittelt werden kann.<sup>347</sup>

Im Gegensatz zu den auf der Optionspreistheorie basierenden Verfahren weist der Migrationsansatz den Vorteil auf, dass (unter der Annahme einer ausreichenden Datenbasis) auch für nicht-börsennotierte Unternehmen eine bezogen auf die Datenbeschaffung relativ einfachere (akzeptable) Risikoquantifizierung durchgeführt werden kann, da die Ausfall- sowie die Migrationswahrscheinlichkeiten empirisch geschätzt werden können. Zudem baut der Ansatz direkt auf den Anforderungen für den Einsatz des internen Ratingansatzes (IRB-Ansatz) von Basel II auf. Der IRB-Ansatz fordert dabei von den Banken, dass sie das Ausfallrisiko eines jeden Schuldners durch ein internes Rating, gekoppelt mit einer ratingspezifischen Ausfallwahrscheinlichkeit, ausdrücken. Des Weiteren sind die Banken angehalten, ratingspezifische Verlustquoten (LGD) zu schätzen bzw. aufsichtliche Vorgaben für die LGD zu verwenden. Für jede Bank, die sich für diesen Ansatz von Basel II entscheidet, ist daher die Implementierung eines internen Ratingsystems obligatorisch. Durch das interne Ratingsystem werden die Kreditinstitute in die Lage versetzt, sich eigene Ausfall- und Migrationshistorien aufzubauen, so dass die für den Migrationsansatz benötigten Parameter entweder selbst geschätzt oder ggf. von externen Ratingagenturen bezogen werden können. Basel II fordert zudem, dass die internen Ratings sowie die damit verbundenen Ausfall- und Verlustschätzungen einen wesentlichen Stellenwert im gesamten Risikomanagement, der internen Eigenkapitalallokation und der Unternehmenssteuerung einnehmen sollen. Die alleinige Verwendung der internen Ratings zur Ermittlung des regulatorischen Eigenkapitals ist prinzipiell nicht erlaubt.<sup>348</sup> Aufgrund dieser aufgezeigten Anforderungen der neuen Eigenkapitalvereinbarung stellt der Migrationsansatz somit ein geeignetes und auf Basel II aufbauendes Verfahren zur weiterge-

<sup>347</sup> Vgl. Börner (1999), S. 15-17.

<sup>348</sup> Vgl. Basel Committee on Banking Supervision (2004), Tz. 444.

henden internen Kreditrisikoquantifizierung dar, die wiederum als Ausgangsbasis für eine interne Kreditrisikosteuerung verwendet werden kann.

Neben den genannten positiven Aspekten des Ansatzes lassen sich jedoch auch einige negative Punkte feststellen. Wie bei allen empirisch-statistischen Verfahren kann auch bei dem aufgezeigten Verfahren die Verwendung von Vergangenheitsdaten für eine zukunftsorientierte Risikoanalyse kritisiert werden. Des Weiteren wird bei dem skizzierten Vorgehen von zeithomogenen Migrationsmatrizen ausgegangen, was nicht zwingend der Realität entspricht. Der Migrationsansatz kann jedoch erweitert werden, so dass die vereinfachte Annahme zeitstabiler Matrizen abgelegt werden kann.<sup>349</sup> Ein weiterer Problempunkt stellt der erhebliche Daten- und Rechenaufwand dar. Für die valide Schätzung der Migrationswahrscheinlichkeiten werden historische Bonitätsveränderungsdaten über lange Zeiträume benötigt. Zudem erhöht sich bei steigender Anzahl an Ratingklassen und steigender Portfoliogröße die zu berücksichtigenden Kombinationen von Migrationswahrscheinlichkeiten, so dass der Rechenaufwand stark ansteigt.<sup>350</sup> Der zuletzt genannte Kritikpunkt kann jedoch durch den Einsatz von Monte-Carlo-Simulationen durchaus abgeschwächt werden.

Aufgrund der Annahme, dass sich die Ratingmigrationen als endliche Markov-Ketten modellieren lassen, stellt der Migrationsansatz eine recht einfache Vorgehensweise dar, die in der Praxis zumeist auch Anwendung findet. Durch die unterstellte Markov-Eigenschaft wird jedoch davon ausgegangen, dass die Ratinghistorie eines Unternehmens keinen Einfluss auf die aktuelle Bonitätseinschätzung hat. Es bleibt jedoch anzuzweifeln, ob diese Annahme der Realität entspricht, da beispielsweise ALTMAN und KAO<sup>351</sup> in einer empirischen Untersuchung Autokorrelationen von Downgrades aufzeigen konnten. In ihrer Untersuchung konnten die Autoren empirisch belegen, dass die Wahrscheinlichkeit für ein Downgrade in der Folgeperiode wesentlich wahrscheinlicher ist als ein Upgrade, wenn in der vorhergehenden Periode bereits eine Herabstufung der Ratingkategorie vorgenommen wurde.<sup>352</sup>

Abschließend kann jedoch festgehalten werden, dass die Modellierung von Übergangswahrscheinlichkeiten über Markov-Ketten zumindest als eine für die praktische Anwendung akzeptable Approximation angesehen werden kann.<sup>353</sup>

---

<sup>349</sup> Siehe hierzu beispielsweise Varnholt (1997), S. 71-74.

<sup>350</sup> Vgl. Börner (1999), S. 14 f.

<sup>351</sup> Siehe Altman/Kao (1992b).

<sup>352</sup> Vgl. Oehler/Unser (2002), S. 264 f. sowie Rehnert (1999), S. 411.

<sup>353</sup> Vgl. Gupton/Finger/Bhatia (1997), S. 72.

## 5 Zusammenfassung

Das Ziel dieses Beitrages lag in der Erarbeitung möglicher Gestaltungsansätze von Basel II-konformen Ratingsystemen sowie in der Identifikation und Erläuterung von auf diesen Ratingsystemen aufbauenden Ansätzen zur Quantifizierung des Kreditrisikos bzw. des unerwarteten Verlustes. Hierzu wurde in Kapitel zwei zunächst eine Definition des Rating-Begriffes erarbeitet. Im Rahmen eines Vergleichs zwischen internen und externen Ratings wurde festgestellt, dass erstere als interne Bonitätsbeurteilung primär eine zentrale Komponente im Kreditrisikomanagement der Banken darstellen, während externe Ratings veröffentlicht werden und Investoren als Indikator für die Zukunftsfähigkeit eines Unternehmens dienen. Als weiterer Unterschied konnte die uneinheitliche Konjunkturabhängigkeit der beiden Ratingarten identifiziert werden. Während externe Ratings im Rahmen einer Through-the-Cycle-Philosophie geschätzt werden und durch eine relativ große Zeitstabilität gekennzeichnet sind, werden interne Ratings i. d. R. anhand einer Point-in-Time-Philosophie für einen recht kurzen Zeithorizont von einem Jahr ermittelt und sind daher wesentlich volatil. Eine relativ größere Zeitstabilität der TtC-Ratings bedeutet jedoch nicht, dass Unternehmen zwingend dauerhaft in einer Ratingklasse verweilen. Die Ratingstabilität resultiert an dieser Stelle aus der langfristigen Betrachtung, in der die Bonität eines Schuldners unter Berücksichtigung von konjunkturellen Worst-case-Szenarien beurteilt wird, so dass die Ratings auf temporäre Konjunkturschwankungen nicht reagieren und somit die daraus ggf. resultierende Schwankung der Bonität eines Unternehmens nicht durch einen Ratingklassenwechsel anzeigt. Ein Up- oder Downgrade von Schuldnern im Rahmen von TtC-Ratings wird daher nur (von den Agenturen) vorgenommen, wenn die Auswirkungen von konjunkturellen Schwankungen und/oder Änderungen von kreditnehmerindividuellen Risikofaktoren zu einer dauerhaften Bonitätsverbesserung oder Bonitätsverschlechterung führt.<sup>354</sup>

Weiterhin konnte aufgezeigt werden, dass externe Ratings überwiegend anhand qualitativer Kriterien bestimmt werden, was mit einem relativ höheren Aufwand verbunden ist als die Verwendung rein quantitativer Kriterien. Daher basieren interne Ratings aus Kostengründen überwiegend auf quantitativen Kriterien.

Zu Beginn des dritten Kapitels wurden zunächst Anforderungen an interne Ratingsysteme erarbeitet. Im Ergebnis sollte ein idealtypisches, Basel II-konformes Ratingsystem den folgenden Anforderungen entsprechen:

- Zweidimensionalität
- größtmögliche Flexibilität
- adäquate Komplexität
- Vollständigkeit
- Monotonie
- ausreichende Feinheit
- regelmäßiges Backtesting / Validierung
- Informationseffizienz
- Objektivität
- Transparenz
- Point-in-Time-Philosophie

<sup>354</sup> Vgl. Altman/Rijken (2004), S. 2680 f.

Als Problempunkt wurde dabei die Wahl der Rating-Philosophie herausgestellt, da der Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht hierzu in den Regelungen von Basel II keine eindeutige Vorgabe macht. Da die Wahl der Philosophie jedoch elementare Auswirkungen auf die Höhe des regulatorischen Eigenkapitals aufweist, resultiert hieraus eine Ungleichbehandlung der Banken mit unterschiedlicher Philosophie. Obwohl mit der Wahl der PiT-Philosophie mögliche Nachteile im Bereich des regulatorischen Eigenkapitals verbunden sind, wurde sie im Ergebnis als Anforderung an Ratingsysteme festgelegt, da PiT-Ratings in Bezug auf ratingbasierte Kreditrisikomodelle und der Kreditrisikosteuerung vorteilhafter erscheinen.

Im weiteren Verlauf des Kapitels wurde für die Entwicklung von Ratingsystemen eine Vorgehensweise aufgezeigt, die die folgenden Komponenten beinhaltet:

- Generierung der Datenbasis
- Entwicklung / Auswahl der Ratingverfahren
- Kalibrierung des Systems
- Validierung

Die erste Komponente umfasst dabei primär die Auswahl und Aufbereitung von Ratingkriterien, die einen signifikanten Einfluss auf die Bonität eines Schuldners haben. Des Weiteren gehört zu diesem Punkt die Organisation der für die Kriterienbildung benötigten Daten sowie deren Aufbereitung und Speicherung. Es wurde aufgezeigt, dass sich die Analyse zur Kriteriengewinnung durch einen Bottom-Up-Ansatz darstellen lässt. Hierbei konnte eine Unterteilung der Gesamtanalyse in die Länder-, Branchen- und Unternehmensanalyse identifiziert werden, wobei sich die Analyse des Unternehmensrisikos ergänzend in die Untersuchung des Geschäfts- (qualitative Analyse) sowie des finanziellen Risikos (quantitative Analyse) untergliedern lässt. Für die Aggregation der Ratingkriterien zu einem abschließenden Ratingurteil wurden mit der einstufigen und der mehrstufigen Kriterienaggregation zwei grundlegende Vorgehensweisen dargestellt. Für den einstufigen Ansatz konnte konstatiert werden, dass alle Kriterien (sowohl quantitative als auch qualitative) über eine einzige Ratingfunktion (bzw. Ratingverfahren) zu einem Gesamturteil verdichtet werden. Beim mehrstufigen Verfahren werden zunächst Teilratings gebildet und anschließend aus den Ergebnissen der Zwischenschritte ein Ratingurteil gebildet. Ergänzend wurden in diesem Abschnitt zwei ergänzende, auf die Kriterienausgestaltung bezogene, Anforderungen an Ratingsysteme erarbeitet. Zum einen sollen sowohl quantitative als auch qualitative Kriterien durch das System verarbeitet werden können und zum anderen muss ein Ratingurteil auch bei nicht vollständig vorliegenden Ratinginformationen möglich sein.

Im weiteren Verlauf des dritten Kapitels wurden verschiedene Ratingverfahren auf ihre Eignung als Basis für interne Ratingsysteme untersucht. Differenziert wurde hierbei zwischen mathematisch-statistischen und kausalanalytischen Verfahren sowie Verfahren der künstlichen Intelligenz. Als primäres Ergebnis konnte festgestellt werden, dass nicht ein optimales Klassifizierungsverfahren existiert, sondern viele der untersuchten Verfahren zu ähnlichen Ergebnissen führen. Im Bereich der mathematisch-statistischen Verfahren wurde festgestellt, dass die Punktbewertungsverfahren (PBV) sowie das Kendall- und das Linhart-Verfahren für die Verwendung in Basel II-konformen internen Ratingsystemen ungeeignet sind. Entweder verstoßen die Verfahren gegen die Anforderung der Objektivität (PBV) oder sie ermöglichen nicht in allen Fällen eine eindeutige Zuordnung der Kreditnehmer zu Ratingklassen

(KDV und LHV). Eine bedingte Eignung wurde für die quadratische Diskriminanzanalyse (QDA) sowie für die Kern-Methode und das k-Nearest-Neighbor-Verfahren konstatiert. Die bedingte Eignung resultiert bei der QDA aus der Annahme von normalverteilten Merkmalen, deren Verletzung zu unbefriedigenden Ergebnissen führt. Bei der Kern-Methode und dem kNN-Verfahren bleibt zu prüfen, ob der hohe Rechenaufwand einen Einsatz in der Praxis erlaubt. Für die lineare Diskriminanzanalyse sowie für die regressionsanalytischen Verfahren als weitere Vertreter der mathematisch-statistischen Verfahren konnte jedoch eine grundsätzliche Eignung innerhalb Basel II-konformer Ratingsysteme aufgezeigt werden, obwohl sie, wie alle bisher genannten Verfahren, keine Robustheit in Bezug auf fehlende bzw. unvollständige Daten aufweisen.

Im Bereich der Verfahren der künstlichen Intelligenz konnte sowohl für künstliche Neuronale Netze als auch für Expertensysteme und Fuzzy Logik-Verfahren eine grundsätzliche Eignung ausgemacht werden, auch wenn erstere die Anforderung der Transparenz und die letztgenannten ebenfalls Probleme bei fehlenden und unvollständigen Daten aufzeigten. Für das Optionspreismodell als Vertreter der kausalanalytischen Verfahren konnte nur eine bedingte Eignung festgestellt werden, da das Verfahren zwar gute Ergebnisse für börsennotierte Unternehmen liefert, die benötigten Daten für nicht-börsennotierte Unternehmen jedoch nur approximativ bestimmt werden können. Als abschließendes Ergebnis wurde festgehalten, dass die Auswahl eines Verfahrens oder einer Verfahrenskombination individuell unter Berücksichtigung der jeweils vorhandenen Datenbasis und der Kreditnehmerstruktur im Portfolio vorgenommen werden muss.

Im Bereich der Kalibrierung des Systems konnten zwei Vorgehensweisen identifiziert werden, deren Einsatz durch das gewählte Ratingverfahren determiniert wird. Entweder werden die Kreditnehmer direkt oder indirekt über Score-Werte in Risikoklassen eingeteilt, so dass sich die ratingklassenspezifische Ausfallwahrscheinlichkeit über die historische Ausfallrate der jeweiligen Klasse ergibt. Alternativ kann über ein statistisches Ausfallmodell direkt eine kreditnehmerindividuelle PD geschätzt werden, über die die Klassenzuordnung vorgenommen wird. Die PD der jeweiligen Ratingklasse bestimmt sich dann als einfacher durchschnitt der individuellen PD. Für die erstgenannte Vorgehensweise konnte dabei der langfristige Durchschnitt der einjährigen Ausfallrate (LRDF) als geeigneter Schätzer für die Ein-Jahres-PD identifiziert werden, da aufgrund der Durchschnittsbildung konjunkturell bedingte Abweichungen der geschätzten von der tatsächlichen PD vermindert werden. Bei der empirischen Schätzung der PD kann jedoch der Effekt eintreten, dass die PD der Ratingklassen nicht monoton ansteigen, so dass die Anforderung der Monotonie nicht erfüllt wird. Hierzu wurde mit dem exponentiellen Fitting ein geeignetes Verfahren aufgezeigt, um die empirischen Ausfallraten entsprechend anzupassen. Wie gezeigt werden konnte, muss eine solche Glättung nicht vorgenommen werden, wenn die PD pro Ratingklasse über ein statistisches Ausfallmodell geschätzt wird.

Für den Fall, dass Banken über keine ausreichende interne Datenbasis verfügen, kann eine Kalibrierung bzw. PD-Schätzung anhand von Daten externer Ratingagenturen durchgeführt werden. Allerdings ist eine direkte Zuordnung von Ausfallraten der Agenturen zu internen Ratingklassen nicht möglich, sondern muss über spezielle Mapping-Verfahren vorgenommen werden. Hierzu konnten drei verschiedene Mapping-Ansätze aufgezeigt werden. Die erste Variante basiert auf einem Vergleich von Kreditnehmern, die sowohl ein internes als auch ein externes Rating aufweisen. Der internen Ratingklasse

wird die externe Klasse zugeordnet, in der sich die meisten Schuldner einer bestimmten Ratingkombination befinden. Allerdings wurde für dieses Verfahren gezeigt, dass die Ergebnisse häufig schwer zu interpretieren sind und zu nicht eindeutigen Ergebnissen führen. Diese Nachteile lassen sich nur durch die Bildung einer großen Stichprobe verringern, was jedoch in vielen Fällen durch die kleine Anzahl von Unternehmen mit externen Ratings nur begrenzt möglich ist. Als Lösungsmöglichkeit wurde hierzu die Bildung von Shadow-Ratings erläutert, die jedoch mit einem relativ hohen Aufwand verbunden sind. Insgesamt kann dieser Mapping-Ansatz daher nur als bedingt geeignet angesehen werden.

Ein ebenfalls nur bedingt geeignetes Mapping-Verfahren stellt die direkte Nachbildung eines externen Ratingsystems dar. Als Problempunkt wurde hier vor allem die Unkenntnis über die verwendeten Ratingkriterien der Agenturen angemerkt, so dass die Nachbildung sehr intuitiv und subjektiv erfolgt, was ggf. zu nicht akzeptablen Mapping-Ergebnissen führt. Als dritte Variante wurde ein Mapping über Ausfallraten dargestellt, wobei zwischen dem Mapping über durchschnittliche PD und über PD-Intervalle differenziert wurde. Die erstgenannte Möglichkeit bietet zwar den Vorteil, dass jeder internen Klasse genau eine externe zugeordnet werden kann, allerdings weist sie den Nachteil auf, dass mehrere Risikoklassen dieselbe externe Klasse zugeordnet bekommen können oder einige der externen Klassen bei der Zuordnung nicht berücksichtigt werden. Diese Problempunkte können jedoch entweder zu einer Verringerung der Risikodifferenzierung oder zu einer ungünstigen Verteilung der Kreditnehmer über die Klassen führen. Die zweite Möglichkeit des Mapping über PD-Intervalle stellt zwar eine Lösung für die verringerte Risikodifferenzierung dar, als Nachteil konnte jedoch die nicht eindeutige Zuordenbarkeit festgestellt werden, da einer internen Klasse ggf. mehrere externe zugeordnet werden. Als Lösungsmöglichkeit wurde ein Mapping über die individuelle PD der Kreditnehmer aufgezeigt. Bei dieser Vorgehensweise bekommt jeder Kreditnehmer das externe Rating, in dessen PD-Intervall seine individuelle PD fällt. Dieser Ansatz ist jedoch nur anwendbar, wenn das zugrunde liegende Ratingverfahren durch ein statistisches Ausfallmodell dargestellt wird.

Im weiteren Verlauf des Abschnittes wurde ergänzend auf die Schätzung der Migrationswahrscheinlichkeiten sowie der Risikoparameter LGD und EAD eingegangen. Im Bereich der Migrationswahrscheinlichkeiten wurde aufgezeigt, dass für deren Schätzung, analog zur PD-Ermittlung, auf historische Ausfall- und Wanderungsraten abgestellt werden kann, wobei von einer Kohortenbetrachtung ausgegangen wird. Zusätzlich wurde auf die Problematik fehlender Ratings aufmerksam gemacht und eine Möglichkeit aufgezeigt, wie eine solche Matrix um den Anteil der Unternehmen ohne Rating bereinigt werden kann.

Des Weiteren wurde auf die direkte und die indirekte Schätzung der LGD eingegangen. Die indirekte Vorgehensweise entspricht vom Prinzip der Vorgehensweise der PD-Kalibrierung. Zunächst wird für jede Transaktion über ein Ratingverfahren ein LGD-Score ermittelt, über den der Kredit einer Ratingklasse zugeordnet wird. Anhand von Verlustdaten kann die LGD einer Klasse als Durchschnittswert der historisch realisierten LGD bestimmt werden. Als Voraussetzung hierfür wurde angegeben, dass sich die historischen Kredite in Bezug auf Geschäfts- und Kundenart sowie Besicherung stark ähneln sollten. Im Rahmen der direkten Schätzung wird als Ergebnis kein Score-Wert, sondern direkt eine LGD ausgewiesen. Die LGD der Ratingklasse entspricht anschließend dem Durchschnitt der individuellen

LGD. Mit den Verfahren der Market-, Workout- und Implied Market-LGD konnten hierzu drei unterschiedliche Methoden vorgestellt werden.

Für die Schätzung des EAD wurde erläutert, dass der bilanzielle Wert einen geeigneten Schätzer für den EAD bilanzieller Geschäften darstellt. Bei außerbilanziellen Geschäften ergibt sich der EAD dagegen aus der Summe der aktuellen Inanspruchnahme und der mit einem CCF multiplizierten noch offenen Kreditzusage.

Im Rahmen der Validierung von Ratingsystemen wurde zunächst zwischen der qualitativen und der quantitativen Validierung differenziert, wobei sich erstere auf die Analyse des Modelldesigns, die Datenqualität sowie auf die interne Verwendung des Systems bezieht. Die quantitative Validierung ist i. d. R. der qualitativen nachgeschaltet und bezieht sich auf die Kriterien Trennschärfe, Stabilität sowie auf die Kalibrierung des Ratingsystems. Für die Überprüfung der Trennschärfe wurden mit der CAP- und der ROC-Kurve zwei graphische sowie mit dem Gini-Koeffizienten und der Area under Curve zwei Kennzahlen als geeignete Methoden dargestellt. Es wurde jedoch angemerkt, dass ein Vergleich von verschiedenen Ratingsystemen anhand dieser Trennschärfemaße nur zu guten Ergebnissen führt, wenn sowohl das zugrunde liegende Portfolio als auch der betrachtete Zeithorizont identisch sind. In Bezug auf das Kriterium der Stabilität eines Ratingsystems konnte konstatiert werden, dass ein stabiles System robust in Bezug auf längere Prognosehorizonte sowie gegenüber Änderungen der Rahmenbedingungen sein sollte.

Für die Überprüfung der Systemkalibrierung wurde festgestellt, dass neben den Ausfallwahrscheinlichkeiten ergänzend die Migrationswahrscheinlichkeiten sowie die Risikoparameter LGD und EAD validiert werden müssen. Im Bereich der PD-Validierung wurden mit dem Binomialtest und dem Brier-Score zwei mögliche Ansätze des Backtesting dargestellt. Zusätzlich wurde das Benchmarking als Alternative bzw. Ergänzung zum Backtesting dargestellt, bei der die geschätzten PD mit Ergebnissen aus einem Referenzportfolio verglichen werden. Des Weiteren wurde festgestellt, dass für die Validierung der Migrationswahrscheinlichkeiten die gleichen Methoden wie bei der PD-Validierung eingesetzt werden können, wobei für die Überprüfung der Übergangswahrscheinlichkeiten eine höhere Anforderung an die Datengrundlage gestellt wird, da eine größere Anzahl von Wahrscheinlichkeiten simultan überprüft werden muss.

Im Rahmen der LGD-Validierung wurde konstatiert, dass es nicht ausreichend ist, die geschätzte LGD mit den realisierten Verlustquoten zu vergleichen. Zusätzlich müssen an dieser Stelle die zugrunde liegenden Ausfalldaten sowie die daraus berechneten realisierten LGD auf ihre Konsistenz überprüft werden. Bei der EAD-Validierung wurde erläutert, dass die Schätzung des CCF und nicht direkt die EAD zu überprüfen ist. Als Methoden wurden hier das Reliability-Diagramm, der Brier-Score sowie Konfidenzintervalle, die per Bootstrapping-Verfahren ermittelt wurden, dargestellt.

Im abschließenden vierten Kapitel wurde ein ratingbasierter Ansatz zur Kreditrisikoquantifizierung vorgestellt, der grundsätzlich auf den Anforderungen von Basel II aufbaut. Hierbei wurde verdeutlicht, dass ein- bzw. mehrjährige Migrationswahrscheinlichkeiten eine geeignete Möglichkeit zur Berücksichtigung von Bonitätsveränderungen darstellen. Die (mehrjährigen) Migrationen wurden dabei als zeithomogene Markov-Ketten modelliert. Bei der Betrachtung von einperiodigen Migrationen wurde festgestellt, dass sich die Anzahl der zu berücksichtigten Kombinationen im Portfoliokontext und damit der Rechenauf-

wand bei steigender Portfoliogröße und steigender Anzahl von Ratingklassen stark erhöht, so dass im praktischen Einsatz zumeist eine Monte-Carlo-Simulation eingesetzt wird. Für den Ansatz bei mehrperiodiger Migration wurde der Nachteil erläutert, dass eine Schätzung mehrjähriger Übergangsmatrizen aufgrund der nicht ausreichenden Datenbasis kaum möglich ist. Als Lösungsmöglichkeit wurde die Ermittlung dieser mehrjährigen Migrationen über die einjährige Matrix vorgestellt, bei der sich unter Annahme zeithomogener Markov-Ketten die mehrjährigen durch die Multiplikation der einjährigen Matrizen ergeben. Insgesamt stellt der ratingbasierte Ansatz zur Kreditrisikoquantifizierung eine recht einfache Vorgehensweise dar, die in der Praxis auch Anwendung findet, obwohl die Modellierung der Migrationen als zeithomogene Markov-Ketten kritisierbar ist.



## Literaturverzeichnis

- Adjemian/Schoder (2005): Adjemian, A./Schoder, M.: Rating für den Mittelstand: fit für das Gespräch mit der Hausbank, 3. Auflage, Berlin, 2005.
- Altman (1968): Altman, E. I.: Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. In: *The Journal of Finance*, 23 (1968) 4, S. 589-609.
- Altman/Haldeman/Narayanan (1977): Altman, E. I./Haldeman, R. G./Narayanan, P.: ZETATM Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. In: *Journal of Banking & Finance*, 1 (1977) 1, S. 29-54.
- Altman/Kao (1992a): Altman, E. I./Kao, D. L.: Rating Drift in High-Yield Bonds. In: *The Journal of Fixed Income*, (1992) S. 15-20.
- Altman/Kao (1992b): Altman, E. I./Kao, D. L.: The Implications Of Corporate Bond Ratings Drift. In: *Financial Analysts Journal*, 48 (1992) 3, S. 64-75.
- Altman/Rijken (2004): Altman, E. I./Rijken, H. A.: How Rating Agencies achieve Rating Stability. In: *Journal of Banking & Finance*, 28 (2004) 11, S. 2679-2714.
- Altman/Saunders (1997): Altman, E. I./Saunders, A.: Credit Risk Measurement: Developments Over the Last 20 Years. In: *Journal of Banking & Finance*, 21 (1997) 11/12, S. 1721-1742.
- Altman/Saunders (2002): Altman, E. I./Saunders, A.: The Role of Credit Ratings in Bank Capital. In: Levich, R. M./Majnoni, G./Reinhart, C. M. (Hrsg): *Ratings, Rating Agencies and the Global Financial System*, Boston, Mass. [u.a.], 2002, S. 99-116.
- Ammann/Jovic/Schmid (2001): Ammann, M./Jovic, D./Schmid, C.: Der IRB-Ansatz als strategische Herausforderung für Banken. In: *Der Schweizer Treuhänder*, (2001) 10, S. 915-922.
- Anders (1998): Anders, U.: Prognose von Insolvenzwahrscheinlichkeiten mit Hilfe logistischer neuronaler Netzwerke. In: *Zfbf*, 50 (1998) 10, S. 892-915.
- Angstenberger/Nöthel (2005): Angstenberger, L./Nöthel, U.: Euler Hermes Fuzzy Expertensysteme zur Bonitätsbewertung im Kreditrisikomanagement. In: Schneider-Maessen, J./Schumann, M./Skiera, B./Weiß, B. (Hrsg): *Die Optimierung der Performance im Credit Management*, Heidelberg, 2005, S. 211-237.
- Bachmann (2004): Bachmann, U.: *Die Komponenten des Kreditspreads: Zinsstrukturunterschiede zwischen ausfallbehafteten und risikolosen Anleihen*, Wiesbaden, 2004.
- Backhaus (2003): Backhaus, K.: *Multivariate Analysemethoden: eine anwendungsorientierte Einführung*, 10. Auflage, Berlin [u.a.], 2003.
- Baetge (1994): Baetge, J.: Rating von Unternehmen anhand von Bilanzen. In: *Die Wirtschaftsprüfung*, 47 (1994) 1, S. 1-10.
- Baetge/Heitmann (2000): Baetge, J./Heitmann, C.: Creating a Fuzzy Rule-based Indicator for the Review of Credit Standing. In: *Schmalenbach Business Review*, 52 (2000) 4, S. 318-343.

- Baetge/Kruse/Uthoff (1996): Baetge, J./Kruse, A./Uthoff, C.: Bonitätsklassifikationen von Unternehmen mit Neuronalen Netzen. In: *Wirtschaftsinformatik*, 38 (1996) 3, S. 273-282.
- Baetge/Sieringhaus (1996): Baetge, J./Sieringhaus, I.: Bilanzbonitäts-Rating von Unternehmen. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): *Handbuch Rating*, Wiesbaden, 1996, S. 221-249.
- Bagus (1992): Bagus, T.: *Wissensbasierte Bonitätsanalyse im Firmenkundengeschäft der Kreditinstitute*, Frankfurt am Main [u.a.], 1992.
- Bakshi/Madan/Zhang (2001): Bakshi, G./Madan, D./Zhang, F.: *Understanding the Role of Recovery in Default Risk Models: Empirical Comparisons and Implied Recovery Rates (Working Paper)*, Washington D.C., 2001, <http://www.federalreserve.gov/pubs/feds/2001/200137/200137pap.pdf>.
- Bangia et al. (2002): Bangia, A./Diebold, F. X./Kronimus, A./Schagen, C./Schuermann, T.: *Ratings Migration and the Business Cycle with Application to Credit Portfolio Stress Testing*. In: *Journal of Banking & Finance*, 26 (2002) 2/3, S. 445-474.
- Bank of Japan (2005): *Bank of Japan: Advancing Credit Risk Management through Internal Rating Systems (Working Paper)*, Tokyo, 2005, <http://www.boj.or.jp/en/type/release/zuiji/data/fsk0509a.pdf>.
- Basel Committee on Banking Supervision (2000): *Basel Committee on Banking Supervision: Range of Practice in Banks Internal Ratings Systems (Working Paper)*, Basel, 2000, <http://www.bis.org/publ/bcbs66.pdf>.
- Basel Committee on Banking Supervision (2004): *Basel Committee on Banking Supervision: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*, Basel, 2004.
- Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht (2004): *Baseler Ausschuss für Bankenaufsicht: Internationale Konvergenz der Kapitalmessung und Eigenkapitalanforderungen - Überarbeitete Rahmenvereinbarung*, Basel, 2004.
- Baum (1987): Baum, B.: *Rating-Systeme und ihre Methoden*, 1987.
- Behr/Güttler (2004): Behr, P./Güttler, A.: *Interne und externe Ratings: Bedeutung, Entwicklung, Testverfahren*, Frankfurt am Main, 2004.
- Bennewitz/Kasterich (2004): Bennewitz, A./Kasterich, A.: *Krisenfrüherkennung und Krisenbewältigung im mittelständischen Firmenkundengeschäft aus der Sicht von Kreditinstituten*. In: Schmeisser, W./Bretz, M./Keßler, J./Krimphove, D. (Hrsg): *Handbuch Krisen- und Insolvenzmanagement*, Stuttgart, 2004, S. 3-22.
- Berblinger (1996): Berblinger, J.: *Marktakzeptanz des Rating durch Qualität*. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): *Handbuch Rating*, Wiesbaden, 1996, S. 21-110.
- Beutler (2001): Beutler, M.: *Anforderungen an das Kreditrisikomanagement von Banken: Messung und Unterlegung von Kreditrisiken aus bankwirtschaftlicher und regulatorischer Perspektive*, St. Gallen, 2001.
- Black/Scholes (1973): Black, F./Scholes, M.: *The Pricing of Options and Corporate Liabilities*. In: *The Journal of Political Economy*, 81 (1973) 3, S. 637-654.
- Blanke (2004): Blanke, W.: *Aussagekraft und Nutzbarkeit von Kennzahlen und Frühindikatoren im Rating*. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): *Handbuch Ratingpraxis*, Wiesbaden, 2004, S. 465-480.

- Blochwitz et al. (2004): Blochwitz, S./Hamerle, A./Hohl, S./Rauhmeier, R./Rösch, D.: Was leisten Trennschärfemasse für Ratingsysteme? In: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, 57 (2004) 22, S. 1275-1278.
- Blochwitz/Eigermann (2000): Blochwitz, S./Eigermann, J.: Unternehmensbeurteilung durch Diskriminanzanalyse mit qualitativen Merkmalen. In: Zfbf, 52 (2000) 1, S. 58-73.
- Blochwitz/Eigermann (2001a): Blochwitz, S./Eigermann, J.: Interne Credit-Ratingverfahren - ein wichtiger Baustein in der Gesamtbanksteuerung. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Gesamtbanksteuerung: Integration von Markt-, Kredit- und operationalen Risiken, Stuttgart, 2001, S. 363-386.
- Blochwitz/Eigermann (2001b): Blochwitz, S./Eigermann, J.: Messung von Kreditrisiken durch interne Credit-Ratingverfahren. In: Szczesny, A. (Hrsg): Kreditrisikomessung und Kreditrisikomanagement, Baden-Baden, 2001, S. 83-106.
- Bluhm/Overbeck/Wagner (2003): Bluhm, C./Overbeck, L./Wagner, C.: An Introduction to Credit Risk Modeling, Boca Raton, Fla. [u.a.], 2003.
- Breinlinger/Glogova/Höger (2003): Breinlinger, L./Glogova, E./Höger, A.: Kalibrierung von Ratingsystemen - eine erste Analyse. In: Oesterreichische Nationalbank (Hrsg): Finanzmarktstabilitätsbericht 5, Wien, 2003, S. 80-92.
- Bundesverband Deutscher Banken (2005): Bundesverband Deutscher Banken: Bankinternes Rating mittelständischer Kreditnehmer im Zuge von Basel II, Berlin, 2005.
- Börner (1999): Börner, C. J.: Grundzüge der Migrationsanalyse zur Ermittlung des Bonitätsrisikos auf Portfolioebene (Working Paper), Köln, 1999.
- Cantor/Packer (1995): Cantor, R./Packer, F.: The Credit Rating Industry. In: The Journal of Fixed Income, 5 (1995) 3, S. 10-34.
- Carey/Hrycay (2001): Carey, M./Hrycay, M.: Parameterizing Credit Risk Models with Rating Data. In: Journal of Banking & Finance, 25 (2001) 1, S. 197-270.
- Catarineu-Rabell/Jackson/Tsomocos (2005): Catarineu-Rabell, E./Jackson, P./Tsomocos, D. P.: Pro-cyclicality and the New Basel Accord: Banks' Choice of Loan Rating System. In: Economic Theory, 26 (2005) 2, S. 537-557.
- Chorafas (2000): Chorafas, D. N.: Managing Credit Risk - Volume I: Analysing, Rating and Pricing the Probability of Default, London, 2000.
- Claussen (2004): Claussen, R.: Die Branche als Determinante für das Rating und das Advisory. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Ratingpraxis, Wiesbaden, 2004, S. 299-307.
- Cover/Hart (1967): Cover, T. M./Hart, P. E.: Nearest Neighbor Pattern Classification. In: IEEE Transactions on Information Theory, 13 (1967) 1, S. 21-27.
- Crosbie/Bohn (2003): Crosbie, P./Bohn, J.: Modeling Default Risk - Modeling Methodology (Working Paper), San Francisco, 2003, <http://www.moodyskmv.com/research/files/wp/ModelingDefaultRisk.pdf>.
- Crouhy/Galai/Mark (2001a): Crouhy, M./Galai, D./Mark, R.: Prototype Risk Rating System. In: Journal of Banking & Finance, 25 (2001) 1, S. 47-95.

- Crouhy/Galai/Mark (2001b): Crouhy, M./Galai, D./Mark, R.: Risk Management, New York [u.a.], 2001.
- Crouhy/Galai/Mark (2003): Crouhy, M./Galai, D./Mark, R. M.: Internal Risk Rating Systems. In: Ong, M. K. (Hrsg): Credit Ratings - Methodologies, Rationale and Default Risk, London, 2003, S. 369-389.
- Daldrup (2003): Daldrup, A.: Kreditrisikomodelle - State of the Art (Working Paper), Göttingen, 2003.
- Daldrup (2005): Daldrup, A.: Regulatorische Behandlung des Kreditrisikos von Unternehmen (Basel II) (Working Paper), Göttingen, 2005.
- Daldrup/Gehrke/Schumann (2006): Daldrup, A./Gehrke, N./Schumann, M.: Vergleich alternativer Kreditrisikomaße. In: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, 59 (2006) 5, S. 238-243.
- Dartsch/Graalman (2004): Dartsch, A./Graalman, B.: Das Gesamtprojekt 'Internes Rating' - Eine Betrachtung aus der Sicht kleinerer und mittelständischer Banken. In: Hofmann, G. (Hrsg): Basel II und MaK - Regulatorische Vorgaben, bankinterne Verfahren, Bewertungen, 2. Auflage, Frankfurt am Main, 2004, S. 181-196.
- Deutsche Bundesbank (2003): Deutsche Bundesbank: Validierungsansätze für interne Ratingsysteme. Monatsbericht September 2003, Frankfurt am Main, 2003, S. 61-74.
- Dicken (1997): Dicken, A. J.: Kreditwürdigkeitsprüfung: Kreditwürdigkeitsprüfung auf der Basis des betrieblichen Leistungsvermögens, Hamburg, 1997.
- Dietz/Füser/Schmidtmeier (1997): Dietz, J./Füser, K./Schmidtmeier, S.: Neuronale Kreditwürdigkeitsprüfung im Konsumentenkreditgeschäft. In: Die Betriebswirtschaft, 57 (1997) 4, S. 475-489.
- Dimitrakopoulos/Spahr (2004): Dimitrakopoulos, D./Spahr, R.: Ablauf des Ratingverfahrens bei internationalen Ratingagenturen. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Ratingpraxis, Wiesbaden, 2004, S. 211-222.
- Dittmar/Steiner (2000): Dittmar, T./Steiner, M.: Quantitative Verfahren zur Unternehmensklassifikation - eine vergleichende Analyse. In: Rudolph, B./Johanning, L. (Hrsg): Handbuch Risikomanagement (Band 1), Bad Soden/Ts., 2000, S. 433-457.
- Duffie/Singleton (2003): Duffie, D./Singleton, K. J.: Credit Risk: Pricing, Measurement, and Management, Princeton, NJ [u.a.], 2003.
- Durbin/Ng (2001): Durbin, E./Ng, D. T.: The Sovereign Ceiling and Emerging Market Corporate Bond Spreads (Working Paper), New York, St. Louis, 2001, [http://www.aem.cornell.edu/faculty\\_sites/dtn4/draft0901.pdf](http://www.aem.cornell.edu/faculty_sites/dtn4/draft0901.pdf).
- Düsterlho/Pöhlens (2004): Düsterlho, J. v./Pöhlens, M.: Credit-Rating. In: DIRK e.V. (Hrsg): Handbuch Investor Relations, Wiesbaden, 2004, S. 419-426.
- Ebenroth/Koos (1996): Ebenroth, C. T./Koos, S.: Juristische Aspekte des Rating. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 483-519.
- Efron (1979): Efron, B.: Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. In: The Annals of Statistics, 7 (1979) 1, S. 1-26.
- Eigermann (2002): Eigermann, J.: Quantitatives Credit-Rating unter Einbeziehung qualitativer Merkmale, 2. Auflage, Sternenfels, 2002.

- Engelmann/Hayden/Tasche (2003): Engelmann, B./Hayden, E./Tasche, D.: Measuring the Discriminative Power of Rating Systems, Frankfurt am Main, 2003.
- Engelmann/Tasche (2004): Engelmann, B./Tasche, D.: Testing Rating Accuracy. In: Shimko, D. (Hrsg): Credit Risk Models and Management, 2nd Edition, London, 2004, S. 307-323.
- Everling (1991): Everling, O.: Credit Rating durch internationale Agenturen: eine Untersuchung zu den Komponenten und instrumentalen Funktionen des Rating, Wiesbaden, 1991.
- Everling (2002): Everling, O.: Rating mittelständischer Unternehmen. In: Kolbeck, C./Wimmer, R. (Hrsg): Finanzierung für den Mittelstand: Trends, Unternehmensrating, Praxisfälle, Wiesbaden, 2002, S. 85-108.
- Everling (2004): Everling, O.: Objektive Grenzen subjektiver Ratingverfahren. In: Bank, M./Schiller, B. (Hrsg): Finanzintermediation - Theoretische, wirtschaftspolitische und praktische Aspekte aktueller Entwicklungen im Bank- und Börsenwesen., Stuttgart, 2004, S. 615-636.
- Everling (2005): Everling, O.: Perspektiven des Ratingmarktes. In: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, 58 (2005) 4, S. 185-188.
- Everling/Bargende (2005): Everling, O./Bargende, D.: Externe Ratingsysteme als Frühwarnsysteme. In: Controlling, 17 (2005) 4/5, S. 261-269.
- Feidicker (1992): Feidicker, M.: Kreditwürdigkeitsprüfung: Entwicklung eines Bonitätsindikators, dargestellt am Beispiel von Kreditversicherungsunternehmen, Düsseldorf, 1992.
- Fischer (2004): Fischer, A.: Qualitative Merkmale in bankinternen Ratingsystemen: eine empirische Analyse zur Bonitätsbeurteilung von Firmenkunden, Bad Soden /Ts., 2004.
- Flach/Rommelfanger (2002): Flach, J./Rommelfanger, H. J.: Fuzzy-Logik-basiertes Bonitätsrating. In: Oehler, A. (Hrsg): Kreditrisikomanagement: Kernbereiche, Aufsicht und Entwicklungstendenzen, 2. Auflage, Stuttgart, 2002, S. 1-33.
- Fleck/Knaak (2006): Fleck, F./Knaak, C.: Anforderungen an interne Ratingsysteme nach Basel II. In: Reichmann, T./Pyszny, U. (Hrsg): Rating nach Basel II: Herausforderungen für den Mittelstand, München, 2006, S. 27-53.
- Frerichs (2005): Frerichs, H.: Does Pooling of Financial Statements and Default Data across Specialized Banks improve Internal Credit Rating Systems? In: Kredit und Kapital, 38 (2005) 3, S. 401-433.
- Fritz/Luxenburger/Miehe (2004): Fritz, S./Luxenburger, M./Miehe, T.: Validierung und Güte von Ratingverfahren. In: Suyter, A. (Hrsg): Risikomanagement: Aktuelle Entwicklungen und Auswirkungen auf Banken und Unternehmen, Frankfurt am Main, 2004, S. 97-140.
- Fritz/Popken/Wagner (2003): Fritz, S. G./Popken, L./Wagner, C.: Scoring and Validating Techniques for Credit Risk Rating Systems. In: Ong, M. K. (Hrsg): Credit Ratings - Methodologies, Rationale and Default Risk, London, 2003, S. 189-212.
- Füser (2001): Füser, K.: Intelligentes Scoring und Rating: moderne Verfahren zur Kreditwürdigkeitsprüfung, Wiesbaden, 2001.

- Füser/Gleißner (2001): Füser, K./Gleißner, W.: Rating und interne Kreditrisikomodelle: neue Perspektiven durch Basel II. In: Gleißner, W./Meier, G. (Hrsg): Wertorientiertes Risiko-Management für Industrie und Handel: Methoden, Fallbeispiele, Checklisten, Wiesbaden, 2001, S. 309-334.
- Garside/Greenman (2003): Garside, T./Greenman, J.: Designing and Implementing Effective Credit Rating Systems. In: Ong, M. K. (Hrsg): Credit Ratings - Methodologies, Rationale and Default Risk, London, 2003, S. 413-427.
- Gatzki/Gatzki (2005): Gatzki, C./Gatzki, Y.: Basel II - Schwerpunkte des Kreditratings. In: Controller-Magazin, (2005) 4, S. 320-327.
- Gaubatz (2004): Gaubatz, S.: Optimierung von Finanzstrukturen. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Ratingpraxis, Wiesbaden, 2004, S. 443-463.
- Gebhardt (1980): Gebhardt, G.: Insolvenzprognosen aus aktienrechtlichen Jahresabschlüssen, Wiesbaden, 1980.
- Gleißner/Füser (2002): Gleißner, W./Füser, K.: Leitfaden Rating: Basel II: Rating-Strategien für den Mittelstand, München, 2002.
- Groth (1999): Groth, F.: Das Branchen- und Kundenrating. In: Der Schweizer Treuhänder, (1999) 10, S. 945-952.
- Grunert/Norden/Weber (2005): Grunert, J./Norden, L./Weber, M.: The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings. In: Journal of Banking & Finance, 29 (2005) 2, S. 509-531.
- Grunert/Weber (2004): Grunert, J./Weber, M.: Ansätze zur Messung der Äquivalenz von Ratingssystemen. In: Zeitschrift für Bankrecht und Bankwirtschaft, (2004) 1, S. 28-37.
- Gupton (2000): Gupton, G. M.: Bank Loan Loss Given Default (Moody's Investors Service Special Comment) (Working Paper), New York, 2000, <http://www.moodyskmv.com/research/whitepaper/61679.pdf>.
- Gupton/Finger/Bhatia (1997): Gupton, G./Finger, C./Bhatia, M.: CreditMetrics - A Technical Document, New York, 1997.
- Gögel/Everling (2000): Gögel, S./Everling, O.: Rating für mittelständische Wirtschaftsunternehmen. In: Bankinformation und Genossenschaftsforum (BI/GF), (2000) 1, S. 62-64.
- Günther/Grüning (2000): Günther, T./Grüning, M.: Einsatz von Insolvenzprognoseverfahren bei der Kreditwürdigkeitsprüfung im Firmenkundenbereich. In: Die Betriebswirtschaft, 60 (2000) 1, S. 39-59.
- Güttler (2004): Güttler, A.: Using a Bootstrap Approach to Rate the Raters (Working Paper), Frankfurt am Main, 2004, <http://opus.zbw-kiel.de/volltexte/2004/2343/pdf/835.pdf>.
- Harris (2003): Harris, S.: Internal Risk Rating Systems for Banks. In: Ong, M. K. (Hrsg): Credit Ratings - Methodologies, Rationale and Default Risk, London, 2003, S. 343-349.
- Hartmann-Wendels/Pfingsten/Weber (2004): Hartmann-Wendels, T./Pfingsten, A./Weber, M.: Bankbetriebslehre, 3. Auflage, Berlin [u.a.], 2004.
- Heimann (2002): Heimann, J.: DV-gestützte Jahresabschlußanalyse: Möglichkeiten und Grenzen beim Einsatz computergestützter Verfahren zur Analyse und Bewertung von Jahresabschlüssen, Göttingen, 2002.

- Heinke (1998): Heinke, V. G.: Bonitätsrisiko und Credit Rating festverzinslicher Wertpapiere: eine empirische Untersuchung am Euromarkt, Bad Soden / Ts., 1998.
- Heinke (2000): Heinke, V. G.: Der Signal- und Zertifizierungswert von Credit Ratings am Euromarkt. In: Die Betriebswirtschaft, 60 (2000) 3, S. 314-335.
- Heitfield (2004): Heitfield, E.: Rating System Dynamics and Bank-Reported Default Probabilities under the New Basel Capital Accord (Working Paper), Washington, 2004, [http://www.fields.utoronto.ca/programs/cim/03-04/PRMIA/rating\\_philosophy\\_and\\_Basel\\_II.pdf](http://www.fields.utoronto.ca/programs/cim/03-04/PRMIA/rating_philosophy_and_Basel_II.pdf).
- Henley/Hand (1997): Henley, W./Hand, D.: Construction of a k-Nearest-Neighbour Credit-Scoring System. In: Institute of Mathematics and its Applications: IMA Journal of Mathematics applied in Business and Industry, 8 (1997) 4, S. 305-322.
- Hofmann/Lesko/Vorgrimler (2005): Hofmann, C./Lesko, M./Vorgrimler, S.: Eigene EAD-Schätzung für Basel II. In: Die Bank, (2005) 6, S. 48-52.
- Hundt/Neitz/Grabau (2003): Hundt, I./Neitz, B./Grabau, F.: Rating als Chance für kleine und mittlere Unternehmen, München, 2003.
- Huschens/Locarek-Junge (2002): Huschens, S./Locarek-Junge, H.: Konzeptionelle und statistische Grundlagen der portfolioorientierten Kreditrisikomessung. In: Oehler, A. (Hrsg): Kreditrisikomanagement: Kernbereiche, Aufsicht und Entwicklungstendenzen, Stuttgart, 2002, S. 89-114.
- Huschens/Vogl/Wania (2005): Huschens, S./Vogl, K./Wania, R.: Estimation of Default Probabilities and Default Correlations. In: Frenkel; Michael; Hommel,/Michael; Hommel,/Hommel, U./Rudolf, M. (Hrsg): Risk Management: Challenge and Opportunity, 2nd Edition, Berlin [u.a.], 2005, S. 239-258.
- Hüls (1995): Hüls, D.: Früherkennung insolvenzgefährdeter Unternehmen, Düsseldorf, 1995.
- Jacobs/Weinrich (2002): Jacobs, J./Weinrich, G.: Bonitätsbeurteilung kleiner Unternehmen mit nicht-linearen Klassifikationsverfahren. In: Die Betriebswirtschaft, 62 (2002) 4, S. 343-358.
- Jansen (2001a): Jansen, S.: Bankinterne Ratingansätze im Firmenkundengeschäft. In: Rolfes, B./Schierenbeck, H. (Hrsg): Ausfallrisiken - Quantifizierung, Bepreisung und Steuerung, Frankfurt am Main, 2001, S. 95-125.
- Jansen (2001b): Jansen, S.: Ertrags- und volatilitätsgestützte Kreditwürdigkeitsprüfung im mittelständischen Firmenkundengeschäft der Banken, Frankfurt am Main, 2001.
- Japan Center for International Finance (1998): Japan Center for International Finance: Characteristics and Appraisal of Major Rating Companies, Tokyo, 1998.
- Jarrow/Lando/Turnbull (1997): Jarrow, R. A./Lando, D./Turnbull, S. M.: A Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads. In: The Review of Financial Studies, 10 (1997) 2, S. 481-523.
- Kaiser/Szczesny (2001): Kaiser, U./Szczyzny, A.: Einfache ökonomische Verfahren für die Kreditrisikomessung. In: Szczyzny, A. (Hrsg): Kreditrisikomessung und Kreditrisikomanagement, Baden-Baden, 2001, S. 155-203.
- Kaiser/Szczesny (2003): Kaiser, U./Szczyzny, A.: Ökonometrische Verfahren zur Modellierung von Kreditausfallwahrscheinlichkeiten: Logit- und Probit-Modelle. In: Zfbf, 55 (2003) 8, S. 790-822.

- Kassberger/Wentges (1999): Kassberger, S./Wentges, P.: Die Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeiten von Unternehmen. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, Stuttgart, 1999, S. 23-50.
- Kastner (2001): Kastner, C.: Fehlende Werte bei korrelierten Beobachtungen, Frankfurt am Main [u.a.], 2001.
- Kealhofer (2003): Kealhofer, S.: Quantifying Credit Risk I: Default Prediction. In: Financial Analysts Journal, 59 (2003) 1, S. 30-44.
- Kendall (1980): Kendall, M.: Multivariate Analysis, 2nd Edition, London, 1980.
- Keysberg (1989): Keysberg, G.: Die Anwendung der Diskriminanzanalyse zur statistischen Kreditwürdigkeitsprüfung im Konsumentenkreditgeschäft, Köln, 1989.
- Kilb (2002): Kilb, T.: Credit Rating in Banken: interne Verfahren im Vergleich, St. Gallen, 2002.
- Krahen/Weber (2001): Krahen, J. P./Weber, M.: Generally accepted Rating Principles: A Primer. In: Journal of Banking & Finance, 25 (2001) 1, S. 3-23.
- Krause (1993): Krause, C.: Kreditwürdigkeitsprüfung mit Neuronalen Netzen, Düsseldorf, 1993.
- Kreische/Martin (2004): Kreische, K./Martin, M. R.: Anforderungen an die Risikoklassifizierungsverfahren. In: Becker, A./Gruber, W./Wohlert, D. (Hrsg): Handbuch Bankenaufsichtliche Entwicklungen, Stuttgart, 2004, S. 227-258.
- Kuhner (2001): Kuhner, C.: Financial Rating Agencies: Are they credible?: Insights into the Reporting Incentives of Rating Agencies in Times of enhanced Systemic Risk. In: Schmalenbach Business Review, 53 (2001) 1, S. 2-26.
- Leker/Schewe (1998): Leker, J./Schewe, G.: Beurteilung des Kreditausfallrisikos im Firmenkundengeschäft der Banken. In: Zfbf, 50 (1998) 10, S. 877-891.
- Lemke (2004): Lemke, R.: Haftungsausschluss bei Ratingagenturen. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Ratingpraxis, Wiesbaden, 2004, S. 721-733.
- Liebig et al. (2005): Liebig, T./Baritsch, V./Bennett, R. L./Birn, M./Blochwitz, S.: Studies on the Validation of Internal Rating Systems, Basel, 2005.
- Linhart (1959): Linhart, H.: Techniques for Discriminant Analysis with Discrete Variables. In: Metrika, 2 (1959), S. 138-149.
- Lohrbach (1994): Lohrbach, T.: Einsatz von Künstlichen Neuronalen Netzen für ausgewählte betriebswirtschaftliche Aufgabenstellungen und Vergleich mit konventionellen Lösungsverfahren, Göttingen [u.a.], 1994.
- Löwe/Tiebing (2005): Löwe, D./Tiebing, O.: Bonitätsbeurteilung im aufsichtsrechtlichen Kontext. In: Kredit & Rating Praxis, (2005) 5, S. 14-17.
- Machauer (1998): Machauer, A.: Bank Behavior based on Internal Credit Ratings of Borrowers. In: Journal of Banking & Finance, 22 (1998) 10/11, S. 1355-1383.
- Merk/Stäblein (2004): Merkl, M./Stäblein, F.: Konzeption und Umsetzung des internen Ratingansatzes aus Sicht einer Landesbank. In: Hofmann, G. (Hrsg): Basel II und MaK - Regulatorische Vorgaben, bankinterne Verfahren, Bewertungen, 2. Auflage, Frankfurt am Main, 2004, S. 163-180.



- Merton (1973): Merton, R. C.: Theory of Rational Option Pricing. In: The Bell Journal of Economics and Management Science, 4 (1973) 1, S. 141-183.
- Merton (1974): Merton, R. C.: On The Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. In: The Journal of Finance, 29 (1974) 2, S. 449-470.
- Meyer-Parpart (1996): Meyer-Parpart, W.: Ratingkriterien für Unternehmen. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 111-173.
- Millon/Thakor (1985): Millon, M. H./Thakor, A. V.: Moral Hazard and Information Sharing: A Model of Financial Information gathering Agencies. In: The Journal of Finance, 40 (1985) 5, S. 1403-1422.
- Moody's Investors Service (1998): Moody's Investors Service: Industrial Company Rating Methodology, New York, 1998.
- Moody's Investors Service (1999): Moody's Investors Service: Opening The Black Box: The Rating Committee Process at Moody's, New York, 1999.
- Moody's Investors Service (2000): Moody's Investors Service: Opening the Black Box: How Moody's Rates Defense Contractors Worldwide (Special Comment), New York, 2000.
- Munsch (2006): Munsch, M.: Externes Rating - Ratingprozess und Ratingkriterien am Beispiel der Creditreform Rating AG. In: Reichmann, T. P. U. (Hrsg): Rating nach Basel II: Herausforderungen für den Mittelstand, München, 2006, S. 233-254.
- Munsch/Weiß (2002): Munsch, M./Weiß, B.: Externes Rating: Finanzdienstleistung und Entscheidungshilfe, 3. Auflage, Berlin, 2002.
- Müller (1996): Müller, H.: Funktionen des Rating für Banken. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 327-343.
- Müller (1997): Müller, J.: DV-gestützte Systeme zur Kreditwürdigkeitsprüfung bei Kreditversicherungen, Göttingen, 1997.
- Müller (2006): Müller, U.: Rating der National-Bank: Kriterien, Bewertungen und Notenskalen. In: Reichmann, T./Pyszny, U. (Hrsg): Rating nach Basel II: Herausforderungen für den Mittelstand, München, 2006, S. 55-72.
- Müller-Masiá et al. (2005): Müller-Masiá, C./Hahnenstein, L./Holzberger, H./Söhlke, T.: Verwendung von Ratinginformationen in der modernen Banksteuerung. In: Neupel, J./Rudolph, B./Hahnenstein, L. (Hrsg): Sonderheft Zfbf: Aktuelle Entwicklungen im Bankcontrolling: Rating, Gesamtbanksteuerung und Basel II, Düsseldorf [u.a.], 2005, S. 55-95.
- Niehaus (1987): Niehaus, H. J.: Früherkennung von Unternehmenskrisen, Düsseldorf, 1987.
- Norden/Weber (2005): Norden, L./Weber, M.: Möglichkeiten und Grenzen der Bewertung von Rating-systemen durch Markt und Staat. In: Neupel, J./Rudolph, B./Hahnenstein, L. (Hrsg): Sonderheft Zfbf: Aktuelle Entwicklungen im Bankcontrolling: Rating, Gesamtbanksteuerung und Basel II, Düsseldorf [u.a.], 2005, S. 31-54.
- Oehler/Unser (2002): Oehler, A./Unser, M.: Finanzwirtschaftliches Risikomanagement, 2. Auflage, Berlin [u.a.], 2002.
- Oehler/Volmar/Schark (2003): Oehler, C./Volmar, U./Schark, E.: Datenpools für interne Ratings. In: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, 56 (2003) 9, S. 458-463.

- Offerhaus (2004): Offerhaus, J.: Informationsstand und -bedarf zu Ratings - eine empirische Erhebung. In: Achleitner, A./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Ratingpraxis, Wiesbaden, 2004, S. 107-119.
- Ong (2000): Ong, M. K.: Internal Credit Risk Models: Capital Allocation and Performance Measurement, London, 2000.
- Partnoy (2002): Partnoy, F.: The Paradox of Credit Ratings. In: Levich, R. M./Majnoni, G./Reinhart, C. M. (Hrsg): Ratings, Rating Agencies and the Global Financial System, Boston, Mass. [u.a.], 2002, S. 65-95.
- Parzen (1962): Parzen, E.: On Estimation of a Probability Density Function Mode. In: The Annals of Mathematical Statistics, 33 (1962) 3, S. 1065-1076.
- Paul (1996): Paul, W.: Rating als Instrument des Finanzmarketing. In: Büschgen, H. E./Everling Oliver, (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 373-419.
- Peukert/Fleischer (2002): Peukert, T./Fleischer, S.: Rating aus Bankensicht - Entwicklungstendenzen vor dem Hintergrund von Basel II. In: Controller-Magazin, (2002) 6, S. 595-598.
- Pfeiffer (1999): Pfeiffer, T.: Kapitalmarktorientierte Konzepte des Kreditrisikomanagements. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, Stuttgart, 1999, S. 227-242.
- Pinches/Singleton (1978): Pinches, G. E./Singleton, J. C.: The Adjustment of Stock Prices to Bond Rating Changes. In: The Journal of Finance, 33 (1978) 1, S. 29-44.
- Poon (2003): Poon, W. P.: Are Unsolicited Credit Ratings Biased Downward? In: Journal of Banking & Finance, 27 (2003) 4, S. 593-614.
- Poon/Firth (2005): Poon, W. P./Firth, M.: Are Unsolicited Credit Ratings Lower? International Evidence from Bank Ratings. In: Journal of Business Finance & Accounting, 32 (2005) 9, S. 1741-1772.
- Puppe (1991): Puppe, F.: Einführung in Expertensysteme, 2. Auflage, Berlin [u.a.], 1991.
- Rehnert (1999): Rehnert, H.: Kreditrisikocontrolling in Sparkassen - Mosaikstein der Gesamtbanksteuerung. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, Stuttgart, 1999, S. 385-422.
- Rolfes/Emse (2000): Rolfes, B./Emse, C.: Rating-basierte Ansätze zur Bemessung der Eigenkapitalunterlegung von Kreditrisiken (Working Paper), Duisburg, 2000, <http://www.ecfs.de/pdf/FolntRat.pdf>.
- Romer/McCambley (2003): Romer, M./McCambley, M. S.: Internal Rating Systems and Collateralised Loan Obligations. In: Ong, M. K. (Hrsg): Credit Ratings - Methodologies, Rationale and Default Risk, London, 2003, S. 472-477.
- Rosenblatt (1956): Rosenblatt, M.: Remarks on some Nonparametric Estimates of a Density Function. In: The Annals of Mathematical Statistics, 27 (1956) 3, S. 832-837.
- Rösch (2001): Rösch, D.: Informationsgehalt des Ratings und Ausfallraten im Konjunkturzyklus (Working Paper), Regensburg, 2001.
- Rösch (2005): Rösch, D.: An Empirical Comparison of Default Risk Forecasts from Alternative Credit Rating Philosophies. In: International Journal of Forecasting, 21 (2005) 1, S. 37-51.

- Schierenbeck (2003): Schierenbeck, H.: Ertragsorientiertes Bankmanagement - Band 1: Grundlagen, Marktzinismethode und Rentabilitäts-Controlling, 8. Auflage, Wiesbaden, 2003.
- Schlüter (2005): Schlüter, B.: Empirische Analyse der Bedeutung interner Informationen von Kreditinstituten für die Bonitätsprüfung, Aachen, 2005.
- Schmid (2004): Schmid, B.: Credit Risk Pricing Models: Theory and Practice, 2nd Edition, Berlin [u.a.], 2004.
- Schnabel (1996): Schnabel, H.: Die Funktion des Rating für deutsche Industrieunternehmen als Emittenten. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 305-325.
- Schuermann (2004): Schuermann, T.: What Do We Know About Loss-Given-Default? (Working Paper), New York, 2004, [http://www.newyorkfed.org/research/economists/schuermann/Schuermann\\_LGD\\_what\\_do\\_we\\_know1\\_1.pdf](http://www.newyorkfed.org/research/economists/schuermann/Schuermann_LGD_what_do_we_know1_1.pdf).
- Schulte/Horsch (2002): Schulte, M./Horsch, A.: Wertorientierte Banksteuerung II: Risikomanagement, Frankfurt am Main, 2002.
- Schumann (1991): Schumann, M.: Neuronale Netze zur Entscheidungsunterstützung in der Betriebswirtschaft. In: Biethahn, J./Bloech, J./Bogaschewsky, R./Hoppe, U. (Hrsg): Wissensbasierte Systeme in der Wirtschaft 1991: Anwendungen und Tools, Wiesbaden, 1991, S. 23-50.
- Schwaiger/Thym (1999): Schwaiger, W. S. A./Thym, C.: Arbitragefreie Bewertung von ausfallgefährdeten Anleihen (Krediten) und Kreditderivaten. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, Stuttgart, 1999, S. 243-266.
- Schäfer (2002): Schäfer, R.: Länderrating im Firmenkundengeschäft. In: Juncker, K./Priewasser, E. (Hrsg): Handbuch Firmenkundengeschäft: Technologie, Rating und Risikosteuerung als Kernkompetenz der Banken, Frankfurt am Main, 2002, S. 321-333.
- Schüler (2002): Schüler, T.: Rating und Kreditvergabe an mittelständische Unternehmen, Lohmar [u.a.], 2002.
- Smith/Walter (2002): Smith, R. C./Walter, I.: Rating Agencies: Is there an Agency Issue? In: Levich, R. M./Majnoni, G./Reinhart, C. M. (Hrsg): Ratings, Rating Agencies and the Global Financial System, Boston, Mass. [u.a.], 2002, S. 289-318.
- Sobehart et al. (2000): Sobehart, J. R./Stein, R. M./Mikityanskaya, V./Li, L.: Moody's Public Firm Risk Model: A Hybrid Approach to Modeling Short Term Default Risk (Working Paper), New York, 2000.
- Sobehart/Keenan (2001): Sobehart, J./Keenan, S.: Measuring Default Accurately. In: Risk, (2001) S. 2001.
- Sobehart/Keenan/Stein (2000): Sobehart, J. R./Keenan, S./Stein, R.: Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology (Working Paper), New York, 2000, <http://www.moodysqra.com/us/research/crm/53621.pdf>.
- Sobehart/Keenan/Stein (2003): Sobehart, J. R./Keenan, S. C./Stein, R.: Complexities and Validation of Default Risk Models. In: Gaeta, G. (Hrsg): Frontiers in Credit Risk: Concepts and Techniques for Applied Credit Risk Measurement, Singapore [u.a.], 2003, S. 179-211.
- Standard & Poor's (2006): Standard & Poor's: Corporate Ratings Criteria, New York, 2006.

- Steiner (1992): Steiner, M.: Rating: Risikobeurteilung von Emittenten durch Rating-Agenturen. In: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 21 (1992) 10, S. 509-515.
- Steiner/Henke (1996): Steiner, M./Henke, V. G.: Rating aus Sicht der modernen Finanzierungstheorie. In: Büschgen, H. E./Everling, O. (Hrsg): Handbuch Rating, Wiesbaden, 1996, S. 579-628.
- Steiner/Starbatty (2003): Steiner, M./Starbatty, N.: Basel II und die Bedeutung von Ratings. In: Zeitschrift Führung + Organisation, 72 (2003) 1, S. 20-26.
- Taylor (2003): Taylor, J.: Risk-Grading Philosophy: Through the Cycle versus Point in Time. In: RMA - The Risk Management Association Philadelphia, 86 (2003) 3, S. 32-39.
- Thonabauer/Nösslinger (2004): Thonabauer, G./Nösslinger, B.: Ratingmodelle und -validierung (Working Paper), Wien, 2004, [http://www.oenb.at/de/img/ratingmodelle\\_tcm14-16319.pdf](http://www.oenb.at/de/img/ratingmodelle_tcm14-16319.pdf).
- Treacy/Carey (1998): Treacy, W. F./Carey, M. S.: Credit Risk Rating at large U.S. Banks. In: Federal Reserve Bulletin, 84 (1998) 11, S. 897-921.
- Treacy/Carey (2000): Treacy, W./Carey, M.: Credit Risk Rating Systems at large US Banks. In: Journal of Banking & Finance, 24 (2000) 1, S. 167-202.
- Unal/Madan/Güntay (2003): Unal, H./Madan, D. B./Güntay, L.: Pricing the Risk of Recovery in Default with Absolute Priority Rule Violation. In: Journal of Banking & Finance, 27 (2003) 6, S. 1001-1025.
- Uthoff (1997): Uthoff, C.: Erfolgsoptimale Kreditwürdigkeitsprüfung auf der Basis von Jahresabschlüssen und Wirtschaftsauskünften mit Künstlichen Neuronalen Netzen, Stuttgart, 1997.
- Varnholt (1997): Varnholt, B.: Modernes Kreditrisikomanagement, Zürich, 1997.
- Vazza/Aurora/Schneck (2005a): Vazza, D./Aurora, D./Schneck, R.: Standard & Poor's Quarterly Default Update & Rating Transitions (Working Paper), New York, 2005.
- Vazza/Aurora/Schneck (2005b): Vazza, D./Aurora, D./Schneck, R.: Standard & Poor's Annual Global Corporate Default Study: Corporate Defaults Poised to Rise in 2005 (Working Paper), New York, 2005.
- Vazza/Aurora/Schneck (2006): Vazza, D./Aurora, D./Schneck, R.: Standard & Poor's Annual 2005 Global Corporate Default Study and Rating Transitions, New York, 2006.
- Wahrenburg (2005): Wahrenburg, M.: Pooling von internen Ratingdaten - Anwendungen und Perspektiven. In: Neupel, J./Rudolph, B./Hahnenstein, L. (Hrsg): Sonderheft Zfbf: Aktuelle Entwicklungen im Bankcontrolling: Rating, Gesamtbanksteuerung und Basel II, Düsseldorf [u.a.], 2005, S. 97-117.
- Weber/Krahn/Voßmann (1999): Weber, M./Krahn, J. P./Voßmann, F.: Risikomessung im Kreditgeschäft: eine empirische Analyse bankinterner Ratingverfahren. In: Gebhardt, G./Pellens, B. (Hrsg): Zfbf Sonderheft Nr. 41: Rechnungswesen und Kapitalmarkt, Düsseldorf [u.a.], 1999, S. 117-142.
- Weber/Krahn/Weber (1995): Weber, M./Krahn, J. P./Weber, A.: Scoring-Verfahren - häufige Anwendungsfehler und ihre Vermeidung. In: Der Betrieb, 48 (1995) 33, S. 1621-1626.

- Wehrspohn (2005a): Wehrspohn, U.: Marktdatenbasierte Verfahren zur Bestimmung von Ausfallwahrscheinlichkeiten. In: Romeike, F. (Hrsg): Modernes Risikomanagement - Die Markt-, Kredit- und operationellen Risiken zukunftsorientiert steuern, Weinheim, 2005, S. 99-118.
- Wehrspohn (2005b): Wehrspohn, U.: Das kanonische Verfahren zur Bestimmung von Ausfallwahrscheinlichkeiten. In: Romeike, F. (Hrsg): Modernes Risikomanagement: Die Markt-, Kredit- und operationellen Risiken zukunftsorientiert steuern, Weinheim, 2005, S. 85-98.
- Wei (2003): Wei, J. Z.: A Multi-Factor, Credit Migration Model for Sovereign and Corporate Debts. In: Journal of International Money and Finance, 22 (2003) 5, S. 709-736.
- White (2002): White, L. J.: The Credit Rating Industry: An Industrial Organization Analysis. In: Levich, R. M./Majnoni, G./Reinhart, C. M. (Hrsg): Ratings, Rating Agencies and the Global Financial System, Boston, Mass. [u.a.], 2002, S. 41-63.
- Wieben (2004): Wieben, H.: Credit Rating und Risikomanagement: Vergleich und Weiterentwicklung der Analysekonzepte, Wiesbaden, 2004.
- Wiedemann (2004): Wiedemann, A.: Risikotriade: Zins-, Kredit- und operationelle Risiken, Frankfurt am Main, 2004.
- Wiedemeier (2001): Wiedemeier, I.: Marktdeduzierte Verfahren zur Integration von Kreditrisiken in die Unternehmenssteuerung. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Gesamtbanksteuerung: Integration von Markt-, Kredit- und operationalen Risiken, Stuttgart, 2001, S. 335-362.
- Wohlert (1999): Wohlert, D.: Die Benchmark zur Messung von Kreditrisiken: JP Morgans CreditMetrics. In: Eller, R./Gruber, W./Reif, M. (Hrsg): Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, Stuttgart, 1999, S. 337-358.
- del Mestre (2001): del Mestre, G.: Rating-Leitfaden für Kreditinstitute und Unternehmen, Köln, 2001.
- van Aubel (2000): van Aubel, P.: Anleiherating und Bonitätsrisiko: eine empirische Untersuchung der Renditespreads am deutschen Markt, 2000.