

Veröffentlicht in

Prüfung des Kreditgeschäfts durch die Interne Revision

(Hrsg. Axel Becker, Arno Kastner)

2007

“Ansatzpunkte für die betriebswirtschaftliche Prüfung und
Verbesserung von Ratingsystemen“

S. 179-217

Mit freundlicher Genehmigung des
Sparkassen Verlag, Stuttgart

(www.sparkassenverlag.de)

AXEL BECKER / ARNO KASTNER Hrsg.

Prüfung des Kreditgeschäfts durch die Interne Revision

Systemprüfungen – Internes Kontrollsystem –
Kreditrisikosteuerung – Spezielle Geschäftsbereiche



Betrieb

Revision

Deutscher Sparkassenverlag



Von Dr. Martin Bemmann und Dr. Werner Gleißner¹

Ansatzpunkte für die betriebswirtschaftliche Prüfung und Verbesserung von Ratingsystemen

1	Einleitung	181
2	Insolvenzprognoseverfahren	183
2.1	Übersicht Insolvenzprognoseverfahren	183
2.2	Empirisch-statistische Insolvenzprognoseverfahren	185
2.2.1	Beschreibung empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren	185
2.2.2	Kennzahlenauswahl im Rahmen empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren	185
2.2.2.1	Prognosefähigkeit und Qualität empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren	188
2.2.2.2	Erklärungsfähigkeit empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren	189
2.2.2.3	Ableitung von Handlungsempfehlungen mittels empirisch- statistischer Insolvenzprognoseverfahren	190
2.2.3	Zum Einsatz und zur Qualität von empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren in Wissenschaft und Praxis	192
3	Datenquellen für die Parametrisierung von Insolvenzprognoseverfahren	194
3.1	Klassifikation von Datenquellen für die Insolvenzprognose von Unternehmen	194
3.2	Harte quantitative Daten	196
3.2.1	Beispiele für harte quantitative Daten	196
3.2.2	Kritik an der Verwendung von Jahresabschlussdaten für die Insolvenzprognose	196

1 Dr. Werner Gleißner ist Vorstand der FutureValue Group AG sowie Geschäftsführer der RMCE RiskCon GmbH. Seine Beratungsschwerpunkte liegen im Bereich Risikomanagement, Rating und Strategieentwicklung sowie der Weiterentwicklung von Methoden der Risikoaggregation und der wertorientierten Unternehmenssteuerung. Er nimmt Lehraufträge an der TU Dresden, der Universität Hohenheim und Stuttgart sowie der European Business School wahr. Dr. Werner Gleißner ist Autor zahlreicher Fachbücher und Artikel sowie Herausgeber der Loseblattsammlung »Risikomanagement im Unternehmen«. Seine Forschungsschwerpunkte sind Bewertungs- und Entscheidungsverfahren bei Unsicherheit und unvollkommenen Kapitalmärkten.

Dr. Martin Bemmann ist Mitarbeiter bei der HypoVereinsbank und ehemaliger Mitarbeiter der FutureValue Group AG. Zu seinem Aufgabengebiet gehören die Entwicklung und die Validierung von Ratingverfahren. Er promovierte an der Technischen Universität Dresden zu dem Thema »Entwicklung und Validierung eines stochastischen Simulationsmodells für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen«.

3.3	Harte qualitative Daten	198
3.4	Weiche quantitative Daten	199
3.5	Weiche qualitative Daten	199
4	Beurteilung einzelner Ratings: Rating-Evidenz und strukturelle Modelle	200
4.1	Problemstellung	200
4.2	Beurteilung einzelner Ratings vs. Beurteilung von Ratingsystemen	201
4.3	Schwächen empirisch-statistischer Verfahren und Repräsentativitätshypothese	202
4.4	Strukturelle Modelle und stochastische Ratingprognosen	205
5	Strukturelle (simulationsbasierte) Ratingverfahren zur Verbesserung der Ratingevidenz	210
6	Fazit	212
	Literaturverzeichnis	213

1 Einleitung

Aus Bankensicht sind trennscharfe Insolvenzprognosen eine wesentliche Voraussetzung, um eine risikogerechte Preissetzung und Ausgestaltung nicht-finanzieller Kreditkonditionen (Limite, geforderte Sicherheiten) umsetzen zu können, Kreditprozesse kostengünstig zu gestalten (durch die Identifikation kritischer Fälle, die einer aufwendigeren Betreuung durch Kreditexperten bedürfen), die eigene Liquidität durch die Schaffung von Verbriefungsmöglichkeiten zu erhöhen sowie um den ökonomischen bzw. aufsichtsrechtlichen Eigenkapitalbedarf zu ermitteln und zu steuern.¹ Ferner stellt die Verfügbarkeit leistungsfähiger Insolvenzprognoseverfahren eine notwendige Voraussetzung dafür dar, um mittels risikoadäquater Kreditkonditionen Kreditnehmer zu einem anreizkompatiblen, risikobewussten Verhalten zu motivieren.² Die Qualität der Ratingeinschätzung durch ein Kreditinstitut ist somit für dessen zukünftige Ertragsentwicklung und seine Wettbewerbsfähigkeit von entscheidender Bedeutung.

Das Rating als Symbol für die geschätzte Ausfall- bzw. Insolvenzwahrscheinlichkeit eines Unternehmens lässt sich theoretisch in Abhängigkeit des zukünftig erwarteten Ertragsniveaus, der Risiken und der Risikotragfähigkeit ermitteln.³

In diesem Beitrag werden verschiedene Ansatzpunkte für die Beurteilung und Möglichkeiten für die Verbesserung der Qualität von Ratingverfahren vorgestellt. Die Qualität von Ratings wird dabei primär anhand von betriebswirtschaftlichen Kriterien bewertet. Aufsichtsrechtliche Anforderungen werden nur am Rande behandelt. Der Beitrag befasst sich dabei explizit auch mit den Möglichkeiten der Beurteilung eines einzelnen Ratings – in Abgrenzung zur Beurteilung eines Rating- bzw. Insolvenzprognoseverfahrens.

In der Diskussion zur Qualität von Ratings wird bisher meist nur die Qualität eines gesamten Ratingsystems betrachtet, wobei diese mit statistischen Verfahren untersucht wird und Messkonzepte wie Trennschärfe, Kalibrierung oder zeitliche Stabilität im Mittelpunkt stehen.

Dabei lassen sich drei grundlegende **Ansätze zur Beurteilung** der Eigenschaften von Ratingsystemen unterscheiden⁴:

1. **Methodische Bewertung:** Zielsetzung ist die Beurteilung der Verfahrensgüte durch den Vergleich der Prognosen des Ratingverfahrens mit tatsächlichen Ausfallrealisierungen hinsichtlich von Kriterien wie Kalibrierung, Trennschärfe und zeitlicher Stabilität. Kalibrierung und Trennschärfe messen

1 Zur Relevanz und zu den Anwendungsmöglichkeiten von Insolvenzprognosen aus Bankensicht siehe English, Nelson (1998, S.11 f.); Treacy, Carey (2000, S.897); Basler Ausschuss (2000 a, S.33); Escott, Glormann, Kocagil (2001, S.3) und Scheule (2003, S.96 ff.).

2 Siehe Basler Ausschuss (2004, § 4); OeNB (2004 b, S.33).

3 Siehe Gleißner (2002).

4 Siehe Norden, Weber (2005).

dabei den Grad der Übereinstimmung zwischen den Prognosen eines Rating-systems und den tatsächlichen Ausfallrealisationen. Die Stabilität gibt an, ob der unterstellte Zusammenhang zwischen den betrachteten Ratingkriterien und den Ausfallrealisationen im Zeitablauf konstant bleibt.

2. **Bewertung durch den Markt:** Hier werden die Konsequenzen von Ratings und Ratingveränderungen auf die Marktpreise kreditrisikosensitiver Anlagen, beispielsweise Anleihen oder anleihenbezogene Derivate, gemessen und so der (zusätzliche) Informationsgehalt von Ratings ermittelt.¹
3. **Aufsichtsrechtliche Bewertung:** Hier wird durch staatlich legitimierte Stellen (z. B. durch die BaFin oder die Deutsche Bundesbank) geprüft, wie gut die qualitativen und quantitativen Anforderungen an Ratingsysteme erfüllt werden, wie sie beispielsweise durch Basel II oder MaRisk gestellt werden. Diese Betrachtungsweise ist auch für die Interne Revision in den Kreditinstituten relevant.

Bezüglich allgemeiner **Untersuchungen zur Qualität von Ratingsystemen** soll hier nur ein knapper Überblick geboten werden. So zeigten empirische Untersuchungen, dass die Ratingsysteme großer deutscher Banken bisher die Anforderung an Informationseffizienz nicht erfüllten.² Die vorliegenden empirischen Untersuchungen deuten zudem darauf hin, dass Ratings, die quantitative und qualitative Informationen kombinieren, präzisere Ausfallprognosen liefern als rein finanzwirtschaftliche Ratings.³

Nach einer Übersicht zu verschiedenen Methoden der Insolvenzprognose werden die in der Bankenpraxis besonders wichtigen empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren in *Abschnitt 2* dieses Beitrags vorgestellt, wobei in *Abschnitt 3* auf mögliche Datenquellen für die Parametrisierung dieser Verfahren eingegangen wird.

Aus der Qualität eines Ratingsystems kann man jedoch im Allgemeinen nicht auf die Qualität eines konkreten einzelnen Ratings schließen, das einer anstehenden Kreditentscheidung durch einen Firmenkundenbetreuer zugrunde liegt. Die Qualität eines Ratingsystems sagt nur etwas darüber aus, wie gut die Ergebnisse des Ratingverfahrens im Durchschnitt sind. Die Qualität eines einzelnen Ratings kann hiervon abweichen. Liegen ausreichend Informationen über den konkreten »Ratingfall« vor, kann die Qualität des entsprechenden Ratings – die sog. »Ratingevidenz« – eingeschätzt werden.⁴

Ansatzpunkte für die Beurteilung der Qualität von Einzelratings werden in *Abschnitt 4* vorgestellt. In *Abschnitt 5* werden schließlich Handlungsmöglich-

keiten aufgezeigt, die zur Verfügung stehen, wenn die bisher vorliegende Qualität eines Ratings als verbesserungswürdig eingeschätzt wird. Besondere Relevanz zur Verbesserung der Ratingqualität in einer derartigen Situation hat die ergänzende Anwendung von Verfahren einer unternehmensspezifischen stochastischen Ratingprognose.¹

2 Insolvenzprognoseverfahren

2.1 Übersicht Insolvenzprognoseverfahren

Der aktuelle Stand der Wissenschaft in der Insolvenzprognoseforschung ist durch eine außerordentliche Methodenvielfalt geprägt. Ein Grund für diese Vielfalt dürfte darin begründet liegen, dass derzeit kein allgemein akzeptiertes, umfassendes theoretisches Fundament zur Erklärung von Unternehmensinsolvenzen verfügbar ist.² Ursächlich für die Vielfalt an Insolvenzprognosetechniken dürfte auch sein, dass im Vorhinein keines der zahlreichen Verfahren, die sich häufig bereits in anderen Kontexten als der Insolvenzprognose bewährt haben, als definitiv ungeeignet oder unterlegen verworfen werden kann. Aber auch im Nachhinein, d. h. nach Durchführung vieler unabhängiger Validierungsstudien, lassen sich nur wenige Verfahren als ungeeignet verwerfen, da deren Prognosequalitäten kaum Unterschiede aufweisen. Ferner kann – je nach prinzipieller Verfügbarkeit bzw. den jeweils akzeptierten Kosten der Informationserhebung – eine Vielzahl unterschiedlicher Datenquellen und Datenarten für die Zwecke der Insolvenzprognose herangezogen werden (siehe hierzu *Abschnitt 3.1*), deren Aggregation z. T. unterschiedliche Verfahren bedingen bzw. aus statistisch-technischen Gründen als zweckmäßig erscheinen lassen.³

Einen ersten Überblick über die Vielzahl der in Wissenschaft und Praxis verwendeten Insolvenzprognoseverfahren vermittelt die nachfolgende *Abbildung 21*.

1 Empirische Untersuchungen zeigen jedoch, dass die Zinsspreads von Anleihen nur zu einem kleinen Anteil durch die Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmt werden (vgl. Elton et al. [2001, S. 249 und S. 273]) und die (ausbleibenden) Reaktionen auf Ratingänderungen lassen nicht auf einen Informationsvorsprung der Ratingagenturen gegenüber anderen Kapitalmarktteilnehmern schließen.

2 Siehe Weber, Krahn, Voßmann (1999, S. 117–142).

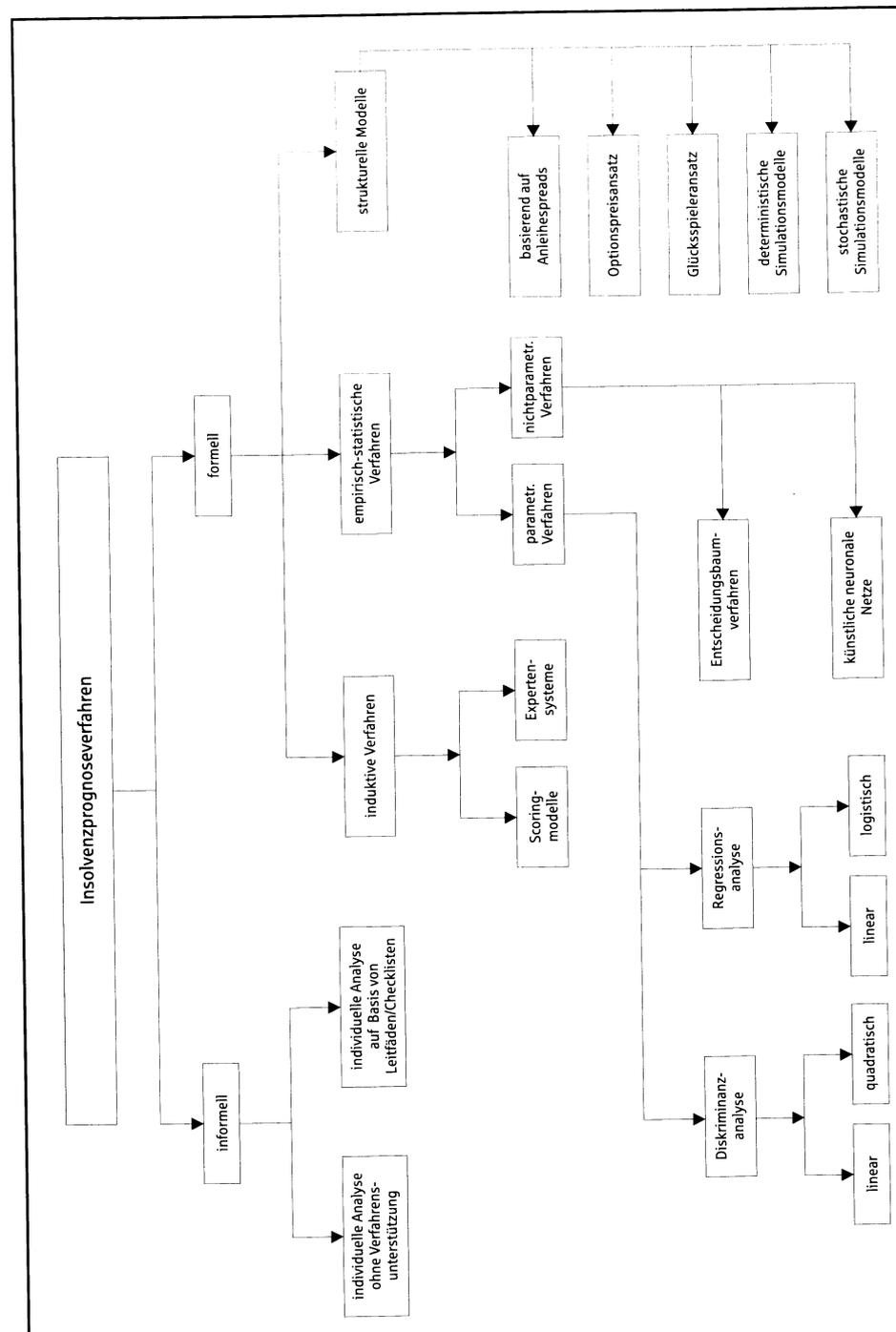
3 Siehe Grunert, Norden, Weber (2005, S. 509–531) und Lehmann (2003).

4 Siehe Everling, Gleißner (2004).

1 Siehe Gleißner, Leibbrand (2004), Blum, Gleißner, Leibbrand (2005) sowie Bemann, Gleißner, Leibbrand (2006).

2 Siehe Altman, Saunders (1998, S. 1724); Basler Ausschuss (2000b, S. 109ff.), Günther, Hübl, Niepel (2000, S. 347) oder Keasey, Watson (1991, S. 90).

3 Siehe Frydman, Altman, Kao (1985, S. 270).

Abb. 21 Übersicht der Insolvenzprognoseverfahren, Quelle: eigene Darstellung¹

2.2 Empirisch-statistische Insolvenzprognoseverfahren

2.2.1 Beschreibung empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren

Empirisch-statistische Insolvenzprognoseverfahren versuchen auf Basis der zu einem bestimmten Zeitpunkt zur Verfügung stehenden Informationen, die späteren Ausfälle von Unternehmen zu erklären. Im Gegensatz zu induktiven Verfahren bestehen diese »Erklärungen« jedoch nicht aus tatsächlichen oder vermuteten plausiblen Ursache-Wirkungs-Beziehungen. Die Erklärungen empirisch-statistischer Modelle bestehen vielmehr aus der (möglichst guten) Reproduktion von Ausfallbeobachtungen auf Basis der Inputdaten, typischerweise Finanzkennzahlen. Je nach Modelltyp werden dabei unterschiedliche statistische Funktionen unterstellt und Verfahren zur Parametrisierung verwendet.

Empirisch-statistische Verfahren lassen sich nach parametrischen und nichtparametrischen Ansätzen unterscheiden. **Parametrische Verfahren** unterstellen auf Basis zahlreicher technischer Annahmen, beispielsweise bezüglich der Verteilung der Modellfehler oder der Kovarianzen der erklärenden Variablen, einen bestimmten funktionalen Zusammenhang zwischen den erklärenden und der erklärten Variable. Die Parameter werden durch formal lösbare Optimierungsverfahren bestimmt und sind i.d.R. auch betriebswirtschaftlich gut zu interpretieren. Die wichtigsten Vertreter parametrischer empirisch-statistischer Verfahren sind die lineare Diskriminanzanalyse sowie die logistische Regressionsanalyse.¹

Ziel der **nichtparametrischen Verfahren** ist es hingegen, durch Anwendung numerischer Verfahren den Zusammenhang zwischen den erklärenden und der erklärten Variable möglichst gut zu reproduzieren, ohne dabei einen konkreten funktionalen Zusammenhang zu unterstellen. Die Anzahl der Parameter von »nichtparametrischen« Modellen ist häufig flexibel und die Parameter sind im Allgemeinen inhaltlich nicht interpretierbar.² Die wichtigsten Vertreter nichtparametrischer empirisch-statistischer Verfahren sind künstliche neuronale Netze und Entscheidungsbaumverfahren.³

2.2.2 Kennzahlenauswahl im Rahmen empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren

Im Gegensatz zur Anwendung empirisch-statistischer Modelle ist deren Erstellung – und dabei insbesondere die Auswahl der verwendeten Kennzahlen – intransparent und subjektiv. Ein **heuristisches Kennzahlenauswahlverfahren**

1 Quelle: Bemann (2007, S.6). Für ähnliche Übersichten siehe Günther, Grüning (2000, S.40) und OeNB (2004a, S.32).

1 Zum erstmaligen Einsatz dieser beiden Verfahren für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen siehe Altman (1968) und Martin (1977).
2 Siehe Yatchew (1998) für eine Einführung in das Konzept nichtparametrischer Verfahren.
3 Siehe Erxleben et al. (1992) und Frydman, Altman, Kao (1985).

ren ist das der »schrittweisen Rückwärtsauslese« (stepwise backward selection).¹ Ausgehend von einer kleinen, subjektiv festgelegten Grundgesamtheit an Kennzahlen,^{2,3} werden zunächst alle Kennzahlen in das Modell einbezogen und die jeweiligen Parameter geschätzt. Anschließend wird diejenige Kennzahl aus der Liste der betrachteten Variablen gelöscht, deren Signifikanzniveau am niedrigsten ist – und unter einem zu spezifizierenden Schwellenwert liegt. Der Ausleseprozess wird beendet, sobald in einem Schritt keine Variable mehr ausgeschlossen wird. Zahlreiche Adaptionen des Ausleseprozesses sind denkbar, so könnte der Ausleseprozess auch vorwärtsgerichtet ablaufen.⁴

Ebenso lassen sich, in loser Analogie zu den Prozessen der natürlichen Selektion, sog. »Genetische Algorithmen« für die Auswahl der einzubeziehenden Kennzahlen heranziehen.

Letztlich darf aber die mangelnde inhaltlich-theoretische Fundierung der automatischen Selektionsverfahren nicht übersehen werden, die überdies zahlreiche Ansatzpunkte für subjektive Eingriffe bieten. Aufgrund der (starken) Multikollinearität⁵ von Finanzkennzahlen sind die ausschließlich mittels automatischer Verfahren erreichbaren Ergebnisse i. d. R. schlecht, was die Plausibilität der Parameter und die erzielte Schätzgüte auf Basis von Validierungsdaten betrifft.⁶

Um die Nachteile automatisierter Kennzahlenauswahlverfahren zu vermeiden, lassen sich im Rahmen empirisch-statistischer Verfahren folgende **Prinzipien individueller Eingriffe** in die Kennzahlenauswahl identifizieren:

- Es werden Kennzahlen, gestützt auf »individuelle Erfahrungen« oder aufgrund ihrer Verwendungshäufigkeit in der Insolvenzprognoseliteratur, ausgewählt.⁷
- Es werden nur »gut zu interpretierende« Kennzahlen ausgewählt, bei denen sich plausible Hypothesen über den univariaten Zusammenhang mit der Ausfallwahrscheinlichkeit angeben lassen (Hypothesenverfügbarkeit) ...⁸
- ... die sich sowohl im univariaten Kontext (was allerdings keine große Hürde

1 Explizit erwähnt wird die Verwendung von »schrittweisen Regressionsverfahren« beispielsweise bei Escott, Glormann, Kocagil (2001, S. 9), Frerichs, Wahrenburg (2003, S. 11), Hayden (2003, S. 24), Fons, Viswanathan (2004, S. 5) und Hartmann-Wendels et al. (2005, S. 13 f.).

2 Fritz, Hosemann (2000) schränken die Vorauswahl à priori auf 98 Kennzahlen ein, Escott, Glormann, Kocagil (2001 a, S. 9) auf »mehr als 200«, Frerichs, Wahrenburg (2003) auf 49, Hayden (2003) auf 65, Fons, Viswanathan (2004, S. 5) auf 43 und Hartmann-Wendels et al. (2005, S. 9) auf 90.

3 Siehe Dimitras, Zanakis, Zopounidis (1996, S. 496 ff.) für eine Übersicht der Verwendungshäufigkeit von insgesamt 35 Kennzahlen, die bei den 59 untersuchten Ratingmodellen (aus 47 Studien) verwendet wurden.

4 Siehe beispielsweise Gujarati (1999, S. 417).

5 Für Teststatistiken zur Ermittlung des Ausmaßes und der Signifikanz von Multikollinearität siehe Gujarati (1999, S. 324 ff.).

6 Siehe hierzu Balcaen, Ooghe (2004, S. 13 und die dort zitierte Literatur).

7 Siehe Fons, Viswanathan (2004, S. 5); Ohlson (1980, S. 118); Altman, Rijken (2004, S. 2687).

8 Siehe Falkenstein, Boral, Kocagil (2000, S. 13).

ist)¹ als auch im multivariaten Kontext bestätigen lassen müssen (Hypothesenkonformität)². Entspricht bei Verwendung einfacher parametrischer Verfahren³ das Koeffizientenvorzeichen einer Variable nicht der à priori aufgestellten Hypothese, wird auf die Verwendung dieser Variable (bzw. Variablenkombination) verzichtet.

- Es werden Kennzahlen mit möglichst großer univariater Trennfähigkeit und Kennzahlenkombinationen mit möglichst großer multivariater Trennfähigkeit gewählt.⁴
- Aus Gründen »ökonometrischer Sparsamkeit«, insbesondere zur Vermeidung von »überangepassten Modellen« (overfitting), werden Modelle mit möglichst *wenigen* Kennzahlen angestrebt.⁵ Empirische Untersuchungen legen dabei nahe, dass die Verwendung von mehr als zwei bis drei Kennzahlen (!) im Rahmen empirisch-statistischer Verfahren die Schätzgüte der Modelle nicht weiter verbessert,⁶ was jedoch speziell in der Bankenpraxis kaum Beachtung findet.⁷
- Es werden Kennzahlen mit geringer paarweiser Korrelation bzw. Kennzahlenkombinationen mit einem geringen Grad an Multikollinearität⁸ gewählt, was durch die Vermeidung der Verwendung von definitiv eng verwandten Kennzahlen bzw. durch die Abdeckung unterschiedlicher »Kennzahlengruppen« sichergestellt werden soll.⁹ Diese Segmentierung wird in der Literatur jedoch nicht einheitlich gehandhabt.¹⁰ Praktisch immer werden zumindest die Gruppen Profitabilität, Kapitalstruktur, Liquidität und Kapi-

1 In einer umfassenden Untersuchung von Kennzahlen, die in der Insolvenzprognoseliteratur verwendet wurden, konnten für alle 59 Kennzahlen, für die sich Hypothesen über das Vorzeichen des univariaten Zusammenhangs zur Ausfallwahrscheinlichkeit finden ließen, die entsprechenden Hypothesen auch bestätigt (bzw. nicht abgelehnt) werden, siehe Hayden (2002, S. 36). In einer anderen Studie wiesen 209 der 259 (!) untersuchten Kennzahlen den erwarteten univariaten Zusammenhang mit der Ausfallwahrscheinlichkeit auf, siehe Baetge, Dossmann, Kruse (2000, S. 191).

2 Siehe beispielsweise Escott, Glormann, Kocagil (2001 b, S. 8); Falkenstein, Boral, Kocagil (2000, S. 13); Kocagil et al. (2003, S. 9).

3 Die Koeffizienten nichtparametrischer empirisch-statistischer Verfahren lassen sich hingegen nicht sinnvoll interpretieren, sodass ihre Analyse keine Anhaltspunkte zur Beurteilung der »Plausibilität« des Modells liefern kann.

4 Siehe OeNB (2004 c, S. 22 f.).

5 Siehe Escott, Glormann, Kocagil (2001 a, S. 9) und Dwyer, Kocagil, Stein (2004, S. 12).

6 Gemünden (2000, S. 145 f.): »Beschränkt man sich auf die deutschen diskriminanzanalytischen Untersuchungen, so zeigt sich vor allem bei den großzahligen und methodisch anspruchsvollen Untersuchungen, dass die ermittelte Diskriminanzfunktion in aller Regel nur drei Kennzahlen aufweist.« Analog Küting, Weber (2004, S. 361 und die dort zitierte Literatur), siehe auch Hauschildt (2000, S. 121).

7 Nach Günther, Grüning (2000, S. 47) enthielten die Diskriminanzfunktionen deutscher Banken 1 bis 38 Kennzahlen (!) und im Durchschnitt 12,6 (ohne Einbeziehung der zahlreichen Sparkassen im Sample: 8,0).

8 OeNB (2004 a, S. 83, S. 85).

9 Siehe beispielsweise Fritz, Hosemann (2000, S. 13); Falkenstein, Boral, Kocagil (2000, S. 13); Carey, Hrycay (2001, S. 214 f.).

10 Beispielsweise unterscheiden Härdle, Moro, Schäfer (2004, S. 19) vier verschiedene Kennzahlengruppen, Escott, Glormann, Kocagil (2001 b, S. 22) und Falkenstein, Boral, Kocagil (2000, S. 5) hingegen sechs, Küting, Weber (2004, S. 363 f.) sieben, Hayden (2002, S. 26) zehn und Günther, Grüning (2000, S. 46) sogar 13 (6).

talumschlag unterschieden (wenn auch unter uneinheitlichen Bezeichnungen).^{1,2} Die Relevanz der Kennzahlen der einzelnen Bereiche variiert von Studie zu Studie.^{3,4,5}

Statt einer mehr oder weniger theoriegeleiteten A-priori-Gruppenbildung können auch statistische Segmentierungsverfahren verwendet werden.⁶

Neben dem Versuch, Überanpassungen (overfitting) der Modelle an stichprobenspezifische Besonderheiten zu verhindern⁷, besteht die wesentliche Motivation für derartige individuelle Eingriffe in die Kennzahlenauswahl darin, *unplausible Vorzeichen* der Modellparameter zu verhindern, weil dies der Akzeptanz durch die Modellnutzer abträglich sei.⁸

Es ist davon auszugehen, dass das technische Potenzial der empirisch-statistischen Ansätze mittlerweile ausgeschöpft ist. Durch die Entwicklung immer neuer derartiger Modelle ist vermutlich keine wesentliche Verbesserung der Insolvenzprognosegüte zu erreichen. Ebenso sind keine Fortschritte zu erwarten bezüglich der Fähigkeiten dieser Modelle, Insolvenzen theoretisch zu erklären oder Handlungsanweisungen zur Beeinflussung der individuellen Insolvenzwahrscheinlichkeit fundieren zu können.

2.2.2.1 Prognosefähigkeit und Qualität empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren

Unstrittig ist, dass mit empirisch-statistischer Modelle Insolvenzen mit einer hohen Treffsicherheit prognostiziert werden können.⁹ Wurden die Modelle kalibriert und liegen die benötigten Inputdaten vor, kann die Abgabe der

- 1 Diese vier Gruppen wurden in allen sechs oben aufgeführten Studien genannt (siehe die vorherige Fußnote).
- 2 Siehe Carey, Hrycay (2001, S. 215) und Gemünden (2000, S. 145 ff.).
- 3 Von den zehn gemäß der Metauntersuchung von Dimitras, Zanakis, Zopounidis (1996, S. 492) in internationaler Insolvenzprognosestudien am häufigsten verwendeten Kennzahlen lassen sich vier dem Bereich Liquidität und je zwei den Bereichen Kapitalstruktur und Profitabilität zuordnen. Je eine Nennung entfällt auf Kennzahlen der Bereiche Schuldendeckung und umsatzbezogene Kennzahlen, zugrunde gelegt wurde die gleiche, zehnelementige Gruppenabgrenzung wie bei Hayden (2002, S. 47 f.).
- 4 Die im Rahmen bankinterner Diskriminanzmodelle verwendeten Kennzahlen entstammen am häufigsten den Gruppen Verschuldungsgrad, (dynamische) Liquidität und Rentabilität, siehe Günther, Grüning (2000, S. 46 f.) Zugrunde gelegt wurde eine 13-elementige Gruppenabgrenzung.
- 5 Angewendet auf eine Stichprobe österreichischer Unternehmen entfallen von den zehn (aus 65 Kennzahlen) mit der höchsten univariaten Trennschärfe sechs auf den Bereich Rentabilität, drei auf Kapitalstruktur und eine auf Schuldendeckung, siehe Hayden (2002, S. 47 f.).
- 6 Siehe Hartmann-Wendels et al. (2005, S. 9).
- 7 Siehe Dwyer (2005) für drei prägnante Beispiele stichprobenspezifischer Besonderheiten.
- 8 Siehe OeNB (2004a, S. 86): »Sollten sich bei der multivariaten Analyse mehrere Scoringfunktionen ergeben, die hinsichtlich der beschriebenen Kriterien gleichwertig sind, so sollte stets die Scoringfunktion vorgezogen werden, die die am leichtesten verständlichen Kennzahlen enthält. Dadurch wird die Akzeptanz beim Anwender erhöht.« Oder Fritz, Hosemann (2000, S. 9).
- 9 Siehe Bemann (2005, S. 75 ff.).

Insolvenzprognosen auch vollständig automatisiert und damit praktisch kostenfrei und ohne Zeitverzug erfolgen. Ebenso können, beispielsweise wenn *neue Lerndaten* verfügbar sind, die Konsequenzen geänderter Aggregationsregeln (z.B. durch die Einbeziehung von bisher nicht betrachteten Kennzahlen oder durch Änderungen von Gewichtungsfaktoren) ohne zeitliche Verzögerung für eine praktisch beliebig große Anzahl an Unternehmen ermittelt werden. Gleiches gilt für die Berücksichtigung regelmäßig neu anfallender Informationen über die zu bewertenden Unternehmen wie Jahresabschlussinformationen oder Kontoführungsverhalten.

Studien mit einer sehr großen Anzahl an einbezogenen Unternehmen legen sogar nahe, dass mit methodisch einfachen, lediglich finanzkennzahlenbasierten empirisch-statistischen Modellen sogar präzisere Insolvenzprognosen getroffen werden können, als es die großen Ratingagenturen mit ihren ganzheitlichen, zeitaufwendigen und expertenabhängigen Ratingprozeduren vermögen.¹

2.2.2.2 Erklärungsfähigkeit empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren

Im Rahmen von empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren werden meist nicht begründbare und empirisch nicht haltbare Verteilungsannahmen über die erklärenden Variablen getroffen. Gleichwohl sind diese Verfahren meist sehr robust gegenüber Verletzungen dieser Annahmen. Auch werden keine theoriegeleiteten Annahmen darüber getroffen, welche erklärenden Variablen in die Analysen einzubeziehen sind oder gar welche Ausprägungen die Modellparameter (Gewichte, Koeffizienten) annehmen sollten. In Wissenschaft und Praxis wird aber häufig auch der Anspruch an empirisch-statistische Modelle gestellt, Insolvenzen zu erklären, wobei gerade die betriebswirtschaftliche Interpretierbarkeit der Vorzeichen und des Signifikanzniveaus der Modellkoeffizienten im Vordergrund stehen.^{2,3,4}

Ein manuelles Eingreifen in die Kennzahlenauswahl mit dem Ziel, ein plausibles Aussehen der Modellparameter sicherzustellen, wird dabei nicht etwa als ein unzulässiger Versuch der *Immunisierung gegenüber Kritik* angesehen, sondern selbst von Bankaufsichtsbehörden als Zeichen guter Ratingpraxis

- 1 Siehe hierzu insbesondere die in Bemann (2005, S. 75 ff.) ausgewerteten Studien von Carey, Hrycay (2001), Kealhofer (2003) und Fons, Viswanathan (2004).
- 2 Der Basler Ausschuss (2000b, S. 109) führt als einen der Hauptkritikpunkte an bestehenden statistischen Modellen an: »Sometimes their sign is not economically meaningful.«
- 3 DVFA (2001, S. 14): »Bei der Schätzung der Diskriminanzkoeffizienten sollte darauf geachtet werden, dass sich die zugehörigen Koeffizienten und damit die Kennzahlenkombinationen in einer Klassifikationsfunktion betriebswirtschaftlich widerspruchsfrei interpretieren lassen.« Analog DVFA (2004, Punkte 7 und 8).
- 4 Deutsche Bundesbank (2003, S. 68): »Die Überprüfung des Modelldesigns spielt vor allem bei modellgestützten Systemen, aber nicht nur bei diesen, eine wichtige Rolle. Der Einfluss der Risikofaktoren sollte deutlich aufgeschlüsselt werden und ökonomisch plausibel sein.«

eingefordert!^{1,2,3} Neben den hiermit verbundenen statistischen Problemen, die zu einer verringerten Prognoseleistung der Modelle führen können,⁴ wird empirisch-statistischen Modellen damit die potenziell vorhandene eigenständige »Erklärungsfähigkeit« genommen; schließlich werden die Modelle so lange »korrigiert«, bis sie der vorgefassten Expertenmeinung des Modellierers (oder der Bankaufsichtsbehörde⁵) nicht mehr widersprechen.

In der Öffentlichkeit werden empirisch-statistische Insolvenzprognoseverfahren vor allem dann kritisiert, wenn sie Faktoren heranziehen, die »nur« einen empirischen, aber keinen kausalen Zusammenhang zur Ausfallwahrscheinlichkeit der Gläubiger aufweisen.⁶ Speziell im Zusammenhang mit der Bonitätsanalyse natürlicher Personen wird diesen Verfahren dann vorgeworfen, Gläubiger mit Methoden der »Rasterfahndung« in »statistische Sippenhaft« zu nehmen.^{7,8}

2.2.2.3 Ableitung von Handlungsempfehlungen mittels empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren

Empirisch-statistische Verfahren decken keine Ursache-Wirkungs-Beziehungen auf, sondern generieren »statistisch optimal gewichtete Symptombeschreibungen«.⁹ Sie nutzen empirische Befunde, beispielsweise dass Kapitalgesellschaften des Baugewerbes in den vergangenen Jahren eine 15-mal so große Ausfallquote aufwiesen wie Einzelunternehmer der Dienstleistungsbranche¹⁰ oder dass Unternehmen, die – gemessen am Umsatz – hohe Steuerzahlungen leisten, seltener insolvent werden als Unternehmen, die wenig Steuern zahlen,¹¹

1 OeNB (2004 a, S. 80): »Mit der Analyse der Kennzahlen hinsichtlich Hypothesenverstößen wird untersucht, ob die betriebswirtschaftliche Arbeitshypothese mit der empirisch ermittelten Ausprägung übereinstimmt. Nur wenn bei einer Kennzahl die betriebswirtschaftliche Arbeitshypothese empirisch bestätigt werden kann, darf diese Kennzahl für die weiteren Analysen verwendet werden.«

2 Siehe Hayden (2003, S. 24): »Besides, it is the responsibility of the researcher to take care that the reported final model does not include variables that behave in a counterintuitive way to theory.«

3 Siehe Eigermann (2001, S. 524): »Stimmt das Vorzeichen nicht mit der Hypothese des entsprechenden Kriteriums überein, so ist die Klassifikationsfunktion betriebswirtschaftlich widersprüchlich und sollte nicht zur Bonitätsbeurteilung herangezogen werden.«

4 Siehe Gujarati (1999, S. 331).

5 So sieht Dwyer (2005, S. 12) als einen Nachteil unplausibler Ratingmodelle an, dass es schwieriger sei, Bankaufsichtsbehörden von der »Validität« dieser Modelle zu überzeugen.

6 Siehe ULD (2006, S. 14).

7 Siehe ULD (2006, S. 12 und S. 50).

8 Zur Vermeidung von »Diskriminierungen« dürfen deshalb bestimmte Persönlichkeitsmerkmale bei der Kreditrisikoanalyse natürlicher Personen nicht verwendet werden. In Deutschland betrifft dies beispielsweise Fragen zur ethnischen Herkunft, Nationalität oder Religionszugehörigkeit. In den USA ist der Katalog der »verbotenen Fragen« noch wesentlich umfangreicher, siehe ULD (2006, S. 20f. und S. 112f.).

9 Siehe Gemünden (2000, S. 146).

10 Siehe Bemmann (2005, S. 57). Die durchschnittlichen jährlichen Ausfallquoten der beiden genannten Unternehmensgruppen betragen im Zeitraum 1999–2003 3,6 % und 0,23 %.

11 Siehe Mossman et al. (1998, S. 42).

oder dass Unternehmen, die Eigenkapital von Risikokapitalgesellschaften zur Verfügung gestellt bekommen, eine wesentlich höhere Insolvenzquote haben als andere Unternehmen.¹

Diese Kriterien mögen zwar gute Indikatoren für die Insolvenzgefährdung eines Unternehmens sein (und damit gute Prognosen erlauben), sie sind aber nicht die Ursache hierfür und können somit auch nicht zur Ableitung sinnvoller Handlungsanweisungen dienen – im Gegenteil, aus theoretischen Erwägungen heraus ist klar, dass durch die Aufnahme zusätzlichen haftenden Kapitals die Insolvenzwahrscheinlichkeit eines Unternehmens nicht steigen, sondern sinken muss oder dass durch höhere Steuerzahlungen dem Unternehmen Eigenkapital und Liquidität entzogen werden, was zu einer Erhöhung und nicht Verringerung der Insolvenzgefährdung führen muss. Ähnliche, betriebswirtschaftlich durchaus plausible, aber zur Ableitung von Handlungsempfehlungen ungeeignete Indikatoren lassen sich beispielsweise auch für *Liquiditätskenngrößen* anführen.²

Ungeeignet sind empirisch-statistische Modelle zur Ableitung von Handlungsempfehlungen, d. h. zur gezielten Beeinflussung der individuellen Ausfallwahrscheinlichkeit von Unternehmen ferner aus den folgenden Gründen:

- Wenn nicht einmal die Korrektheit der Vorzeichen des Einflusses der einzelnen Determinanten sichergestellt ist, dürften auch die quantitativen Implikationen der einzelnen Parameter nicht sehr zuverlässig sein.
- Um den Ausweis unplausibler Parametervorzeichen zu vermeiden, werden häufig nur sehr wenige Kennzahlen in die verwendeten Modellschätzungen einbezogen – was die Irrelevanz aller nicht einbezogenen Größen impliziert. Dies ist nicht nur unplausibel, sondern auch inkonsistent – da sich die jeweils einbezogenen bzw. nicht einbezogenen Kennzahlen von Studie zu Studie unterscheiden.
- Die gefundenen Kennzahlenkoeffizienten sind im Zeitverlauf nicht stabil.^{3,4} Eine ständige Neukalibrierung der Modelle ist u. a. deshalb erforderlich, weil sich die Kennzahlenverteilungen der Unternehmen im Zeitverlauf erheblich ändern können.⁵
- Eine unabhängige Variation einzelner Kennzahlen ist aufgrund der definitorischen und sachlichen Beziehungen zwischen den einzelnen Größen der

1 Siehe Plattner (2002, S. 46). In dieser Studie wiesen diejenigen Unternehmen, die Eigenkapital in Form einer Finanzierungsbeteiligung aufgenommen hatten, sogar zehnmal höhere Ausfallraten auf.

2 Siehe Falkenstein, Boral, Carty (2000, S. 54).

3 Siehe Wilcox (1976, S. 33).

4 Basler Ausschuss (2000b, S. 109): »The coefficients of the functions are not stable. Over time these models lose accuracy and need to be re-estimated. Sometimes this loss of accuracy is due to different sensitivities to the economic cycle by the various sectors represented in a given sample.« Siehe auch Deutsche Bundesbank (2004, S. 16).

5 Siehe Falkenstein, Boral, Carty (2000, S. 52f.) für eine Entwicklung der Medianausprägungen zahlreicher Kennzahlen für unterschiedliche Unternehmensgruppen im Zeitraum 1980–1997, siehe auch Carey, Hrycay (2001, S. 213 und 215) oder siehe Deutsche Bundesbank (2003) für die Entwicklung der nach einzelnen Branchen für westdeutsche Unternehmen aggregierten Bilanz- und GuV-Größen von 1971–2001.

Bilanz und GuV des Unternehmens meist nicht möglich. So ist es aus definitorischen Gründen beispielsweise ausgeschlossen, dass sich die Eigenkapitalquote (EK/Bilanz) verändern kann, während gleichzeitig sowohl Eigenkapitalrendite (JÜ/EK) als auch Gesamtkapitalrendite (JÜ/Bilanz) konstant bleiben. Ebenso erlaubt eine Erhöhung des Jahresüberschusses – je nach Ausschüttungs- und Investitionsverhalten des Unternehmens – eine stärkere Tilgung von Fremdverbindlichkeiten, was bereits in den Folgeperioden zu Zinsersparnissen führt, was wiederum zu einer weiteren Erhöhung des Jahresüberschusses führt. Um die Vielzahl (und die zeitliche Struktur) dieser Auswirkungen zu berücksichtigen, bedarf es eines kausalen Unternehmensmodells.

2.2.3 Zum Einsatz und zur Qualität von empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren in Wissenschaft und Praxis

Obwohl erste empirisch-statistische Ratingmodelle für Unternehmenskunden bereits Ende der 1960er-Jahre in der wissenschaftlichen Literatur behandelt wurden,¹ beruhte die Bonitätseinschätzung von Unternehmenskunden seitens der Banken noch Anfang der 1980er-Jahre praktisch ausschließlich auf subjektiven Analysen von Kreditexperten.² Auch bei deutschen Banken erfolgte die Einführung formeller Ratingverfahren überwiegend erst in den frühen 1990er-Jahren.³ Bis dahin basierten die Bankenratings ausschließlich auf »verbal-qualitativen Analysen, Erfahrung und persönlichem Vertrauen«.⁴

Eine Mitte der 1990er-Jahre durchgeführte Umfrage unter US-amerikanischen Banken verschiedener Größenklassen ergab, dass damals nur 20 % aller Banken überhaupt statistische Ratingmodelle für die Bonitätsermittlung nutzten.^{5,6} Nur bei wenigen der übrigen Banken waren zudem Bestrebungen erkennbar, durch die Einbeziehung von Kennziffern oder sonstigen formalen Richtlinien zumindest eine gewisse Standardisierung des durch subjektive Einschätzungen geprägten Ratingprozesses zu erreichen.⁷ Gemäß anderen, etwas aktuelleren Untersuchungen lag die Verbreitungsquote empirisch-statistischer Verfahren unter Banken erheblich höher.^{8,9} Allerdings zeigten diese

1 Siehe Bemmann (2005, S. 69ff.).

2 Siehe Altman, Saunders (1998, S. 1722).

3 Siehe Günther, Grüning (2000, S. 52).

4 Siehe Norden, Weber (2005, S. 32).

5 Siehe English, Nelson (1998, S. 33).

6 Diese Befunde zur geringen Verbreitung statistischer Verfahren bei Banken wurden auch in Ende der 1990er-Jahre durchgeführten Studien bestätigt, siehe beispielsweise Basler Ausschuss (1999, S. 54).

7 Siehe Basler Ausschuss (2000b, S. 19) und English, Nelson (1998, S. 5).

8 Siehe Basler Ausschuss (2000b, S. 20).

9 In einer von Günther, Grüning (2000, S. 44) in den Jahren 1996/97 durchgeführten Befragung von 146 deutschen Kreditinstituten gaben allein rund 60 % der befragten Banken an, das Verfahren der Multivariaten Diskriminanzanalyse für Insolvenzprognosezwecke zu nutzen. Allerdings gaben nur rund 45 % dieser Banken an, das Verfahren auch »immer« einzusetzen, weitere 37 % setzten es (nur) »oft« ein, siehe ebenda, S. 50.

Studien auch, dass aus der bloßen Verfügbarkeit dieser Verfahren noch keine Aussagen über die tatsächliche Einsatzhäufigkeit bzw. Relevanz innerhalb des Kreditgeschäfts der Bank getroffen werden können.¹

Bedingt durch die steigende Zahl an Unternehmensinsolvenzen Ende der 1990er- und Anfang der 2000er-Jahre, zunehmenden Wettbewerb im Bankensektor und aufgrund verschärfter aufsichtsrechtlicher Forderungen im Zuge von Basel II erhöht sich seitens der Banken der Bedarf an trennscharfen und kalibrierten Insolvenzprognoseverfahren. Andererseits sinken wegen des technischen Fortschritts im Bereich der Elektronischen Datenverarbeitung die Kosten für die Speicherung und Verarbeitung großer Datenmengen,² was neben der Verfügbarkeit qualitativ hochwertiger Daten für die Entwicklung, Kalibrierung und Validierung eine wichtige Voraussetzung für die Einführung empirisch-statistischer Verfahren ist. Insbesondere die Verfügbarkeit von Ausfalldaten stellte in der Vergangenheit den größten Engpass bei der Entwicklung und Validierung leistungsfähiger Insolvenzprognoseverfahren dar.³ Auch sind dank des durch die Diskussion um die Umsetzung von Basel II ausgelösten Schubs an Forschungsarbeiten in den letzten Jahren Erkenntnisfortschritte bei der Entwicklung von Insolvenzprognoseverfahren zu verzeichnen.⁴ Dies betrifft weniger die Entwicklung neuer Schätzverfahren als vielmehr Fragen der Stichprobengestaltung (beispielsweise hinsichtlich der Anzahl der einbezogenen Unternehmen, den zugrunde gelegten Ausfalldefinitionen oder der Verwendung von Validierungsstichproben), Schätzgütemessung (Definitionen von Schätzgütemaßen, statistische Eigenschaften dieser Maße, Identifikation unerwünschter Abhängigkeiten von anderen Variablen) oder der Verfügbarkeit empirischer Vergleichswerte.⁵

Zwar wird nach den Regelungen von Basel II die Verwendung empirischer Ausfalldaten für die Bonitätsermittlung eingefordert und nur rein subjektive Schätzungen werden explizit als unzulässig eingestuft,⁶ es ist jedoch mit einer weitgehenden Verdrängung bzw. einem Relevanzverlust der informellen und induktiven Verfahren zulasten empirisch-statistischer Ratingverfahren zu rechnen,⁷ insbesondere in Segmenten, »in denen eine ausreichende Datenbasis für die empirisch-statistische Modellentwicklung gewonnen werden kann«.^{8,9} Nur bei Zentralbanken ist die Verwendung von induktiven Verfahren, insbesondere Expertensystemen, noch verbreitet.¹⁰

1 Siehe Basler Ausschuss (2000b, S. 19).

2 Siehe Hauschildt (2000, S. 119).

3 Siehe OeNB (2004a, S. 67).

4 Siehe Norden, Weber (2005, S. 32).

5 Siehe Bemmann (2005, S. 38ff.).

6 Basler Ausschuss (2004, Tz. 449): »Die Schätzungen (bezüglich PD, LGD, EAD) müssen auf historischen Erfahrungen und empirischen Ergebnissen basieren. Sie dürfen nicht allein auf subjektiven oder wertenden Annahmen beruhen.«

7 Siehe OeNB (2004a, S. 34).

8 Siehe OeNB (2004a, S. 59).

9 Siehe Everling (2004).

10 Siehe Basler Ausschuss (2000a, S. 70).

Innerhalb der empirisch-statistischen Verfahren ist zumindest kurzfristig nicht mit einem Bedeutungsverlust der derzeit noch dominierenden *parametrischen* Verfahren, insbesondere der logistischen Regressionsanalyse, zu rechnen. Neuere (überwiegend nichtparametrische) empirisch-statistische Insolvenzprognoseverfahren, wie Künstliche Neuronale Netze, werden von den Banken als nicht leistungsfähig eingestuft oder es mangelt ihnen aus anderen Gründen an Akzeptanz.¹

3 Datenquellen für die Parametrisierung von Insolvenzprognoseverfahren

3.1 Klassifikation von Datenquellen für die Insolvenzprognose von Unternehmen

Zahlreiche Datenquellen können für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen herangezogen werden. Je nach der *Objektivität* ihrer Erhebung (»harte« vs. »weiche« Daten) und je nachdem ob die entsprechenden Daten *originär metrisch skaliert* sind oder nicht (»quantitative« vs. »qualitative« Daten) lassen sich insgesamt vier Gruppen von Inputvariablen für Insolvenzprognoseverfahren unterscheiden, siehe auch Tabelle 15.²

Tab. 15 Klassifizierung von Datenquellen für Insolvenzprognosezwecke anhand der Kriterien Objektivität der Erhebung und Skalierung.³

Skalierung		
Objektivität der Erhebung	quantitativ: originär metrische Skalierung	qualitativ: originär nichtmetrische Skalierung
hart: personen- und methoden-unabhängig, messbar, eindeutig belegbar, objektiv	<ul style="list-style-type: none"> Jahresabschlusszahlen Kontoführung Finanzmarktdaten (Börsenwert und Volatilität Eigenkapital, Risiko-prämien bei Anleihen) 	<ul style="list-style-type: none"> Branchenzugehörigkeit Rechtsform Ausnutzung von Bilanzierungswahlrechten Bürgschaften, Sicherheiten

→

1 Siehe Fischer (2004, S. 150 und die dort zitierte Literatur) und OeNB (2004a, S. 57f.).
 2 Die im Folgenden verwendete Terminologie wurde von Fischer (2004, S. 83) übernommen, der harte vs. weiche und quantitative vs. qualitative Daten abgrenzt.
 3 Siehe Fischer (2004, S. 83).

Skalierung		
Objektivität der Erhebung	quantitativ: originär metrische Skalierung	qualitativ: originär nichtmetrische Skalierung
weich: personen- und methoden-abhängige Ermittlung, subjektiv	<ul style="list-style-type: none"> Planungsdaten des Unternehmens Branchenwachstumsprognosen 	<ul style="list-style-type: none"> Unternehmensführung Marktposition Branchenattraktivität ...

Die Ratingverfahren von Banken basieren typischerweise zu erheblichen Teilen auf der Auswertung harter quantitativer Informationen und dabei insbesondere auf der statistischen Analyse von aus Jahresabschlüssen abgeleiteten Kennzahlen.¹ Viele in wissenschaftlichen Studien vorgestellte Insolvenzprognosemodelle sowie die Prognosemodelle kommerzieller Anbieter, die zur kostengünstigen Bonitätsbeurteilung von mittelständischen Unternehmen entwickelt wurden, beschränken sich von vornherein ausschließlich auf die Analyse derartiger Finanzkennzahlen.² In einigen Ratingmodellen werden zusätzlich auch harte qualitative Variablen, wie Branche, Rechtsform oder regionale Herkunft, berücksichtigt.

Auch wenn die Ratingagenturen offiziell *nicht* einräumen, dass die von ihnen vergebenen Urteile im Wesentlichen auf formalen Kennzahlenanalysen beruhen³, wurde in empirischen Studien zumindest gezeigt, dass sich die Ratingurteile renommierter Agenturen anhand von (wenigen) Finanzkennzahlen relativ gut reproduzieren bzw. prognostizieren lassen.⁴ Interessant ist dabei auch, dass der erhebliche personelle Aufwand, den die kommerziellen Ratingagenturen bei der Erstellung ihrer Ratingurteile aufbringen⁵ (und die erheblichen Gebühren, die sie hierfür in Rechnung stellen)⁶ sich nicht adäquat in der *Schätzgüte* ihrer Prognosen niederschlägt. So lassen sich mit einfachen Kennzahlenmodellen – bei Anwendung auf identische Datensätze von Unternehmen – Insolvenzprognosen mit einer Qualität erstellen, die der Prognosequalität der Ratingurteile renommierter Agenturen entsprechen oder diese sogar übertreffen.⁷

1 Siehe Basler Ausschuss (2000a, S. 17ff.) und Romeike, Wehrspohn (2004, S. 9).
 2 Siehe Bemann (2005, S. 51ff.).
 3 S&P (2003a, S. 53). »Ratios are helpful in broadly defining a company's position relative to rating categories. They are not intended to be hurdles or prerequisites that should be achieved to attain a specific debt rating. [...]« Und S&P (2003a, S. 17) »There are no formulae for combining scores to arrive at a rating conclusion. Bear in mind that ratings represent an art as much as a science.«
 4 Siehe hierzu beispielsweise die Studien von Blume, Lim, MacKinlay (1998) und Amato, Furfine (2004) und die zugehörigen Kommentare in Bemann (2005, S. 61).
 5 Siehe beispielsweise die über 100 Seiten umfassende Beschreibung der Elemente von Ratingprozessen bei Standard & Poor's in S&P (2003b).
 6 Siehe White (2001, S. 14).
 7 Siehe Carey, Hrycay (2001), Altman, Rijken (2004) und Fons, Viswanathan (2004).

3.2 Harte quantitative Daten

3.2.1 Beispiele für harte quantitative Daten

Harte quantitative Daten sind Daten, die originär metrisch skaliert sind und methoden- und personenunabhängig erhoben werden können (siehe Abschnitt 3.1). Von besonderer Relevanz im Kontext von Unternehmensinsolvenzprognosen sind dabei Jahresabschlussdaten bzw. die daraus abgeleiteten Kennzahlen, Informationen zum Kontoführungsverhalten¹ sowie Finanzmarktdaten (Niveau und Volatilität der Marktkapitalisierung des Unternehmens, Höhe der Risikoprämie auf börsennotierte Fremdverbindlichkeiten des Unternehmens). Grundsätzlich sind alle drei der aufgeführten Datenquellen sehr gut zur Prognose von Insolvenzen geeignet.²

3.2.2 Kritik an der Verwendung von Jahresabschlussdaten für die Insolvenzprognose

Theoretische Kritikpunkte, die gegen eine Verwendung von Jahresabschlussdaten als (einzige) Datenquelle für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen angeführt werden, sind:

- **Mangelnde Aktualität:** Die von den Unternehmen eingereichten »aktuellen« Jahresabschlüsse sind zum Zeitpunkt einer Ratinganalyse bereits veraltet. Die den Jahresabschlussunterlagen zu entnehmenden Bilanzinformationen beziehen sich dabei auf Bestandsgrößen zum Endzeitpunkt der Berichtsperiode. Die Komponenten der Gewinn- und Verlustrechnung allerdings bestehen aus periodenbezogenen Flussgrößen. Sie werden also auch durch Geschäftsvorfälle geprägt, die schon zum Bilanzstichtag 0–12 Monaten zurückdatieren. Berücksichtigt man ferner die Möglichkeiten des Managements, Gewinne und Umsätze zwischen benachbarten Rechnungsjahren zu verschieben, so wird der »aktuelle« Jahresabschluss des Unternehmens möglicherweise sogar von noch weiter zurückliegenden Vorfällen berührt.³
- **Verlust von Detailinformationen:** Die Jahresabschlüsse beschreiben die wirtschaftliche Ausgangslage des Unternehmens nur stark komprimiert.⁴ Die Komprimierung von Informationen ist immer dann von Nachteil, wenn heterogene, prinzipiell gut separat modellierbare Sachverhalte nur zusammengefasst ausgewiesen werden. Andererseits ist ein bestimmtes Maß an

Komprimierung von Informationen (Abstraktion), welches durch die Verwendung des standardisierten Jahresabschlussformats erreicht wird, für die Modellierung des Unternehmens unerlässlich.

- **Unvollständigkeit:** Die Jahresabschlüsse beschreiben die wirtschaftliche Ausgangslage des Unternehmens nur unvollständig, da »hauptsächlich nur die Bestände und Änderungen des Sachfaktorkapitals« betrachtet werden.¹ So dürfen beispielsweise Ausgaben für Forschung und Entwicklung, Werbung und Mitarbeiterschulungen nicht als (immaterielle) Vermögensgegenstände aktiviert werden, die verteilt über die Folgeperioden abzuschreiben wären, sondern müssen sofort als Aufwand erfasst werden. Dies beeinträchtigt vor allem die Extrapolationsfähigkeit der Daten der Gewinn- und Verlustrechnung.
- **Subjektivität:** Aus Modellierungsgesichtspunkten problematisch ist auch, dass die Jahresabschlüsse durch eine ökonomisch nicht sachgerechte Ausnutzungen von Bewertungswahlrechten, Ermessensspielräumen sowie durch rein bilanzpolitisch motivierte Sachverhaltsgestaltungen beeinflusst werden können.² Bei *Ermessensspielräumen* stehen dem Bewertenden mangels abschließend geregelter rechtlicher Vorgaben »gewisse Bandbreiten für Wertansätze innerhalb bestimmter Grenzen« zur Verfügung, beispielsweise bei der Feststellung, ob eine »voraussichtlich dauerhafte Wertminderung« eines Wertpapiers vorliegt, wie lang die »voraussichtliche Nutzungsdauer« einer bestimmten Maschine ist oder wie hoch der voraussichtliche Restwert eines Kraftfahrzeugs ist, das vom Unternehmen nicht bis zum Ablauf der ökonomischen Restlebenszeit genutzt, sondern vorher veräußert werden soll. Bei Vorliegen von *Bewertungswahlrechten* darf der Bilanzierende zwischen verschiedenen Bewertungsmethoden wählen, beispielsweise zwischen einem linearen oder einem geometrisch-degressiven Afa-Verlauf. *Bilanzpolitisch motivierte Sachverhaltsgestaltungen* wiederum bezeichnen ökonomisch neutrale bis schädliche Handlungen des Unternehmens, die vom Management des Unternehmens gewählt werden, um das »bilanzielle Erscheinungsbild« des Unternehmens zu beeinflussen. Beispiele hierfür sind die Verschiebung von Reparatur- oder Marketingmaßnahmen, Forschungs- oder Investitionsprojekten, um den Aufwand der aktuellen Periode möglichst niedrig auszuweisen, oder die Gewährung von Sonderrabatten gegen Jahresende, um die Umsatzerlöse des aktuellen Jahres aufzubessern und um die beim Verkauf der Güter anfallenden Gewinne noch im aktuellen Jahr »realisieren« zu können.
- Beeinträchtigungen des Aussagegehalts der Jahresabschlussdaten ergeben sich ferner durch die Anwendung der Grundsätze ordnungsgemäßer Buch-

1 Für Kennzahlen zur Quantifizierung des Kontoführungsverhaltens siehe beispielsweise Fritz, Hosemann (2000, S.13 ff.).

2 Siehe die Übersichten der verschiedenen Insolvenzprognosestudien in Bemmann (2005, S.51 ff.).

3 Die Aktualitätsdefizite der Jahresabschlussdaten könnten möglicherweise durch die Berücksichtigung unterjähriger Rechnungswesendaten (betriebswirtschaftliche Auswertungen, BWA) gemildert werden, was aber mit Problemen verbunden ist. Siehe hierzu auch Günther, Hübl, Niepel (2000, S.352), Knief (2002, S.957 ff.) und Hartmann-Wendels et al. (2005, S.17 f.).

4 Siehe Graw, Keller (2004, S.27 ff.).

1 Siehe Baetge, Kirsch, Thiele (2001, S.200).

2 Zur Definition dieser Begriffe siehe Küting, Weber (2000, S.411 ff.), Graw, Keller (2004, S.27 ff.) und Baetge, Kirsch, Thiele (2001, S.33 f. und 153 ff.).

führung (GoB)¹ sowie durch die aus der »umgekehrten Maßgeblichkeit« resultierenden steuerbilanzpolitischen Einflüsse (z.B. Sonderabschreibungen)², welche die Ertrags- und Vermögenslage der Unternehmen tendenziell negativ verzerren.

Diesen Nachteilen stehen aber auch zahlreiche **Vorteile** gegenüber. Jahresabschlussdaten zeichnen sich durch einen relativ geringen Erfassungsaufwand aus. Ihre Erhebung erfordert keine besonderen Kenntnisse. Ihre *Erhebung* unterliegt keinen subjektiven Einflüssen und bietet keine Möglichkeiten zur gezielten Manipulation (die sich nicht leicht durch nachträgliche Kontrollen zweifelsfrei feststellen ließen).³ Auch lassen sich durch systematische Auswertungen der Jahresabschlussunterlagen, »wobei neben Bilanz und GuV insbesondere die zusätzlichen Erläuterungen im Anhang und Lagebericht heranzuziehen sind«⁴, viele der Möglichkeiten aufdecken – und ggf. später neutralisieren, mit denen die Ertrags- und Vermögenslage des Unternehmens gezielt verzerrt werden soll.

Entscheidend aber ist, dass mit Hilfe von Jahresabschlussdaten – trotz allen etwaigen Einwänden – Insolvenzen nachweislich mit einer hohen Präzision prognostiziert werden können.

3.3 Harte qualitative Daten

Harte qualitative Daten sind nominal oder ordinal skalierte Daten, die personen- und methodenunabhängig messbar sind und damit objektiv erhoben werden können.

Im Rahmen statistischer Verfahren können dabei Faktoren aufgedeckt werden, die einen empirischen Zusammenhang mit der Ausfallwahrscheinlichkeit der Unternehmen aufweisen (»statistische Sippenhaft«)⁵. Von besonderer Bedeutung sind hier die Rechtsform und die Branchenzugehörigkeit von Unternehmen – denn die verschiedenen Branchen-Rechtsform-Gruppen sind durch erhebliche und lang anhaltende Unterschiede bezüglich ihrer Insolvenzquoten gekennzeichnet.⁶

1 Siehe hierzu Baetge, Kirsch, Thiele (2001, S.59 ff.). Verzerrungen resultieren dabei insbesondere aus dem Anschaffungs- und Herstellungskosten-, dem Realisations- und dem Imparitätsprinzip, für Erläuterungen und Diskussionen siehe ebenda.

2 Siehe Baetge, Kirsch, Thiele. (2001, S.67 ff.).

3 Siehe Fischer (2004, S.91).

4 Siehe hierzu Deutsche Bundesbank (1999, S.54), Eigermann (2001, S.523) und Küting, Weber (2001, S.423 ff.). Die Zielstellung der vorgenannten Autoren besteht jedoch nicht in einer Korrektur der Jahresabschlussdaten, sondern in der Bewertung des »Bilanzierungsverhaltens« des Unternehmens, die dann als eigenständiger Input für anschließende Insolvenzprognoseverfahren herangezogen werden soll.

5 Siehe ULD (2006, S.50).

6 Siehe hierzu auch Bemann (2005, S.51 ff.), der zeigt, dass sich anhand dieser beiden Kriterien sowie anhand öffentlich zugänglicher Insolvenzstatistiken Insolvenzprognosen treffen lassen, welche die Prognosequalität des (kostenpflichtigen) Creditreform-Bonitäts-

3.4 Weiche quantitative Daten

Weiche quantitative Daten sind metrisch skalierte Daten, deren Erhebung persönlichen subjektiven Beurteilungen seitens der Befragten oder der Befrager unterliegt. Typische weiche quantitative Informationen im Kontext der Insolvenzprognose sind Planzahlen der Unternehmen, beispielsweise die für zukünftige Perioden geplante Umsatz-, Kosten- oder Gewinnentwicklung.⁷

Gemäß einer eigenen Untersuchung von 150 mittelständischen sächsischen Unternehmen ist der Prognosenutzen dieser Daten aber gering, da die Mehrzahl der Unternehmen überhaupt keine (konsistenten) Mehrjahresfinanzpläne erstellt.⁸ Die von den Unternehmen erhobenen Planangaben sind im Durchschnitt erheblich positiv verzerrt; häufig werden runde Werte genannt, die wohl eher im Sinne von angestrebten Zielgrößen denn als Erwartungswerte im statistischen Sinne zu interpretieren sind. Die Eintrittswahrscheinlichkeit von bestandsgefährdenden Verlusten wird völlig unterschätzt. Besonders problematisch ist, dass die Planangaben je nach Art der Befragung erhebliche Widersprüche aufweisen.

3.5 Weiche qualitative Daten

Weiche qualitative Daten sind Daten, die nicht originär metrisch skaliert sind und deren Erhebung subjektiven, wertenden Einflüssen unterliegt. Hierunter fallen beispielsweise Fragen zu den betrieblichen »Erfolgspotenzialen« wie der Qualität des Rechnungswesens, der fachlichen Eignung des Managements, der Lieferantenabhängigkeit usw.⁹

Der Nutzen weicher qualitativer Daten im Kontext von Unternehmensinsolvenzprognosen wird vor allem darin gesehen, dass sie es erlauben sollen, negative Unternehmensentwicklungen frühzeitig zu identifizieren, also noch bevor sich diese in »schlechten« Jahresabschlüssen manifestieren.¹⁰

Empirische Untersuchungen zeigen, dass weiche qualitative Faktoren nur mit einer geringen Reliabilität erhoben werden können¹¹, was – unabhängig vom verwendeten Prognoseverfahren¹² – nur einen geringen (zusätzlichen) Prognosenutzen dieser Daten vermuten lässt.

[Fortsetzung Fußnote 6]

index erreichen, bei dessen Ermittlung wesentlich mehr Inputvariablen berücksichtigt werden.

7 Siehe Fischer (2004, S.88).

8 Siehe Bemann (2007, S.85 ff.).

9 Siehe Blum et al. (2005) und Fischer (2004, S.97) für eine Auswahl von 150 Beispielen aus 18 Gruppen von weichen qualitativen Faktoren.

10 Siehe Fischer (2004, S.89).

11 Siehe Fischer (2004).

12 Siehe Gleißner (2002), Gleißner, Leibbrand (2004), Blum, Gleißner, Leibbrand (2005) und Bemann, Gleißner, Leibbrand (2006).

Im Folgenden wird die Verwendung weicher Daten immer nur dann empfohlen, wenn harte Daten nicht im gewünschten Umfang vorliegen oder diese aufgrund theoretischer Überlegungen für einen konkreten Ratingfall nicht für eine Insolvenzprognose geeignet sind. Letzteres ist speziell dann der Fall, wenn harte Daten – insbesondere historische Jahresabschlussinformationen – kein adäquates Bild bezüglich der Unternehmenszukunft entwerfen helfen. Dies ist vor allem dann anzunehmen, wenn für die Zukunft erhebliche Änderungen des Unternehmens zu erwarten sind oder die Vergangenheitsdaten durch außerordentliche Einflüsse erheblich verzerrt sind. Da die relative Bedeutung von harten und weichen Daten damit von den konkreten Begleitumständen des jeweiligen Ratings abhängig ist, wird im Folgenden auf eine fallbezogene Beurteilung der Ratingqualität – in Abgrenzung zur Beurteilung eines Ratingsystems – näher eingegangen.

In diesem Zusammenhang wird gezeigt, wie durch die Verbindung empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren mit strukturellen Ratingmodellen (Ratingprognoseverfahren mittels Simulation) durch ein Expertensystem eine Qualitätssteigerung der Ratings erreicht werden kann. Bei derartigen simulationsbasierten Prognosen auf Basis struktureller Modelle, wie sie in Abschnitt 4.4 und 5 näher betrachtet werden, gewinnen weiche Daten an Bedeutung – gerade weil die alleinige Verwendung harter Daten in bestimmten Ratingfällen zu unbefriedigenden Ratingprognosen führt.

4 Beurteilung einzelner Ratings: Rating-Evidenz und strukturelle Modelle

4.1 Problemstellung

Die Qualität eines einzelnen Ratings ist abhängig von der Qualität des gesamten Ratingverfahrens eines Kreditinstituts – aber nicht ausschließlich von dieser. Die Determinanten der Qualität eines einzelnen Ratings sind:

1. Die **Qualität des Ratingverfahrens**: Die Qualität des Ratingverfahrens kann anhand von Kriterien wie Kalibrierung, Trennschärfe und Stabilität beurteilt werden. Für die Qualität eines Einzelratings ist die Qualität des Ratingverfahrens, welches das Kreditinstitut anwendet, maßgeblich. Sofern keine weiteren Informationen über den betrachteten Einzelfall vorliegen, ist davon auszugehen, dass die Qualität des Einzelratings mit der des gesamten Ratingsystems – also der durchschnittlichen Qualität des Ratingverfahrens – übereinstimmt.
2. Die **Eignung des Ratingverfahrens** für den betrachteten Fall: Es kann nicht grundsätzlich vorausgesetzt werden, dass das Ratingverfahren für alle Arten von Unternehmen die gleiche Leistungsfähigkeit aufweist. Spezifische Merk-

male eines Unternehmens oder eines ganzen Segments von Unternehmen können dazu führen, dass das Ratingverfahren insgesamt eine geringere Leistungsfähigkeit aufweist, sodass die entsprechende Ratingqualität niedriger ausfällt. Banken begegnen diesem Problem zumindest partiell dadurch, indem sie für jede relevante Zielgruppe separate Ratingverfahren entwickeln. Die Abdeckung der einzelnen Verfahren muss aber hinreichend groß sein, um noch eine stabile Entwicklung und eine aussagekräftige statistische Validierung zu ermöglichen. Typische Abgrenzungskriterien sind dabei die Rechtsform, Branche oder Größe der (Unternehmens-)Kunden bzw. der Kreditzweck, Laufzeit oder die Art der zur Verfügung gestellten Sicherheiten.

3. Die **Qualität der Anwendung** des Ratingverfahrens im betrachteten Einzelfall: Die verfügbaren und für das Rating ausgewerteten Informationen, aber auch die Fähigkeiten der Personen, die ein konkretes Rating erstellt haben, unterscheiden sich von Fall zu Fall. Das Wissen über den Umfang der erhobenen Informationen, die beteiligten Personen und sonstigen Rahmenbedingungen, die für die Erstellung eines Ratings maßgeblich sind, sind somit grundsätzlich von Bedeutung, um die Qualität eines einzelnen Ratings einschätzen zu können. Tendenziell ist beispielsweise eine umso bessere Ratingqualität zu erwarten, je mehr Informationen zur Verfügung stehen und je besser qualifiziert die Mitarbeiter sind, die das Rating durchführen.

Um die Qualität eines konkreten Ratings einzuschätzen, ist es damit neben der Beurteilung der Qualität des Ratingverfahrens als Ganzes erforderlich, (1) die konkreten Umstände bei der Erstellung eines Ratings, insbesondere die verfügbaren Informationen, einzuschätzen und (2) zu beurteilen, ob bei den konkreten Rahmenbedingungen die Anwendung des Ratingverfahrens grundsätzlich sinnvoll erscheint.

Die beiden genannten Aspekte werden im Folgenden näher betrachtet. Zunächst wird in *Abschnitt 4.2* im Zusammenhang mit der Betrachtung der »Rating-Evidenz«¹ näher auf die Hintergründe bezüglich der Stellung eines einzelnen Ratings eingegangen. Anschließend wird in *Abschnitt 4.3* das Konzept der Repräsentativitätshypothesen vorgestellt. Dieser Ansatz dient dazu zu beurteilen, inwieweit die vorliegenden (historischen) Daten über ein Unternehmen geeignet sind, Aussagen über die zukünftigen Ausfallwahrscheinlichkeiten abzuleiten.

4.2 Beurteilung einzelner Ratings vs. Beurteilung von Ratingsystemen

Die bisherigen Ausführungen verdeutlichen die Ansatzpunkte und Möglichkeiten der Beurteilung von Ratingsystemen. In der Praxis gibt es jedoch auch

1 Siehe Everling, Gleißner (2004).

viele Fälle, in denen nicht die Qualität des gesamten Insolvenzprognose- bzw. Ratingsystems, sondern die eines konkreten Ratings von Interesse ist.

Die Qualität eines einzelnen Ratings ist dabei nicht zwingend deckungsgleich mit der Qualität des zugrunde liegenden Ratingsystems: Denkbar ist zum einen, dass Unternehmen mit bestimmten Eigenschaften durch ein Ratingsystem weniger präzise beurteilt werden können als andere Unternehmensgruppen. Auch sind in Abhängigkeit der konkreten Qualität der Prozesse, die zu einer Ratingeinschätzung geführt haben, Schwankungen bei der Ratingqualität möglich. Auch die im konkreten Fall eingesetzten Ressourcen, insbesondere die Qualifikation und Erfahrung der eingesetzten Personen, und die jeweils verfügbaren Daten beeinflussen die Qualität bzw. Evidenz einer konkreten Ratingeinschätzung. Ferner ist zu beachten, dass Schlussfolgerungen über die Qualität eines Ratingsystems als Ganzes erst dann getroffen werden können, wenn historischen Ratingdaten zur Verfügung stehen.

4.3 Schwächen empirisch-statistischer Verfahren und Repräsentativitätshypothese

Für die Weiterentwicklung von Ratingsystemen und die Verbesserung der Qualität der Ratings ist die Kenntnis der Schwächen üblicher empirisch-statistischer Insolvenzprognoseverfahren notwendig. Ein erster Problembereich dieser Ratingverfahren besteht darin, dass deren Anwendungsvoraussetzungen im einzelnen Anwendungsfall oft nicht kritisch geprüft werden. Von Bedeutung sind hier die sog. Repräsentativitätshypothesen, denen zufolge bei einer der Anwendung eines empirisch-statistischen, indirekten Ratingverfahrens sichergestellt werden muss, dass ein Unternehmen bezüglich der wesentlichen Risikofaktoren repräsentativ für die Grundgesamtheit sein muss, auf deren Basis das Ratingverfahren entwickelt wurde und dass die aktuellen bzw. historischen Ausprägungen der wesentlichen Risikofaktoren des Unternehmens möglichst erwartungstreue Schätzer für die zukünftigen Ausprägungen dieser Risikofaktoren sein sollten.

Geringe Verletzungen dieser Repräsentativitätshypothesen kann begegnet werden, beispielsweise dadurch, dass die Jahresabschlussdaten um die Auswirkungen außergewöhnlicher Risiken bereinigt werden. Je stärker die Repräsentativitätshypothesen verletzt werden, desto nützlicher wird die Anwendung simulationsbasierter und zukunftsorientierter Ratingprognosen auf Basis struktureller Modelle (siehe Abschnitt 4.4). Diese basieren auf der Monte-Carlo-Simulation, bei der ausgehend von einer Unternehmensplanung und einer stochastischen Modellierung denjenigen Risiken, die Planabweichungen auslösen können, ermittelt wird, welche zukünftige Entwicklung bei den Finanzkennzahlen eines Unternehmens zu erwarten ist – und welche risikobedingten Bandbreiten (Konfidenzintervalle) zu berücksichtigen sind.

Weitere Schwächen empirisch-statistischer Verfahren liegen in deren mangelhaften Fähigkeit, Insolvenzen erklären und quantitativ fundierte Handlungsempfehlungen zur Beeinflussung der individuellen Ausfallwahrscheinlichkeit geben zu können. Im Gegensatz zu strukturellen Modellen messen diese Verfahren zwar, welche Variablenkombinationen empirisch mit Ausfällen korrelieren, sie geben aber keine Kausalitäten wider, sondern generieren nur »statistisch optimal gewichtete Symptombeschreibungen«. Regelmäßig können sie deshalb durch ökonomisch unsinniges Verhalten manipuliert werden. Dies ist auch ein Grund dafür, neben dem Schutz geistigen Eigentums – insbesondere vor den Wettbewerbern¹ – oder der Verhinderung »selbsterfüllender Prognosen«², warum Banken ihre Schätzverfahren geheim halten wollen.

Strukturelle Modelle, die i.d.R. nur mit Simulationsverfahren analysiert werden können (siehe den folgenden Abschnitt), basieren hingegen auf vollständigen und widerspruchsfreien – und im Idealfall auch *realistischen* – ökonomischen Modellen. Die Eignung von Strukturmodellen, Handlungsanweisungen geben zu können, ist vor allem davon abhängig, wie »tief« die zugrunde liegenden Insolvenzursachen modelliert werden. Der eigene, stochastische Simulationsansatz basiert auf einer detaillierten Abbildung der Bilanzen, Gewinn- und Verlustrechnungen sowie Anlagespiegel und bietet somit viele Ansatzpunkte für die quantitativ fundierte Ableitung von Handlungsempfehlung zur Beeinflussung der individuellen Insolvenzwahrscheinlichkeit. Besonders deutlich wird dieser Vorteil der Simulationsmethodik, wenn es um die Bewertung und konsistente Berücksichtigung von gut planbaren, großen Veränderungen der Unternehmensstruktur geht, beispielsweise im Rahmen verschiedener Planungsalternativen. Solche Veränderungen könnten beispielsweise in der Aufnahme eines erheblichen Investitionskredits zum Erwerb eines Grundstücks und zur Errichtung einer neuen Produktionsanlage bestehen, in der geplanten Ausschüttung eines großen Barmittelbestands an die Eigentümer des Unternehmens usw.

Ferner bietet ein **modellbasiertes Vorgehen eine Reihe von weiteren Vorteilen** gegenüber herkömmlichen Insolvenzprognoseverfahren:

- Es können Insolvenzprognosen auch dann getroffen werden, wenn keine *Ausfalldaten* »ähnlicher« Unternehmen verfügbar sind.
- Es können Insolvenzprognosen getroffen werden, selbst wenn keine *historischen Daten* des untersuchten Unternehmens verfügbar sind, beispielsweise im Fall von Existenzgründungen, oder wenn die verfügbaren historischen Daten schlechte Schätzer für die erwartete zukünftige Entwicklung des Unternehmens darstellen, weil wesentliche strukturelle Änderungen (in der Bilanz, Gewinn- und Verlustrechnung, Anlagespiegel) des Unternehmens absehbar sind.

¹ Siehe Blöchliger, Leippold (2006, S.872) sowie Gleißner (2002).

² Siehe Küting, Weber (2004, S.350f.).

- Es ist eine getrennte Ausweisung der Insolvenzwahrscheinlichkeit nach Überschuldungs- und/oder Illiquiditätswahrscheinlichkeit möglich.
- Es können individuelle anstelle (rating-)klassenspezifischer Insolvenzprognosen getroffen werden.
- Es können individuelle Mehrjahresausfallprofile bestimmt werden.
- Es können die Konsequenzen alternativer Unternehmensstrategien für das Rating (Gläubigersicht) und zugleich den Unternehmenswert (Eigentümersicht) verglichen werden, wobei beide Bewertungen konsistent abgeleitet werden.

Als **Alternative** oder Ergänzung zu empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren können auch simulationsbasierte, direkte Ratingverfahren auf Basis struktureller Modelle genutzt werden, die in jedem Simulationslauf unmittelbar überprüfen, ob bei diesem Zukunftsszenario Überschuldung oder Illiquidität des Unternehmens vorliegt, sodass hier – ohne Bezug auf Finanzkennzahlen – unmittelbar die Bestimmung der Insolvenzwahrscheinlichkeit in der Zukunft möglich ist. Für die Beurteilung der Qualität vorhandener Ratingverfahren wird dabei zukünftig neben den traditionellen statistischen Verfahren (siehe Abschnitt 3) ein Hauptaugenmerk auf abgrenzbare Segmente von Unternehmen gelenkt werden, bei denen Fehleinschätzungen des Ratings häufig auftreten, was auf eine geringe Ratingqualität in diesen Segmenten hinweist. Unabhängig von Branchenzugehörigkeit und anderen allgemeinen Eigenschaften des Schuldners ist davon auszugehen, dass die Qualität eines traditionellen Ratingverfahrens sinkt, wenn wesentliche strukturelle Veränderungen eines Unternehmens in der Zukunft geplant sind – oder sogar schon realisiert wurden, sich aber in den letzten verfügbaren Jahresabschlüssen noch nicht niedergeschlagen haben. Gleiches gilt, wenn außergewöhnliche Risiken vorliegen. Gerade bestandsgefährdende Risiken lassen sich praktisch nie aus den Vergangenheitsdaten eines (noch lebenden) Unternehmens erkennen.

Für die Weiterentwicklung der Ratingverfahren ist es daher sinnvoll, den bisher existierenden Ratingverfahren geeignete **Expertensysteme vorzuschalten**, die Hinweise geben, wenn aufgrund der genannten Informationen eine niedrigere Ratingqualität zu erwarten ist. In diesen Fällen sollten zumindest ergänzend zu den traditionellen Ratingverfahren alternative Verfahren zum Einsatz kommen, speziell die erwähnten simulationsbasierten Ratingprognosen. Nur mit derartigen Verfahren ist es möglich, Insolvenzen theoriegestützt und konsistent zu erklären. Auch erlauben sie es, den Unternehmen aufzuzeigen, durch welche Maßnahmen ein Beitrag für die Stabilisierung des zukünftigen Ratings erreicht werden kann. Durch die aktive Ableitung von Empfehlungen, beispielsweise bezüglich des Risikotransfers, kann in diesen Fällen auch ein unmittelbarer Beitrag zur Reduzierung der Ausfallwahrscheinlichkeit geleistet werden.

4.4 Strukturelle Modelle und stochastische Ratingprognosen

Mit Hilfe einer stochastischen Unternehmensplanung, also dem Einsatz struktureller Unternehmensmodelle, die eine quantitative Berücksichtigung identifizierter Risiken zulassen, kann unmittelbar auf die Wahrscheinlichkeit der Überschuldung bzw. Zahlungsunfähigkeit eines Unternehmens geschlossen werden.¹

Bezüglich der angesprochenen Ratingprognosen auf Basis struktureller Modelle lassen sich mehrere Entwicklungsstufen unterscheiden: Im einfachsten Fall werden sog. »deterministische Ratingprognosen« erstellt. Bei diesen wird basierend auf der Unternehmensplanung die zukünftig zu erwartenden Ausprägungen derjenigen Kennzahlen berechnet, die für das (Finanz-)Rating maßgeblich sind. Hiermit wird eine Prognose der Ratingentwicklung berechnet, die auf der Annahme basiert, dass die Zukunftsentwicklung des Unternehmens tatsächlich den Planungen entspricht (»bedingte Ratingprognose«).

Der zweite Weiterentwicklungsschritt besteht in einer stochastischen kennzahlenbasierten Ratingprognose. Bei dieser wird in jedem Simulationslauf der Monte-Carlo-Simulation eine Ausprägung derjenigen Kennzahlen berechnet, die für das Rating maßgeblich sind, sodass als Ergebnis eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der zukünftigen Ratingentwicklung entsteht. Damit lassen sich die möglichen Bandbreiten der künftigen Ratingentwicklung ermitteln, die sich als Konsequenz der betrieblichen Risiken ergibt.

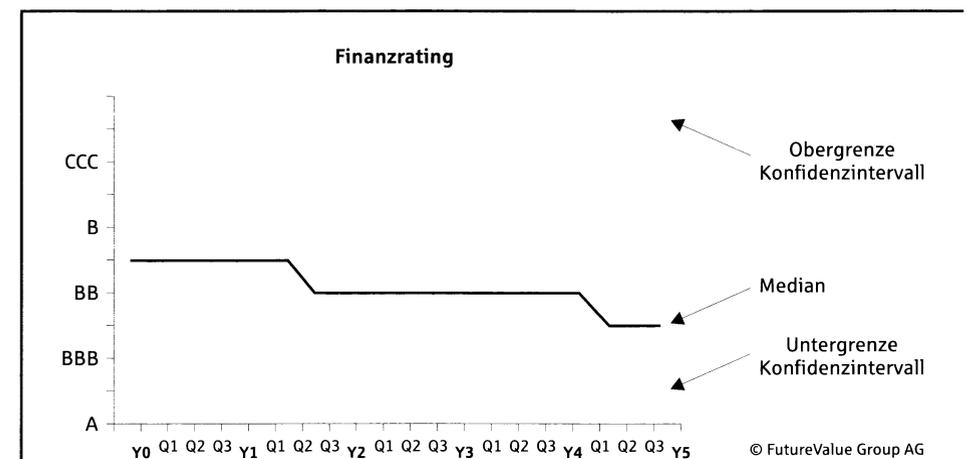
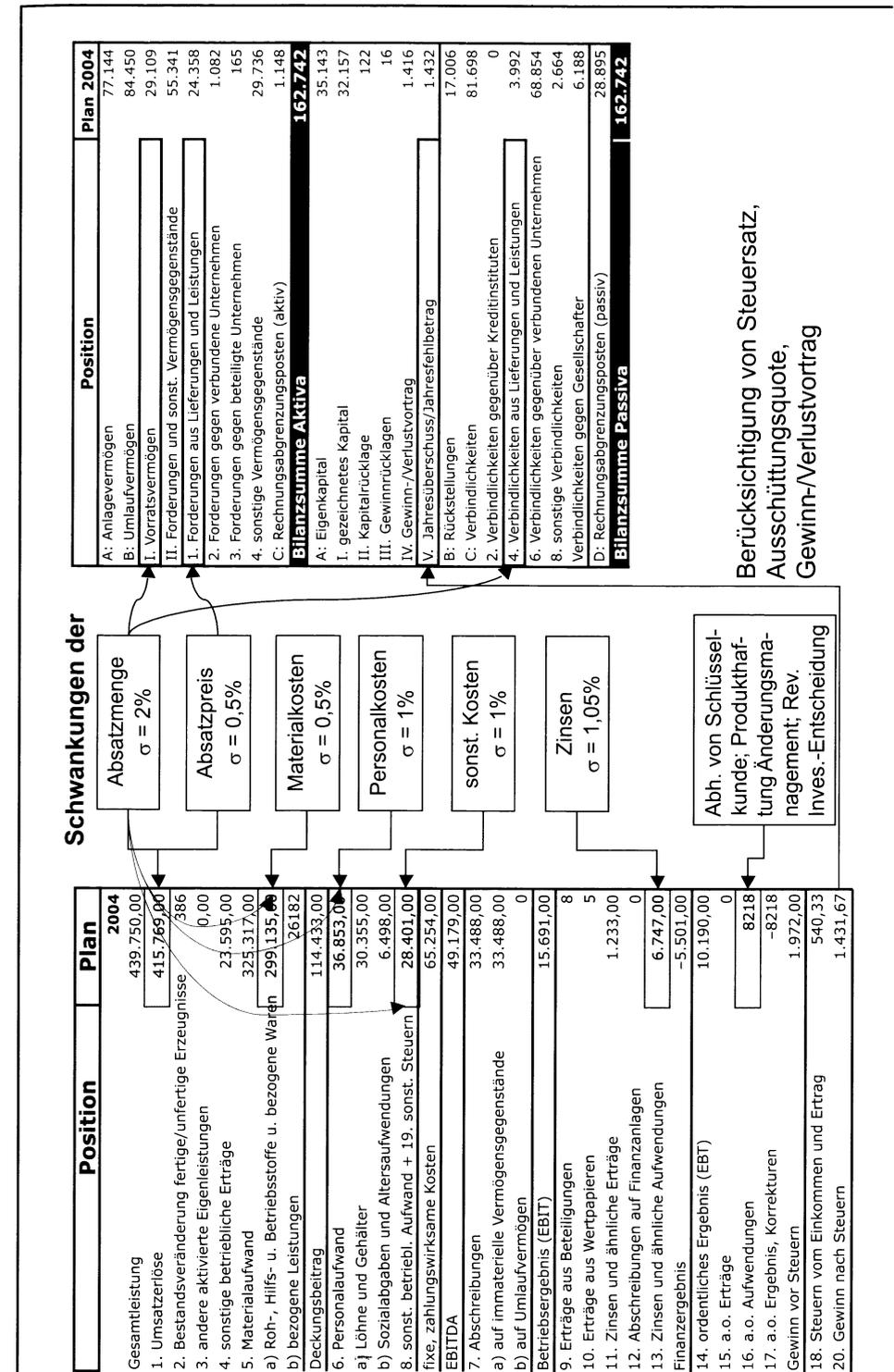


Abb. 22 Ratingprognose mit risikobedingten Bandbreiten

¹ Dieser theoretisch sinnvolle, aber in der Praxis der Kreditinstitute bisher wenig beachtete alternative Ansatz zur Fundierung von Ratings ist beispielsweise in der KMU-Risiko-management- und Ratingsoftware »Risiko-Kompass« implementiert, siehe www.risiko-kompass.de.

Bei der dritten Entwicklungsstufe, einer »simulationsbasierten, direkten Ratingprognose«, wird ein vom Ratingverfahren des Kreditinstituts völlig unabhängiges Rating abgeleitet, in dem unmittelbar die Wahrscheinlichkeit von Überschuldung und Illiquidität aus der Simulation abgeleitet wird. Unabhängig von der Ausprägung konkreter Finanzkennzahlen wird dabei in jedem einzelnen Simulationslauf überprüft, ob Überschuldung und/oder Illiquidität vorliegen, womit die Insolvenzwahrscheinlichkeit des Unternehmens direkt ermittelt und in eine Ratingnote umgerechnet werden kann.

Ausgangspunkt der Entwicklung solcher struktureller Insolvenzprognosemodelle ist zunächst die Erstellung einer Plan-Gewinn-und-Verlustrechnung und einer Planbilanz auf Basis der historischen Jahresabschlussanalyse mittels Fortschreibungsregeln. Anders als traditionelle softwaregestützte Unternehmensplanungsverfahren, ist dabei die Zuordnung der bewerteten Risiken zu den einzelnen Planwerten erforderlich.¹ Die Planpositionen werden durch geeignete Wahrscheinlichkeitsverteilungen beschrieben.



Berücksichtigung von Steuersatz, Ausschüttungsquote, Gewinn-/Verlustvortrag

1 Siehe Gleißner (2002).

Abb. 23 Unternehmensmodell als Basis der Ratingprognose

Nicht direkt zuordenbare, außerordentliche Schadenswirkungen von Risiken, z.B. Haftpflichtfälle, werden in der Position »außerordentliches Ergebnis« zusammengefasst. Auf diese Weise können mittels Risikoaggregationsverfahren Bandbreiten für die wichtigsten Plangrößen – beispielsweise das Betriebsergebnis, den Jahresüberschuss oder den Eigenkapitalbestand zu Periodenende – berechnet werden.

Mit den Angaben über die Risiken, die sich an unterschiedlichen Stellen der GuV und Bilanz auswirken, werden mittels einer Monte-Carlo-Simulation mehrere Tausend mögliche Zukunftsszenarien generiert und deren Auswirkungen auf das Unternehmen bestimmt. So lässt sich auch der risikobedingte Eigenkapitalbedarf für eine angestrebte Ratingstufe berechnen oder die Wahrscheinlichkeit ermitteln, mit der das Unternehmen innerhalb des gewählten Betrachtungszeitraums illiquide wird und/oder das tatsächlich vorhandene Eigenkapital vollständig verbraucht. Aus der relativen Häufigkeit der Szenarien, in denen das Unternehmen während der Simulationen insolvent wurde, lässt sich die Ausfallwahrscheinlichkeit direkt ermitteln. Streng genommen lassen sich durch die Simulationen zwar nur zufallsbehaftete Schätzer für die »wahre«, d.h. durch die Modellannahmen implizierte Ausfallwahrscheinlichkeit bestimmen. Durch eine immer weitere Erhöhung der Anzahl der Simulationsschritte ließe sich die »wahre Ausfallwahrscheinlichkeit« aber theoretisch beliebig genau ermitteln – und bereits bei mehreren 10 000 Simulationsläufen lässt sich die wahre Ausfallwahrscheinlichkeit mit einer für die meisten Anwendungsfälle ausreichenden Genauigkeit bestimmen.¹

Im sog. »Risikockockpit« eines derartigen Simulationsmodells können neben dem Risikoinventar die ermittelten Werte der Simulation in komprimierter Form übersichtlich als Kennzahlen und anhand von Grafiken anschaulich dargestellt werden (siehe Abbildung 24).

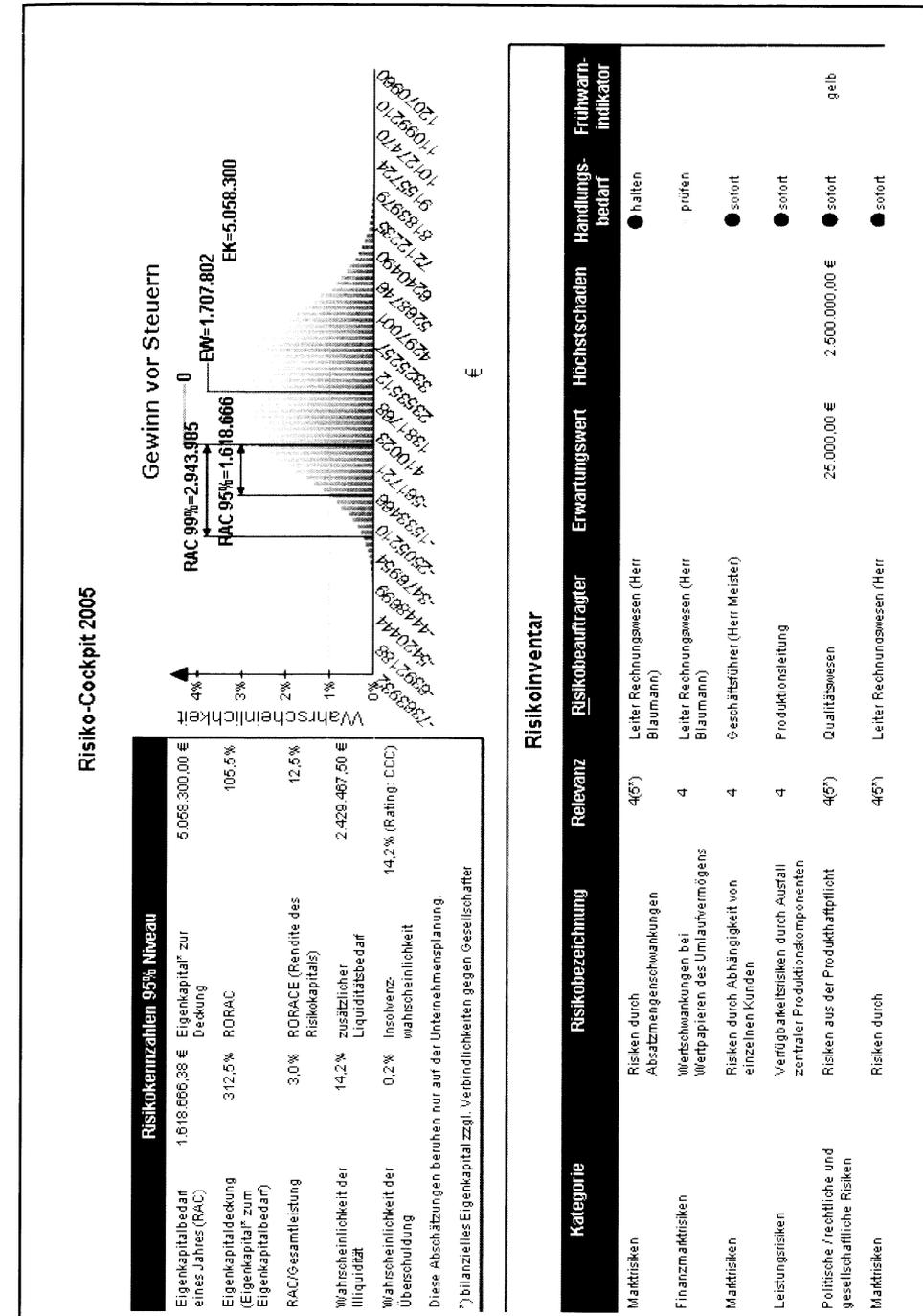


Abb. 24 Risikockockpit mit Informationen simulierter Ausfallwahrscheinlichkeit¹

1 Siehe Bemann (2007, S.109ff).

1 Aus: Software »Risiko-Kompass plus Rating«.

5 Strukturelle (simulationsbasierte) Ratingverfahren zur Verbesserung der Ratingevidenz

Im Folgenden wird aufgezeigt, welche Konsequenzen sich ergeben, wenn von einer eingeschränkten Anwendbarkeit des (allgemeinen) empirisch-statistischen Ratingverfahrens auszugehen ist. Die erforderlichen Konsequenzen sind dabei abhängig davon, welche der in Abschnitt 4.3 genannten Repräsentativitätshypothesen verletzt sind. Im Allgemeinen kann von folgenden Überlegungen ausgegangen werden:

1. Verletzung der Repräsentativität des Unternehmens für die Grundgesamtheit:

Aufgrund der Erkenntnisse aus Voruntersuchungen ist davon auszugehen, dass in Anbetracht der spezifischen Eigenschaften des betrachteten Unternehmens (z.B. Größe, Branchenzugehörigkeit etc.) eine niedrige Qualität der Ratingeinschätzung durch das verwendete Ratingverfahren zu erwarten ist. Sofern diese Bedingung zutrifft, ist entweder

- mit empirischen Ausfalldaten kalibriertes Spezialratingverfahren, beispielsweise für Immobiliengesellschaften statt für »normale« Unternehmenskunden, zu wählen oder, falls ein solches nicht verfügbar ist, ist
- ein unternehmensspezifisches Modell, d.h. ein simulationsbasiertes Ratingverfahren zu erstellen.

2. Fehlende Repräsentativität der Vergangenheitsdaten:

In diesem Fall haben sich wesentliche strukturelle Charakteristika des Unternehmens geändert. Dies kann insbesondere der Fall sein, wenn das Unternehmen

- sehr stark gewachsen ist,
- die Wertschöpfungskette wesentlich geändert wurde (z.B. durch Outsourcing),
- neue Geschäftsbereiche (Produkt-Markt-Kombinationen) aufgenommen oder alte aufgegeben wurden oder
- grundlegende Veränderungen des Unternehmens durch Unternehmenszusammenschlüsse zu verzeichnen waren.

In diesen Fällen sind die historischen Daten des Unternehmens wenig aussagefähig für die künftige Entwicklung. Auch hier ist eine direkte Berechnung eines zukunftsorientierten Ratings auf Basis struktureller Modelle erforderlich, die explizit die Veränderungen des Unternehmens durch die Erfassung der Zukunftsplanung und die damit verbundenen Risiken berücksichtigen.

3. Fehlende Repräsentativität der Risikowirkung:

Grundsätzlich zeigen sich im letzten Jahresabschluss, und damit in den Finanzkennzahlen für das Rating, immer genau diejenigen Risiken, die zufällig im letzten Jahr tatsächlich eingetreten sind. Damit wird die Ertragslage des Unternehmens zufällig positiv oder negativ beeinflusst. Außer-

gewöhnliche Risikowirkungen können zwar prinzipiell korrigiert werden, indem die durch sie ausgelösten Ergebniseffekte beseitigt werden (Jahresabschlussbereinigung) – vorausgesetzt, die hierfür benötigten Angaben lassen sich den Jahresabschlüssen entnehmen bzw. durch Befragung direkt vom Unternehmen in Erfahrung bringen. Doch selbst dann lässt sich mit diesem Vorgehen nur der Erwartungswert der künftigen Ergebnisse des Unternehmens bestimmen – nicht jedoch die hiermit verbundenen Risiken.

Die folgende Grafik (Abb. 25) zeigt das Zusammenspiel zwischen traditionellem »indirekten Ratings« (empirisch-statistisches Verfahren), die auf einer statistischen Analyse einer Grundgesamtheit von Insolvenzfällen basieren, den drei genannten Repräsentativitätshypothesen und den »simulationsbasierten Ratingprognosen«.

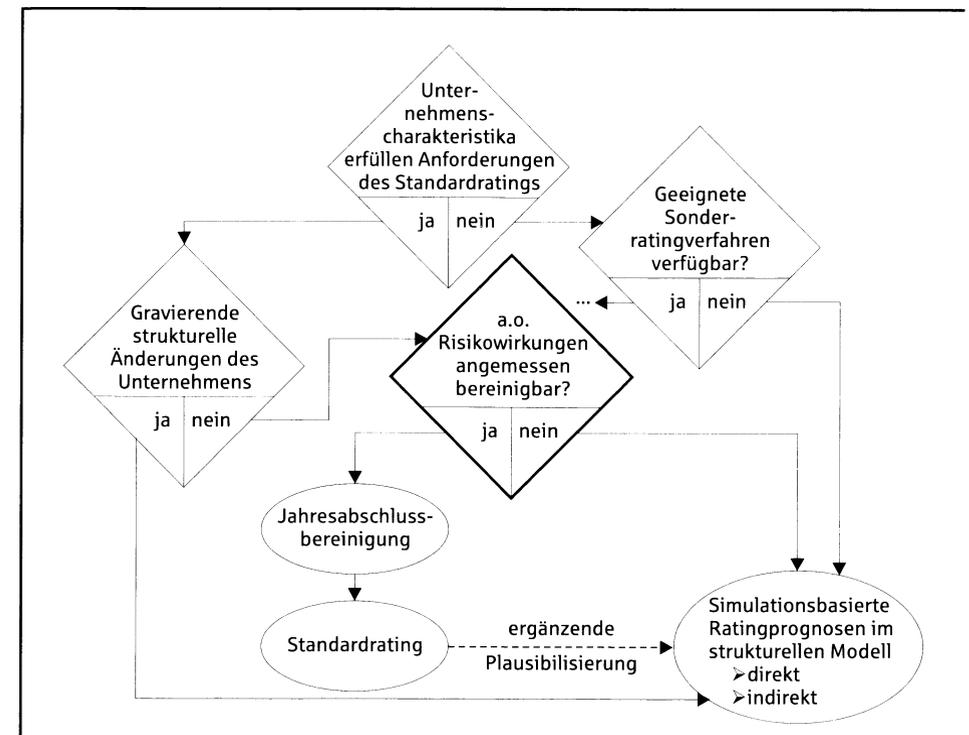


Abb. 25 Expertensystem mit alternativen Ratingmodellen

Insgesamt lässt sich erkennen, dass die traditionellen indirekten Ratingverfahren also empirisch-statistischen Insolvenzprognoseverfahren auf Basis statistischer Analysen den Charakter eines »im Mittel geeigneten« Basisratings haben. Eine Verbesserung der Qualität eines konkreten Ratings ist jedoch möglich, wenn identifizierte Probleme – die Verletzungen der genannten Repräsentativitätshypothesen – zunächst explizit durch ein dem Rating vor-

geschaltetes »Expertensystem« erkannt und dann durch ein zusätzliches oder alternatives Ratingverfahren begegnet werden.

6 Fazit

Ziel des vorliegenden Beitrags war es, Ansatzpunkte für die Weiterentwicklung von Ratingverfahren aufzeigen. Nachgewiesenermaßen können zwar mit empirisch-statistischen Verfahren Insolvenzen mit hoher Treffsicherheit prognostiziert werden. Auch sind sie überwiegend methodisch sehr einfach und durch einen geringen Inputbedarf gekennzeichnet. Durch die standardisierte und transparente Nutzbarmachung empirischer Daten unterliegen sie nicht den Irrationalitäten menschlichen Lernverhaltens und institutionellen Fehlanreizen, die zu der geringen Schätzgüte menschlicher Insolvenzprognosen führen.

Wurden die Modelle kalibriert und liegen die benötigten Inputdaten vor, kann die Abgabe der Insolvenzprognosen auch nahezu vollständig automatisiert und damit praktisch *kostenfrei* und ohne Zeitverzug erfolgen.

Der Beitrag zeigt aber auch, dass klar unterschieden werden sollte zwischen der Qualität eines Ratingverfahrens als Ganzem (bzw. der durchschnittlichen Qualität der Einzelratings) und der konkreten Qualität eines individuellen Ratings. Letzteres hängt neben der Qualität des Ratingverfahrens auch von den konkreten Umständen bei der Erstellung eines Unternehmensratings ab (z.B. von der Qualifikation der eingesetzten Mitarbeiter und vor allem von der Verfügbarkeit von Daten) und dem Grad der Erfüllung bestimmter Anforderungen, die die Anwendbarkeit eines statistisch abgeleiteten Ratingverfahrens implizit erfordert. Von Bedeutung sind hier die sog. Repräsentativitätshypothesen, denen zufolge bei einer Anwendung einer statistischen, indirekten Ratingverfahrens sichergestellt werden muss, dass

- ein Unternehmen bezüglich der wesentlichen Insolvenz verursachenden Gesetzmäßigkeiten repräsentativ für die Grundgesamtheit ist, mit Hilfe derer das Ratingverfahren entwickelt wurde,
- die Historie des Unternehmens repräsentativ für die Zukunft ist und
- die zufälligen Risikoauswirkungen auf den letzten betrachteten Jahresabschluss repräsentativ für zukünftig zu erwartende Auswirkungen von Risiken sind.

Geringen Verletzungen dieser Repräsentativitätshypothesen kann begegnet werden, beispielsweise durch die Bereinigung von Jahresabschlussdaten (zur Eliminierung außergewöhnlicher Risikowirkungen). Je stärker die Repräsentativitätshypothesen verletzt werden, desto eher wird die Anwendung simulationsbasierter und zukunftsorientierter Ratingprognosen erforderlich. Diese basieren auf der Monte-Carlo-Simulation, bei der ausgehend von der Unternehmens-

planung und denjenigen Risiken, die Planabweichungen auslösen können, berechnet werden kann, welche zukünftige Entwicklung bei den Finanzkennzahlen eines Unternehmens zu erwarten ist – und welche risikobedingten Bandbreiten nach oben und unten (Konfidenzintervalle) zu berücksichtigen sind.

Als Alternative oder Ergänzung können zudem simulationsbasierte, direkte Ratingverfahren genutzt werden, die in jedem Simulationslauf unmittelbar überprüfen, ob bei diesem Zukunftsszenario Überschuldung oder Illiquidität des Unternehmens vorliegt, sodass hier – ohne Bezug auf Finanzkennzahlen – unmittelbar die Bestimmung der Insolvenzwahrscheinlichkeit in der Zukunft möglich ist. Für die Beurteilung der Qualität vorhandener Ratingverfahren wird dabei zukünftig neben den traditionellen statistischen Analysen, wie sie in Abschnitt 3 beschrieben worden sind, ein Hauptaugenmerk auf abgrenzbare Segmente von Unternehmen gelenkt werden, bei denen Fehleinschätzungen des Ratings besonders häufig auftreten. Dies zeigt natürlich eine in diesem Segment geringe Qualität des Ratings. Unabhängig von Branchenzugehörigkeit und anderen allgemeinen Charakteristika ist grundsätzlich davon auszugehen, dass die Qualität eines traditionellen Ratingverfahrens sinkt, wenn wesentliche strukturelle Veränderungen eines Unternehmens in der Zukunft vorgesehen sind (oder schon realisiert wurden) und außergewöhnliche Risiken vorliegen.

Für die Weiterentwicklung der Ratingverfahren ist es daher sinnvoll, den bisher existierenden Ratingverfahren geeignete Expertensysteme vorzuschalten, die Hinweise geben, wenn aufgrund der genannten Informationen eine niedrigere Ratingqualität zu erwarten ist. In diesen Fällen sollten zumindest ergänzend zu den traditionellen empirisch-statistischen Ratingverfahren neue Verfahren zum Einsatz kommen, speziell die erwähnten simulationsbasierten Ratingprognosen. Diese bieten neben der Verbesserung der Qualität der Ratingeinschätzung einen weiteren zentralen Vorteil: Durch theoretische Fundierung ist es möglich, Firmenkunden auch aufzuzeigen, durch welche Maßnahmen ein Beitrag für die Stabilisierung des zukünftigen Ratings erreicht werden kann. Durch die aktive Ableitung von Empfehlungen (z.B. bezüglich des Risikotransfers) kann auf diese Weise auch ein unmittelbarer Beitrag zur Reduzierung der Ausfallwahrscheinlichkeit von Unternehmen geleistet werden.

Literaturverzeichnis

- Altman, E. (1968); Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, in: The Journal of Finance, Vol. 23, No. 4, S.589–609.
- Altman, E./Rijken, H. (2004); How rating agencies achieve rating stability, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 28, S.2679–2714.
- Altman, E./Saunders, A. (1998); Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, in: Journal of Banking & Finance, Heft 21, S.1721–1742.

- Amato, J.D./Furfine, C.H. (2004); Are Credit ratings procyclical?, in: *Journal of Banking & Finance*, Heft 28, S.2641–2677.
- Baetge, J./Dossmann, C./Kruse, A. (2000); Krisendiagnose mit Künstlichen Neuronalen Netzen, in: Hauschildt J./Leker J. (Hrsg.): *Krisendiagnose durch Bilanzanalyse*, 2. Auflage.
- Baetge, J./Kirsch, H.J./Thiele, S. (2001); *Bilanzen*, Düsseldorf 2001.
- Balcaen, S./Oohge, H. (2004); Alternative Methodologies in Studies on Business Failure: Do they produce better results than the classics statistical methods?, in: *Vlerick Leuven Gent Working Paper Series 2004/16*.
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (1999); *Credit Risk Modelling: Current Practices and Applications*, Diskussionspapier, Bank für internationalen Zahlungsausgleich (BIS).
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (2000a); *Range of Practice in Banks' Internal Ratings Systems*, Diskussionspapier, Publication No. 66.
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (2000b); *Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information*, Newsletter No. 3.
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (2004); *Internationale Konvergenz der Kapitalmessung und Eigenkapitalanforderungen, überarbeitete Rahmenvereinbarung*.
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (Hrsg.) (2000a); *Range of Practice in Banks' Internal Ratings Systems*, Diskussionspapier, Bank für internationalen Zahlungsausgleich (BIS).
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (Hrsg.) (2000b); *Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information*, Working Paper No. 3, Bank für internationalen Zahlungsausgleich (BIS).
- Bemmann, M. (2005); *Verbesserung der Vergleichbarkeit von Schätzgüteregebnissen von Insolvenzprognosestudien*, in: *Dresden Discussion Paper Series in Economics 08/2005*, <http://ideas.repec.org/p/wpa/wuwpfi/0507007.html>, 2005.
- Bemmann, M. (2007); *Entwicklung und Validierung eines stochastischen Simulationsmodells für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen*, zugelassene Dissertation, TU Dresden, TUD press Dresden, 2007.
- Bemmann, M./Gleißner, W./Leibbrand F. (2006); *Das Risikoring – ein Ansatz zur Erfassung originärer Unternehmensrisiken*, in: *Hirschmann, Stefan/Romeike, Frank (Hrsg.), Rechts- und Haftungsrisiken im Unternehmensmanagement*, S.163–183, Köln 2006.
- Blöchliger, A./Leippold, M. (2006); *Economic Benefit of Powerful Credit Scoring*, in: *Journal of Banking & Finance*, Heft 20, S.59–85.
- Blum, U./Gleißner, W./Leibbrand, F. (2005); *Stochastische Unternehmensmodelle als Kern innovativer Ratingsysteme*, in: *IWH-Diskussionspapiere*, November 2005, Nr.6.
- Blume, M./Lim, F./MacKinlay, C. (1998); *The Declining Credit Quality of U.S. Corporate Debt: Myth or Reality?*, in: *The Journal of Finance*, Vol. 53, S.1389–1413.
- Cantor, R./Mann, C. (2003); *Measuring the Performance of Corporate Bond Ratings*, Special Comment, Report #77916, Moody's Investor's Service, 04/2003.
- Carey, M./Hrycay, M. (2001); *Parameterizing credit risk models with rating data*, in: *Journal of Banking & Finance*, Bd.25 (1), S.197–270.
- Deutsche Bundesbank (Hrsg.) (1999); *Zur Bonitätsbeurteilung von Wirtschaftsunternehmen durch die Deutsche Bundesbank*, in: *Monatsbericht Januar 1999*, S.51–64.
- Deutsche Bundesbank (Hrsg.) (2003); *Validierungsansätze für interne Ratingsysteme*, in: *Monatsbericht September 2003*.
- Deutsche Bundesbank (Hrsg.) (2004); *Beurteilung der Bonität von Unternehmen durch die Deutsche Bundesbank im Rahmen der Refinanzierung deutscher Kreditinstitute*, Frankfurt am Main.
- Deutsche Vereinigung für Finanzanalyse (Hrsg.) (2003); *Empfehlungen zur Ermittlung prognosefähiger Ergebnisse*, in: *Der Betrieb*, Bd.56 (36), S.1913–1917.

- Deutsche Vereinigung für Finanzanalyse, *Kommission Rating Standards (Hrsg.) (2001); DVFA – Rating Standards, Transparenz für das Unternehmensrating*, in: *Finanz Betrieb 04/2001 (Beilage)*, S.2–15.
- Deutsche Vereinigung für Finanzanalyse, *Kommission Rating Standards, Arbeitskreis 2 »Validierung« (Hrsg.) (2004); DVFA – Validierungsstandards*, in: *Finanz Betrieb 09/2004*, S.596–601.
- Dietrich R. (1984); *Discussion of Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*, in: *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, S.83–86.
- Dimitras, A.I./Zanakis, S.H./Zopounidis, C. (1996); *A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications*, in: *European Journal of Operational Research 90*, S.487–513.
- DVFA; siehe Deutsche Vereinigung für Finanzanalyse und Asset Management.
- Dwyer, D. (2005); *Examples of Overfitting Encountered When Building Private Firm Default Prediction Models*, Moody's KMV Company.
- Dwyer, D./Kocagil, A./Stein, R. (2004); *The Moody's KMV RiskCalc v3.1 Model: Next-Generation Technology for Predicting Private Firm Credit Risk*, Moody's KMV.
- Eigermann, J. (2001); *Quantitative Credit-Ratingverfahren in der Praxis*, in: *Finanz Betrieb 10/2001*, S.521–529.
- Elton, E.J./Gruber, M.J./Agrawal, D./Mann, C. (2001); *Explaining the Rate Spread on Corporate Bonds*, in: *Journal of Finance*, Bd.46 (1), S.247–277.
- English W./Nelson W. (1998); *Bank Risk Rating of Business Loan*, in: *Board of Governors of the Federal Reserve System Research Paper Series – FEDS Papers*, No. 98–51.
- Erxleben, K./Baetge, J./Feidicker, M./Koch, H., Krause/C., Mertens, P. (1992); *Klassifikation von Unternehmen. Ein Vergleich von Neuronalen Netzen und Diskriminanzanalyse*, in: *Zeitschrift für Betriebswirtschaft (ZfB)*, Bd.62 (11), S.1237–1262.
- Escott, P./Glormann, F./Kocagil, A. (2001); *Moody's Risk Calc™ für nicht börsennotierte Unternehmen: das deutsche Modell*, in: *Moody's Investors Service*, New York.
- Everling, O. (2004); *Bankenrating – Kreditinstitute auf dem Prüfstand*, Gabler Verlag Wiesbaden.
- Everling, O./Gleißner, W. (2004); *Ratingevidenz: Die Qualität von Ratingnoten*, in: *Kredit & Rating Praxis*, Heft 4, S.22–24.
- Falkenstein, E./Boral, A./Carty, L. (2000); *RiskCalc for Private Companies: Moody's Default Model*, in: *Global Credit Research*, May 2000.
- Falkenstein, E./Boral, A./Kocagil, A.E. (2000); *RiskCalc™ for Private Companies II: More Results and the Australian Model*, Moody's Investors Service Special Comment.
- Fischer, A. (2004); *Qualitative Merkmale in bankinternen Ratingsystemen: eine empirische Analyse zur Bonitätsbeurteilung von Firmenkunden*, zugelassene Dissertation, Universität Münster, Uhlenbruch Verlag, Bad Soden am Taunus.
- Fons, J./Viswanathan, J. (2004); *A User's Guide to Moody's Default Predictor Model: an Accounting Ratio Approach*, Moody's Investors Service.
- Frerichs, H./Wahrenburg, M. (2003); *Evaluating internal credit rating systems depending on bank size*, Working Paper Series: Finance & Accounting, Heft 115.
- Fritz, S./Hosemann, D. (2000); *Restructuring the Credit Process: Behaviour Scoring for German Corporates*, in: *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Bd.9, S.9–21.
- Frydman, H./Altman, E./Kao, D.-L. (1985); *Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress*, in: *The Journal of Finance*, Vol. 40, No. 1, S.269–291.
- Füser, K. (2001); *Intelligentes Scoring und Rating*. Wiesbaden 2001.
- Füser, K./Gleißner, W. (2005); *Rating-Lexikon – 800 Stichwörter mit Fakten und Checklisten rund um Basel II*, München 2005.

- Gemünden, H. G. (2000); Defizite der empirischen Insolvenzforschung, in: Hauschildt, J. (Hrsg.): Krisendiagnose durch Bilanzanalyse. 2. neu bearbeitete und erweiterte Auflage, Köln: Dr. Otto Schmidt KG, S. 144–167.
- Gleißner, W. (2002); Wertorientierte Analyse der Unternehmensplanung auf Basis des Risikomanagements, in: Finanz Betrieb, Heft 7/8, S. 417–427.
- Gleißner, W./Leibbrand, F. (2004); Indikatives Rating und Unternehmensplanung als Grundlage für eine Ratingstrategie, in: Achleitner, A.-K./Everling, O. (Hrsg.), Praxishandbuch Rating, Antworten auf die Herausforderung Basel II, S. 369–411, Wiesbaden 2004.
- Graw, H./Keller, C.U. (2004); Bilanzmanipulation, in: Kredit und Rating Praxis, 01/2004, S. 27–31.
- Grunert, J./Norden, L./Weber, M. (2005); The role of non-financial factors in internal credit ratings, in: Journal of Banking and Finance, Bd. 29, S. 509–531.
- Gujarati, D. (1999); Basic Econometrics, 4. Auflage, The McGraw-Hill Companies, Boston.
- Günther, T./Grüning, M. (2000); Einsatz von Insolvenzprognoseverfahren bei der Kreditwürdigkeitsprüfung im Firmenkundenbereich, in: Die Betriebswirtschaft, Heft 1, 2000, S. 39–59.
- Günther, T./Hübl, G./Niepel, M. (2000); Insolvenzprognose anhand unterjähriger Unternehmensdaten, DStR 2000, S. 346–352.
- Härdle, W./Moro, R.A./Schäfer, D. (2004); Ratings Companies with Support Vector Machines, in: DIW Berlin Discussion Papers 114, S. 1–34.
- Hartmann-Wendels, T./Lieberoth-Leden, A./Mählmann, T./Zunder, L. (2005); Entwicklung eines Ratingsystems für mittelständische Unternehmen und dessen Einsatz in der Praxis, in: Zfbf, Sonderheft 52, S. 1–29.
- Hauschildt, J. (2000); Vorgehensweise der statistischen Insolvenzdiagnose, in: Hauschildt, J., Leker, J. (Hrsg.) (2000): »Krisendiagnose durch Bilanzanalyse«, 2. Auflage, Verlag Dr. Otto Schmidt KG, Köln, S. 119–143.
- Hayden, E. (2002); Modeling an Accounting-Based Rating System for Austrian Firms, zugelassene Dissertation, Universität Wien.
- Hayden, E. (2003); Are Credit Scoring Models Sensitive With Respect to Default Definitions? Evidence from the Austrian Market, Working Paper, Universität Wien.
- Kealhofer, S. (2003); Quantifying Credit Risk I: Default Prediction, in: Financial Analysts Journal, Vol. 59, S. 30–44.
- Keasey, K./Watson, R. (1991); Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness, in: British Journal of Management, Heft 2, S. 89–102.
- Knief, P. (2002); Unterjährige betriebswirtschaftliche Auswertungen in künftigen Rating-Verfahren, in: Betriebswirtschaftliche Blätter, 51. Jahrgang, S. 426–432.
- Kocagil, A.E./Imming, R./Glormann, F./Escott, P. (2003); RiskCalc™ For Private Companies: The Austrian Model, Moody's KMV, Modeling Methodology, 2003.
- Kütting, K./Weber, C. (2004); Die Bilanzanalyse, Lehrbuch zur Beurteilung von Einzel- und Konzernabschlüssen, Schäffer-Poeschel-Verlag, Stuttgart.
- Lehmann, B. (2003); Is It Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating, EFMA 2003 Helsinki Meetings, 04/2003.
- Martin, D. (1977); Early Warning of Bank Failure, a Logit Regression Approach, in: Journal of Banking & Finance, Bd. 1, S. 249–276.
- Mossman, C.E./Bell, G.G./Swartz, L.M./Turtle, H. (1998); An empirical analysis of bankruptcy models, in: Financial Review, Bd. 33, S. 35–53.
- Norden, L./Weber, M. (2005); Möglichkeiten und Grenzen der Bewertung von Rating-systemen durch Markt und Staat, in: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, Sonderausgabe, Bd. 52, S. 31–54.
- OeNB; siehe Österreichische Nationalbank.
- Ohlson, J. (1980); Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, in: Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1 S. 109–131.
- Österreichische Nationalbank (Hrsg.) (2004 a); Ratingmodelle und -validierung, Leitfadensreihe zum Kreditrisiko, Wien.
- Österreichische Nationalbank (Hrsg.) (2004 b); Kreditvergabeprozess und Kreditrisikomanagement, Leitfadensreihe zum Kreditrisiko, Wien.
- Österreichische Nationalbank (Hrsg.) (2004 c); Neue quantitative Modelle der Bankenaufsicht, Leitfadensreihe zum Kreditrisiko, Wien.
- Plattner, D. (2002); Warum Firmen Pleite machen. Der Einfluss finanzieller Kennziffern und anderer Faktoren auf die Insolvenzwahrscheinlichkeit kleiner und mittlerer Unternehmen, in: KfW-Beiträge Nr. 28, S. 37–54.
- Romeike, F./Wehrspohn, U. (2004); Marktstudie – Rating-Software für Unternehmen, Köln 2004.
- S&P; siehe Standard and Poor's.
- Scheule, H. (2003); Prognose von Kreditausfallrisiken, zugelassene Dissertation, Universität Regensburg, Uhlenbruch Verlag.
- Standard and Poor's (Hrsg.) (2003 a); Ratings Performance 2002, Default, Transition, Recovery, and Spreads, Special Report 02/2003, The McGraw Hills Companies, 2003.
- Standard and Poor's (Hrsg.) (2003 b); Corporate Ratings Criteria, The McGraw Hills Companies, 2003.
- Treacy, W./Carey, M. (1998); Credit risk rating at large U.S. banks, in: Federal Reserve Bulletin, November 1998, S. 897–921.
- ULD; siehe Unabhängiges Landeszentrum für Datenschutz Schleswig-Holstein.
- Unabhängiges Landeszentrum Für Datenschutz Schleswig-Holstein (Hrsg.) (2006); Scoringsysteme zur Beurteilung der Kreditwürdigkeit – Chancen und Risiken für Verbraucher.
- Weber, M./Krahen, J.P./Voßmann, F. (1999); Risikomessung im Kreditgeschäft: eine empirische Analyse bankinterner Ratingverfahren, in: Gebhard, G. (Hrsg.) (1999), Rechnungswesen und Kapitalmarkt, Verlagsgruppe Handelsblatt, Düsseldorf, S. 117–142, 1999.
- White, L.J. (2001); »The Credit Rating Industry: An Industrial Organization Analysis«, New York University, Center for Law and Business, Research Paper No. 01–001, 04/2001.
- Wilcox, J.W. (1976); The Gamblers Ruin Approach to Business Risk, in: Sloan Management Review, Bd. 18 (1), S. 33–46.
- Yatchew, A. (1998); Nonparametric Regression Techniques in Economics, in: Journal of Economic Literature, Bd. 36, S. 669–721.