

# Neue quantitative Modelle der Bankenaufsicht



**Medieninhaber (Verleger):**

Oesterreichische Nationalbank (OeNB)  
1090 Wien, Otto-Wagner-Platz 3  
Finanzmarktaufsicht (FMA)  
1090 Wien, Praterstraße 23

**Hersteller:**

Oesterreichische Nationalbank

**Für den Inhalt verantwortlich:**

Gerhard Coosmann, Doris Datschetzky, Evgenia Glogova, Markus Hameter,  
Evelyn Hayden, Andreas Höger, Johannes Turner, (alle OeNB)  
Jürgen Bauer, Wolfgang Errath, Stephan Unterberger (alle FMA)

**Grafische Gestaltung:**

Peter Buchegger, Sekretariat des Direktoriums/Öffentlichkeitsarbeit (OeNB)

**Satz, Druck und Herstellung:**

Oesterreichische Nationalbank, Hausdruckerei

**Verlags- und Herstellungsort:**

1090 Wien, Otto-Wagner-Platz 3

**Rückfragen:**

Oesterreichische Nationalbank  
Finanzmarktaufsicht (FMA)

**Sekretariat des Direktoriums/Öffentlichkeitsarbeit**

Wien 9, Otto-Wagner-Platz 3  
Postanschrift: Postfach 61, A-1011 Wien  
Telefon: 01/404 20 DW 6666  
Telefax: 01/404 20 DW 6696

**Nachbestellungen:**

Oesterreichische Nationalbank  
Abteilung für Post- und Aktenwesen  
Wien 9, Otto-Wagner-Platz 3  
Postanschrift: Postfach 61, A-1011 Wien  
Telefon: 01/404 20 DW 2345  
Telefax: 01/404 20 DW 2398

**Internet:**

<http://www.oenb.at>  
<http://www.fma.gv.at>

**Papier:**

Salzer Demeter, 100% chlorfrei gebleichter Zellstoff, säurefrei, ohne optische Aufheller

DVR 0031577

Wien 2004

# Vorwort

Ein vertrauenswürdiger, finanziell gesunder Bankensektor stellt einen bedeutenden Grundpfeiler für die Stabilität und das wirtschaftliche Wachstum eines Landes dar. Aus diesem Grund ist die Prüfung der finanziellen Beschaffenheit der Banken ein wichtiges Anliegen aller Regulatoren weltweit. Zur Erreichung dieses Ziels ist der Ansatz der Aufsichtsbehörden – selbst innerhalb der EU – ein sehr unterschiedlicher, teilweise begründet in der Struktur der Aufsichtsbehörden aber vor allem auch in der Struktur des Finanzplatzes (insbesondere der Anzahl der Banken). Da Vor-Ort Prüfungen sehr ressourcen- und zeitintensiv sind und aufgrund der in Österreich sehr hohen Bankendichte nicht in hoher Frequenz durchgeführt werden können, spielt hierzulande die Off-Site Analyse eine wichtige Rolle im Aufsichtsprozess. Die Oesterreichische Nationalbank (OeNB) und die Finanzmarktaufsichtsbehörde (FMA) legen daher auf die Entwicklung und den Einsatz moderner, ausgereifter Off-Site Analysemodelle großen Wert, um letztlich auch den Ressourceneinsatz beider Häuser optimal steuern zu können.

Die bisher im Einsatz stehenden Analyseinstrumente leisteten in der Vergangenheit gute Dienste und bleiben in leicht veränderter Form auch weiterhin bestehen. Die Fokussierung auf eine risikobasierte Aufsicht machte es allerdings notwendig sich in Teilbereichen auf die Einzelrisiken per se zu konzentrieren und daher auch die Off-Site Analyse unter risikobasierten Aspekten zu überdenken und auszubauen.

So entschlossen sich OeNB und FMA, gemeinsam mit universitärer Unterstützung die österreichische Analyselandschaft grundlegend weiterzuentwickeln. Eine Beschreibung der neuen Kernbereiche findet sich in diesem Heft, eine detaillierte Aufstellung zur gesamten Analyselandschaft folgt mit Beginn des nächsten Jahres.

Unser besonderer Dank gilt den Mitarbeitern beider Häuser, die in das Projekt und diese Publikation involviert waren und sich dabei durch hohe Sachkenntnis und Engagement auszeichneten.

In diesem Sinne hoffen wir, mit dieser Publikation zum Thema „Neue quantitative Modelle der Bankenaufsicht“ Ihr Interesse geweckt zu haben.

Wien, im Juli 2004



Dr. Michael Hyssek  
Bereichsleiter Bankenaufsicht  
FMA



Mag. Andreas Ittner  
Direktor der Hauptabteilung  
Analyse und Revision, OeNB

# Inhaltsverzeichnis

## STATISTISCHES MODELL

<b>1</b>	<b>Theorie</b>	10
1.1	Diskriminanzanalyse	10
1.2	Logit- und Probit-Modelle	75
1.3	Cox Modell	12
1.4	Neuronale Netze	14
1.5	Computergestützte Klassifikationsmethoden	15
<b>2</b>	<b>Datenbasis</b>	16
2.1	Datenabzug und -aufbereitung	16
2.2	Datenaggregation und Kennzahlenbildung	18
<b>3</b>	<b>Entwicklung des Logit-Modells</b>	18
3.1	Transformation der Inputvariablen	18
3.2	Bestimmung des Datensatzes für die Schätzung der Modelle	19
3.3	Definition des Schätz- und des Testsamples	20
3.4	Schätzung univariater Modelle	21
3.5	Schätzung multivariater Modelle	22
3.6	Kalibrierung	24
3.7	Darstellung der Ergebnisse	25
<b>4</b>	<b>Evaluierung des Logit-Modells</b>	26
4.1	Deskriptive Analysen	26
4.2	Statistische Tests	27
<b>5</b>	<b>Entwicklung des Cox Modells</b>	28
5.1	Cox Proportional Hazard Rate Modell	28
5.2	Weiterentwicklung des Cox Modells	30
<b>6</b>	<b>Resume</b>	30

## STRUKTURELLES MODELL

<b>7</b>	<b>Aggregation der Risiken</b>	34
7.1	Theoretischer Hintergrund	34
7.2	Risikoaggregation innerhalb der einzelnen Risikokategorien	35
7.3	Aggregation zwischen den einzelnen Risikokategorien	38
7.4	Gewählte Vorgehensweise	42
<b>8</b>	<b>Kreditrisiko</b>	43
8.1	Beschreibung der Methode zur Berechnung des Kreditrisikos	45
8.2	Datenbasis	48
8.3	Aufbereitung der Inputvariablen	51
8.4	Detaillierte Beschreibung des Modells	54
8.5	Darstellung der Ergebnisse	57
8.6	Weiterentwicklung des Modells	58

<b>9</b>	<b>Marktrisiko</b>	60
9.1	Beschreibung der Methoden zur Erfassung des Marktrisikos	60
9.2	Datenmodell	62
9.3	Transformation der Meldedaten in Risikoladungen	64
9.4	Detaillierte Beschreibung des Modells	65
<b>10</b>	<b>Operationales Risiko</b>	66
10.1	Die Bedeutung des operationalen Risikos	67
10.2	Basel II und die Erfassung des operationalen Risikos	67
10.3	Gewählte Vorgehensweise	69
<b>11</b>	<b>Deckungspotentiale</b>	72
11.1	Abstufung der Risikodeckungsmassen	72
11.2	Zusammensetzung der Deckungspotentiale	75
<b>12</b>	<b>Beurteilung des Gesamtrisikos</b>	75
12.1	Theoretischer Hintergrund	76
12.2	Ableitung der implizierten Ausfallwahrscheinlichkeiten	77
12.3	Prüfung auf Einhaltung der Gleichgewichtsbedingungen	77
<b>13</b>	<b>Resume</b>	78
<b>ANHANG</b>		
<b>14</b>	<b>Abbildungsverzeichnis</b>	82
<b>15</b>	<b>Literaturverzeichnis</b>	83

# Einleitung

Die Off-Site Analyse kann sich bei der Beurteilung von Banken folgender Methoden bedienen: (i) einer einfachen Beobachtung und Analyse von Bilanzkennzahlen, Gewinn- und Verlustrechnung und anderen Indikatoren, aus denen im Rahmen eines Frühwarnsystems die Verschlechterung der individuellen Position einer Bank durch Expertenbeurteilung abgeleitet wird („supervisory screens“) und (ii) eine statistische (ökonometrische) Analyse dieser Kennzahlen (oder allgemeinen exogenen Variablen), die es ermöglicht entweder die Ausfallswahrscheinlichkeit einer Bank oder deren Rating zu schätzen.

Im vorliegenden Heft werden Ansätze beschrieben, die der zweiten der beiden oben beschriebenen Kategorien zuzurechnen sind. Konkret wurden statistische Ansätze zur Off-Site Beurteilung einer Bank gewählt, bei denen sowohl unter Verwendung von ökonometrischen Methoden als auch über strukturelle Ansätze versucht wird, Problemsituationen von Banken besser zu erkennen, abzuschätzen und überhaupt zu quantifizieren.

Der erste Teilbereich des vorliegenden Hefts beschreibt die gewählten Ansätze aus der Klasse der statistischen Modelle. Mit Hilfe einer LOGIT Regression können auf Basis hoch aggregierter Kennzahlen aus dem bankenstatistischen Meldewesen Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten bestimmter Probleme geschätzt werden. Darauf aufbauend soll mittels eines COX Modells die „Distance to Default“ berechnet werden, um letztlich auch die Dringlichkeit von einzuleitenden Maßnahmen beurteilen zu können.

Der zweite Teilbereich beschäftigt sich mit der Entwicklung eines so genannten strukturellen Modells für alle österreichischen Banken. Während mit statistischen Modellen das Bedrohungspotential einer Bank durch die Betrachtung von mit dem Ereignis hoch korrelierten Kennzahlen prognostiziert wird, soll mit Hilfe des strukturellen Ansatzes ein ökonomisches Modell zur Verfügung stehen, das klare kausale Zusammenhänge erklären und damit die Quelle der Risiken aufdecken kann, um so letztlich die Evaluierung der Gründe für entsprechend problematische Entwicklungen zu ermöglichen. Erste Überlegungen, dies über marktbasierter Ansätze (Aktienkurse, Zinsspreads) zu versuchen wurden auf Grund der Datenlage wieder verworfen. Die Entscheidung, die wesentlichsten Risikoarten (Kredit-, Markt- und Operationales Risiko) zu modellieren und individuelle Value at Risk Werte zu berechnen, führte letztlich zum Ziel.

In der Folge werden die Methoden, der Dateninput und auch die Ergebnisse sowie die mit der Modellierung und den getroffenen Annahmen und Vereinfachungen einhergehenden Unschärfen beschrieben. Die Analysemöglichkeiten im strukturellen Modell sind weitläufig und reichen von der klassischen Deckungspotentialrechnung (Gegenüberstellung von Reserven und Risiken je definierter Ausfallswahrscheinlichkeit) über die Berechnung von erwarteten und unerwarteten Verlusten (und damit einhergehender Berechnung des ökonomischen Kapitals) bis zu Simulationsmöglichkeit bei Änderung der Inputparameter (z.B.: Branchenausfälle, Zinsänderungen uvm.).

STATISTISCHES MODELL  
METHODEN UND BERECHNUNGEN

# Statistisches Modell – Methoden und Berechnungen

## Einleitung

Statistische Modelle der Off-Site Analyse sind dadurch gekennzeichnet, dass man nach erklärenden Variablen sucht, die eine möglichst gute und verlässliche Prognose über eine Verschlechterung des Zustandes einer Bank liefern<sup>1</sup>. Die Suche nach diesen erklärenden Variablen beschränkte sich im Rahmen der Untersuchung nicht nur auf Bankbilanzen, sondern ging weit darüber hinaus. Das gesamte aufsichtliche Meldewesen wurde miteinbezogen und auch makroökonomische Indikatoren wurden auf deren Tauglichkeit zur Erklärung von Bankausfällen hin untersucht. Unter der Vielzahl an in Frage kommenden Variablen wurden in einem mehrstufigen Verfahren jene Variablen identifiziert, welche in einem multivariaten Modell gemeinsam den höchsten Erklärungsgrad in Bezug auf Bankausfälle aufwiesen.

Bei der Wahl des statistischen Modells wurde entschieden, primär ein Logit Modell zu entwickeln. Logit Modelle stellen im Moment sicherlich sowohl in der Praxis bei Regulatoren als auch in der akademischen Literatur den Standard für ein Off-Site Analysemodell dar. Die Ergebnisse solcher Modelle können direkt als Ausfallswahrscheinlichkeiten interpretiert werden, was diese Ergebnisse etwa vom Output eines CAMEL-Ratings<sup>2</sup> unterscheiden (beim österreichischen Ansatz des CAMEL-Ratings werden Banken nur relativ zueinander gereiht, Aussagen über die Höhe der Ausfallwahrscheinlichkeit einer Bank können dabei nicht getroffen werden).

Ein Problem beim Logit Modell (wie generell bei Regressionsmodellen mit Querschnittsdaten) kann die Tatsache darstellen, dass derartige Ansätze den Zeitpunkt eines Ausfalles einer Bank nicht direkt berücksichtigen. Diesen Nachteil kann das Cox Modell überwinden, da über die Hazard Rate explizit die Zeit bis zum Ausfall als zusätzliche Komponente im ökonometrischen Modell geschätzt wird. Aus diesem Grund wurde zusätzlich zum Logit Modell auch noch ein Cox Modell entwickelt.

Die grundsätzliche Vorgehensweise zur Entwicklung des Logit Modells soll nun überblicksmässig dargestellt werden, eine detaillierte Darstellung erfolgt in den anschließenden Abschnitten.

Der erste Schritt bestand darin, die Daten zu sammeln, aufzubereiten und zu überprüfen. Zu diesem Zweck wurden auf das gesamte aufsichtliche Meldewesen, die Großkreditevidenz (GKE) und externe Daten, wie z. B. Zeitreihen makroökonomischer Indikatoren, zugegriffen. Diese Daten wurden in einer Datenbank zusammengefasst, die mit einer entsprechenden Statistik-Software verwaltet wird.

Danach folgten die Daten-Aggregation und die Bildung der Kennzahlen. Die Abbildung der GKE erfolgte unter anderem auch in Verbindung mit Daten des Kreditschutzverbandes. In Summe wurden 291 Kennzahlen berechnet, mit denen in weiterer Folge univariate Tests durchgeführt wurden.

Nach der Bildung der Kennzahlen folgte eine umfangreiche Qualitätskontrolle. Die Kennzahlen mussten z. B. einzeln daraufhin untersucht werden,

<sup>1</sup> In der Folge wird der Einfachheit halber von „Ausfällen“ bzw. „Ausfallswahrscheinlichkeiten“ gesprochen, wenn tatsächlich Ereignisse gemeint sind, bei denen Banken derartige Probleme erfahren, dass ein Fortbestehen der betroffenen Banken ohne Interventionen (z.B. durch Sektorbeihilfen) fraglich erscheint.

<sup>2</sup> CAMEL steht für Capital, Assets, Management, Earnings und Liquidity. Eine detaillierte Darstellung findet sich bei Turner, Focus on Austria 1/2000.

ob die Werte innerhalb bestimmter logischer Grenzen etc. liegen. Einzelne Kennzahlen wurden transformiert, falls dies aus verfahrenstechnischen Gründen notwendig war.

Für die Durchführung der nun folgenden univariaten- und multivariaten Modellrechnungen wurden Schätz- und Testsamples gebildet, um die Prognosegüte des Logit Modells überprüfen zu können.

Bei der Durchführung der univariaten Testrechnungen wurde die Prognosegüte jeweils einer einzelnen Kennzahl getestet. Anschließend wurden nur jene Variablen, die eine besonders gute univariate Trennschärfe aufwiesen, bei den folgenden multivariaten Testrechnungen berücksichtigt. Als Testgröße für die Prognosegüte der verschiedenen Kennzahlen wurde der Accuracy Ratio (AR), auch Gini-Koeffizient genannt, bzw. die Fläche unter der Receiver Operating Characteristic Curve (AUROC) verwendet.

Um die Verzerrung der Ergebnisse aufgrund von Kollinearität zu vermeiden, wurden die paarweisen Korrelationen aller Kennzahlen zueinander ermittelt. Von den Kennzahlen, die untereinander hoch korrelieren, kommt für die multivariate Analyse nur jeweils eine Kennzahl in Frage.

Mittels Backward- bzw. Forward Selection wurden die verschiedenen Kennzahlen für das Endmodell ermittelt und in das Modell eingepflegt. Danach wurden in einem iterativen Verfahren die wenig signifikanten Kennzahlen eliminiert. Das Modell zeigte die Auswahl von 12 Kennzahlen inklusive einer Dummy-Variable, mit denen ein AUROC In-Sample von rund 82,9% und Out-of-Sample von rund 80,6% erzielt werden konnte.

Die Entwicklung des Cox-Modells erforderte analoge Schritte zu denen, die eben für das Logit-Modell geschildert wurden. Um zunächst einen ersten Eindruck über die Möglichkeiten des Cox-Modells zu gewinnen, wurde basierend auf den Ergebnissen des Logit-Modells ein traditionelles Cox Proportional Hazard Rate Modell entwickelt. Die in der Folge näher illustrierten Ergebnisse zeigen, dass selbst diese einfache Modellstruktur fähig ist, deutlich zwischen den durchschnittlichen Überlebenszeiträumen von ausgefallenen und nicht ausgefallenen Banken zu differenzieren. Dennoch wurde beschlossen, auch ein komplexeres Cox Modell zu entwickeln, das einige Problemfelder der herkömmlichen Modellvariante verbessert. Das finale Modell für diese Modellstruktur wird voraussichtlich 2005 vorliegen.

Der Rest des Kapitels ist wie folgt aufgebaut: In Abschnitt 1 werden alternative Methoden für die statistische Off-Site-Analyse kurz vorgestellt, ihre Vor- und Nachteile erläutert und die Auswahl bzw. Nichtberücksichtigung im Rahmen des Forschungsprojektes motiviert. Abschnitt 2 erläutert anschließend den geschaffenen Datenpool, Abschnitt 3 beschreibt die Entwicklung und Abschnitt 4 die Evaluierung des Logit-Modells, während Abschnitt 5 dem Cox-Modell gewidmet ist. Abschnitt 6 schließt die Ausführungen zu den statistischen Modellen mit einer kurzen Zusammenfassung ab.

## I Theorie

In der Folge verstehen wir unter einem statistischen Modell jene Klasse von Ansätzen, bei denen unter Verwendung von ökonometrischen Methoden die Off-Site Beurteilung einer Bank durchgeführt wird. Statistische Modelle der Off-Site Analyse sind dadurch gekennzeichnet, dass man primär nach erklärenden Variablen sucht, die eine möglichst verlässliche Prognose über eine Verschlechterung des Zustandes einer Bank liefern. Im Gegensatz dazu wird im Rahmen von Strukturmodellen die Bedrohung einer Bank durch ein ökonomisches Modell und somit durch klare kausale Zusammenhänge und nicht nur die Korrelationen von Variablen erklärt.

Dieser Abschnitt bietet einen Überblick zu den Modellen, die im gesamten Auswahlverfahren als statistische Modelle der Off-Site Analyse in Betracht gezogen wurden. Dabei handelt es sich nicht nur um reine statistische bzw. ökonometrische Methoden (inkl. neuronaler Netze), sondern auch um computergestützte Klassifikationsalgorithmen. Weiters werden in diesem Abschnitt die Vor- und Nachteile jedes einzelnen Ansatzes diskutiert und die Auswahl bzw. Nichtberücksichtigung motiviert.

Ein statistisches Modell kann allgemein folgendermaßen beschrieben werden. Ausgangspunkt eines jeden statistischen Modells sind charakteristische Bankenkennzahlen und makroökonomische Variablen, die historisch erhoben wurden und die für ausgefallene (bzw. problematische) und weiter existierende Banken vorliegen. Die Bankenkennzahlen seien durch einen Vektor  $n$  unterschiedlicher Variablen  $X = (X_1, \dots, X_n)$  beschrieben. Der Zustand eines Ausfalls wird durch  $Z = 1$  und jener der Weiterexistenz durch  $Z = 0$  beschrieben. Das Sample der Banken umfasst nun  $N$  Institute, die in der Vergangenheit ausgefallen sind und  $K$  Institute, die nicht ausgefallen sind. Je nach statistischer Verwertung dieser Daten kommen unterschiedliche Methoden zur Anwendung.

Bei den klassischen Verfahren der Diskriminanzanalyse wird aus den Kennzahlen der ausgefallenen und nicht ausgefallenen Banken eine Diskriminanzfunktion ermittelt, mit der eine neue Bank anhand ihrer Charakteristika (d.h. ihrer Kennzahlen) entweder der Klasse der „gesunden“ Banken oder der vom Ausfall bedrohten Banken zugeordnet wird. Die Methode der Logit (Probit) Regression leitet aus den Kennzahlen der Banken eine Ausfallswahrscheinlichkeit (Probability of Default) ab. Dabei ist eine PD von 0,5% so zu interpretieren, dass eine Bank mit den Charakteristika  $(X_1, \dots, X_n)$  innerhalb des vorgegebenen Zeithorizonts eine Ausfallswahrscheinlichkeit von 0,5% besitzt. Dabei ergibt sich der Zeithorizont aus der zeitlichen Differenz zwischen der Erfassung der Bankkennzahlen und der Erfassung des Ausfalls der Banken. Mittels der Ausfallswahrscheinlichkeiten können die Banken in unterschiedliche Ratingklassen eingeteilt werden. Neben der Ermittlung der Ausfallswahrscheinlichkeit ist es auch möglich den Zeitraum bis zum Ausfall zu schätzen. Bei diesen Modelltypen kann man neben der PD auch die Distance to Default ermitteln.

### 1.1 Diskriminanzanalyse

Die Diskriminanzanalyse stellt eine grundlegende statistische Klassifikationstechnik dar und wurde bereits 1968 von Altman (siehe Altman (1968)) auf Firmenkonkurse angewandt. Die Diskriminanzanalyse basiert auf der Schätzung einer Diskriminanzfunktion mit der Aufgabe, die einzelnen Gruppen (im Fall

der Off-Site Analyse von Banken ausgefallene und nicht ausgefallene Banken) anhand von Merkmalsausprägungen zu trennen. Die Schätzung der Diskriminanzfunktion erfolgt nach dem folgenden Prinzip: *Maximierung der Streuung zwischen den Gruppen und Minimierung der Streuung innerhalb der Gruppe.*

Obwohl die Diskriminanzanalyse in vielen Forschungspapieren als Vergleichsmodell verwendet wird, haben die folgenden Punkte gegen eine Anwendung gesprochen:

- Die Diskriminanzanalyse basiert auf der Annahme, dass die Merkmale normalverteilt und die Diskriminanzvariable multivariat normalverteilt ist. Das ist für die betrachteten Merkmale normalerweise nicht der Fall.
- Bei der Verwendung einer linearen Diskriminanzfunktion wird Gleichheit der Gruppenvarianzen und -kovarianzen unterstellt, die ebenfalls normalerweise nicht gegeben ist.
- Das Fehlen von statistischen Tests zur Signifikanzbestimmung einzelner Variablen erschwert die Interpretation und Evaluierung des Ergebnismodells.
- Die Berechnung einer Default Wahrscheinlichkeit ist nur eingeschränkt und mit beträchtlichem Mehraufwand möglich.

## 1.2 Logit- und Probit-Modelle

Logit- bzw. Probit-Modelle stellen ökonometrische Techniken zur Analyse von 0/1-Variablen als abhängige Variable dar. Die Ergebnisse dieser Modelle können direkt als Ausfallswahrscheinlichkeiten interpretiert werden.

Ein Vergleich von Diskriminanzanalyse und Regressionsmodell zeigt, dass

- Die Koeffizienten der Diskriminanzanalyse leichter geschätzt werden können.
- Regressionsmodelle konsistente und robuste Ergebnisse liefern, auch wenn die unabhängigen Variablen nicht normalverteilt sind.

Im Folgenden werden die theoretischen Grundlagen für das Logit bzw. das Probit Modell basierend auf Maddala (1983) zusammengefasst.

Den Startpunkt für Logit und Probit Modelle stellt das folgende einfache lineare Regressionsmodell für eine binär-kodierte abhängige Variable dar:

$$y_i = \beta x_i + u_i$$

In dieser Spezifikation gibt es jedoch keinen Mechanismus, der garantiert, dass die mittels Regressionsgleichung geschätzten Werte von  $y$  im Bereich von 0 und 1 liegen und somit als Wahrscheinlichkeit interpretiert werden können.

Logit- bzw. Probit-Modelle basieren auf Verteilungsannahmen bzw. Modellspezifikationen, die sicherstellen, dass die abhängige Variable  $y$  im Bereich von 0 und 1 bleibt. Im Detail wird der folgende Zusammenhang für die Ausfallswahrscheinlichkeit unterstellt

$$y_i^* = \beta x_i + u_i$$

Die Variable  $y^*$  ist in der Praxis aber nicht beobachtbar, dafür jedoch konkrete Ausfälle von Banken und die entsprechend definierte Dummy Variable:

$$y = 1 \text{ wenn } y_i^* > 0$$

$$y = 0 \text{ sonst}$$

Die daraus resultierende Wahrscheinlichkeit lässt sich wie folgt berechnen:

$$P(y_i = 1) = P(u_i > -\beta x_i) = 1 - F(-\beta x_i)$$

Die Verteilungsfunktion  $F(\cdot)$  hängt von den Verteilungsannahmen für die Residuen  $u$  ab. Wird eine Normalverteilung angenommen, so handelt es sich um ein Probit Modell:

$$F(-\beta x_i) = \int_{-\infty}^{-\beta x_i/\sigma} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$$

Bei der Schätzung dieser Funktion ergeben sich aber einige Probleme, da wir Beta und Sigma nur gemeinsam aber nicht individuell schätzen können. Da die Normalverteilung und die logistische Verteilung sehr ähnlich sind, und sich nur an den Verteilungsenden unterscheiden, gibt es auch eine entsprechende Formulierung für die Verteilungsfunktion  $F(\cdot)$  der Residuen, die auf einer logistischen Funktion aufbaut:

$$F(-\beta x_i) = \frac{\exp(-\beta x_i)}{1 + \exp(-\beta x_i)}$$

$$1 - F(-\beta x_i) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x_i)}$$

Dieser funktionale Zusammenhang ist nun wesentlich einfacher handzuhaben als jener eines Probit Modells. Außerdem stellen Logitmodelle im Moment sicherlich sowohl in der Praxis bei Regulatoren als auch in der akademischen Literatur den Standardfall für ein Off-Site Analysemodell dar. Aus diesen Gründen wurde entschieden, ein Logit Modell für die Off-Site Analyse zu entwickeln.

### 1.3 Cox Modell

Ein Problem bei Regressionsmodellen mit Querschnittsdaten (wie z.B. dem Logit Modell) kann die Tatsache darstellen, dass derartige Ansätze die Überlebensfunktion und somit den Zeitpunkt eines Ausfalles einer Bank nicht explizit berücksichtigen. Das „Cox Proportional Hazard Modell“ (PHM) überwindet diesen Nachteil, da über die Hazard Rate explizit die Zeit bis zum Ausfall als zusätzliche Komponente im ökonometrischen Modell geschätzt wird. Basierend auf diesen Eigenschaften können dann mittels der Überlebensfunktion alle wesentlichen Informationen über einen Bankenausfall, auch unter Berücksichtigung von zusätzlichen erklärenden Variablen (Berücksichtigung von Kovariaten), ermittelt werden. Generell können folgende Argumente für die Anwendung eines Cox Modells angeführt werden:

- Es wird im Gegensatz zu einer logistischen Regression nicht nur die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls einer Bank zu einem Zeitpunkt ermittelt, sondern aus der zeitlichen Staffelung historischer Ausfälle und der Berücksichtigung von weiteren Merkmalsvariablen (z.B. die Berücksichtigung von Bilanzkennzahlen) erfolgt die Schätzung der Überlebensfunktionen für die Banken (d.h. die Stochastik der Ausfallszeitpunkte wird explizit modelliert).
- Da in der Schätzung der Überlebensfunktion Kovariate benützt werden, können durch den Einsatz von entsprechenden Variablen die einzelnen Banken gruppiert und Unterschiede zwischen den Überlebensfunktionen dieser Gruppen statistisch evaluiert werden. Damit wird es z.B. möglich, die Überlebensfunktionen unterschiedlicher Sektoren miteinander zu vergleichen.

Ausgangspunkt des Cox-Modells ist die Annahme, dass eine Bank zum Zeitpunkt  $T$  ausfällt. Dieser Zeitpunkt wird als stetige Zufallsvariable unterstellt. Damit kann die Wahrscheinlichkeit, dass die Bank zu einem Zeitpunkt später als  $t$  ausfällt, wie folgt angegeben werden:

$$Pr(T > t) = S(t)$$

$S(t)$  wird als Überlebensfunktion (survivor function) bezeichnet. Die Überlebensfunktion steht in direktem Zusammenhang zur Verteilungsfunktion der Zufallsvariablen  $T$ , da

$$Pr(T \geq t) = F(t) = 1 - S(t)$$

gilt, wobei  $F(t)$  die Verteilungsfunktion von  $T$  ist. Somit ist die Dichtefunktion für den Ausfallszeitpunkt mit  $f(t) = -S'(t)$  gegeben. Aus der Verteilungs- und Dichtefunktion des Ausfallszeitpunktes  $T$  kann nun die „Hazard Rate“ definiert werden. Sie ist durch

$$h(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)}$$

gegeben. Schreibt man diese Beziehung um, eröffnet sich folgende Interpretation. Die Hazard Rate gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass eine Bank, die bis zum Zeitpunkt  $t$  „überlebt“ hat, im nächsten Moment ausfällt:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{Pr(t < T < t + \Delta t \mid T > t)}{\Delta t} = \frac{S'(t)}{S(t)} = \frac{f(t)}{(1 - F(t))}$$

Die Schätzung des erwarteten Ausfallszeitpunktes einer Bank über die Hazard Rate hat gegenüber der Verwendung sowohl der Verteilungs- [ $F(t)$ ] als auch der Dichtefunktion [ $f(t)$ ] entscheidende Vorteile (siehe dazu z.B. Cox und Oakes (1984) oder Lawless (1982)). Wurde die Hazard Rate einmal statistisch geschätzt, kann man daraus einfach auf die Verteilungsfunktion schließen:

$$Ft = 1 - \exp \left[ - \int_0^t h(s) ds \right]$$

und daher auch auf die Dichtefunktion.

Cox (1972) baut nun auf der Modellierung der Hazard Rate  $h(t)$  auf, geht aber davon aus, dass die Ausfallswahrscheinlichkeit einer durchschnittlichen Bank auch von erklärenden Variablen abhängt. Unter Verwendung der Bezeichnungen von oben ist somit die Hazard Rate durch  $h(t|x)$  gegeben, wobei  $x$  ein Vektor von exogenen erklärenden Variablen, die als Abweichungen von den Mittelwerten gemessen werden, ist. Das PHM ergibt sich nun als

$$h(t|x) = h_0(t)\rho(x)$$

wobei  $\rho(x)$  eine Funktion der erklärenden Variablen  $x$ , ist. Unterstellt man nun, dass für eine durchschnittliche Bank (d.h.  $x = 0$ ) die Funktion  $\rho(x)$  den Wert 1 annimmt,  $\rho(0) = 1$ , kann man  $h_0(t)$  als Hazard Rate einer durchschnittlichen Bank interpretieren.  $h_0(t)$  wird auch als die Basis-Hazard Rate bezeichnet.

In seiner Spezifikation des PHM unterstellt Cox nun folgende funktionale Form für  $\rho(x)$ :

$$\rho(x) = \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)$$

wobei  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)$  den Vektor der zu schätzenden Parameter und  $x = (x_1, \dots, x_n)$  den Vektor der  $n$  erklärenden Variablen darstellen. Damit ergibt sich für das vollständige Cox Modell die Hazard Rate:

$$h(t|x) = h_0(t)\exp(\beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)$$

Aus der Funktion  $h(t)$  ist es nun möglich, die Überlebensfunktion abzuleiten. Man erhält:

$$S(t, x) = [S_0(t)]^{\exp(\beta x)}$$

wobei  $S_0(t)$  die Basis-Überlebensfunktion ist, die sich aus der kumulierten Hazard Rate ergibt.

Insbesondere kann man argumentieren, dass die Schätzung der Überlebensfunktion für ausfallsgefährdete Banken eine wichtige Information für Regulatoren darstellt. Aufgrund dieser expliziten Schätzung der Überlebensfunktion und damit der Berücksichtigung des Ausfallszeitpunktes, wurde entschieden, zusätzlich zum Logit Modell ein Cox Modell für die Off-Site Analyse der Banken zu entwickeln.

## 1.4 Neuronale Netze

Eine in den vergangenen Jahren intensiv diskutierte Alternative zur linearen Diskriminanzanalyse und den Regressionsmodellen stellen neuronale Netze dar, da sie flexiblere Gestaltungsmöglichkeiten als Regressionsmodelle bieten, um die Zusammenhänge zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen zu modellieren. Andererseits weist der Einsatz von neuronalen Netzen aber auch einige Nachteile auf, wie z.B.:

- das Fehlen einer formalen Vorgehensweise zur Bestimmung der optimalen Netzwerktopologie für ein spezifisches Problem,
- den Umstand, dass neuronale Netze eine „Black Box“ darstellen und daher das Ergebnisnetzwerk schwierig zu interpretieren ist, und

- das Problem, dass es nur teilweise und mit erheblichem Zusatzaufwand möglich ist, Ausfallswahrscheinlichkeiten mittels neuronaler Netze zu berechnen.

Empirische Forschungsarbeiten finden teilweise keine Leistungsunterschiede zwischen neuronalen Netzen und Logit-Modellen (z. B. Barniv et al. (1997)), andere wiederum identifizieren Leistungsvorteile für Neuronale Netze (z. B. Charitou and Charalambous (1996)). Für die konkrete Modellauswahl müssen empirische Ergebnisse aber mit Vorsicht verwendet werden, da immer auch die Qualität der Vergleichsmodelle zu berücksichtigen ist.

Aufgrund dieser Nachteile und der damit verbundenen Projektrisiken wurde entschieden, keine Neuronalen Netze zu entwickeln.

### 1.5 Computergestützte Klassifikationsmethoden

Neben den neuronalen Netzen gibt es noch eine zweite Kategorie von computergestützten Methoden, nämlich iterative Klassifikationsalgorithmen und Entscheidungsbäume. Hierbei wird nach verschiedenen Kriterien das Grundsampl in Gruppen unterteilt. Im Falle von binären Klassifikationsbäumen werden beispielsweise für jeden Baumknoten Entscheidungsregeln definiert (meistens univariat), die das Sampl entsprechend beschreiben und in jeweils zwei Untergruppen aufteilen. Anhand des Trainingssamples werden diese Entscheidungsregeln bestimmt. Eine neue Beobachtung wird dann entsprechend den Werten der Entscheidungsregeln durch den Baum gereicht bis ein Endknoten erreicht ist, der dann die Klassifikation dieser Beobachtung darstellt.

Wie im Fall von Neuronalen Netzen bieten Entscheidungsbäume den Vorteil, dass sie ohne Verteilungsannahme auskommen. Jedoch können mittels Entscheidungsbäumen Ausfallswahrscheinlichkeiten für einen Endknoten im Baum, aber nicht für individuelle Banken, berechnet werden. Weiters ist auch bei diesen Ansätzen der Prozess für die Auswahl des „optimalen“ Modells aufgrund fehlender statistischer Testmöglichkeiten schwierig und risikobehaftet. Daher wurde auch hier entschieden, solche Algorithmen nicht für die aufsichtsseitige Off-Site Analyse in Österreich zu verwenden.

## 2 Datenbasis

### 2.1 Datenabzug und -aufbereitung

Für die Generierung der Datenbasis wurden die unterschiedlichsten Datenquellen verwendet. Folgende Graphik soll einen Überblick geben:

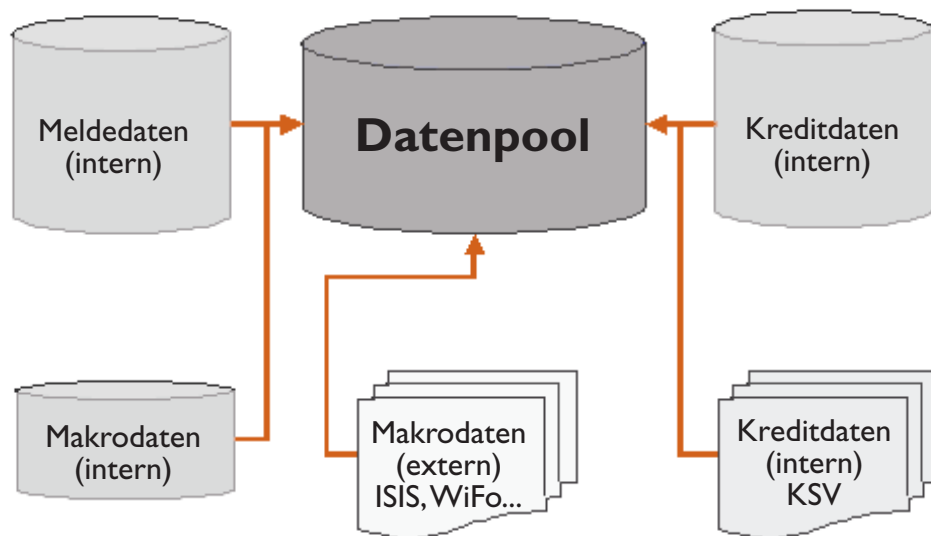


Abbildung 1: Verwendete Datenquellen

Die Daten aus dem aufsichtlichen Meldewesen wurden zusammen mit Daten aus der GKE und externen Daten, wie z.B. Zeitreihen makroökonomischer Indikatoren, in einer eigenen Datenbank zusammengefasst. Die Daten wurden quartalsweise analysiert, das bedeutet bei 1.100 im gesamten Zeitraum konzessionierten Banken und bei 30 Quartalen im Beobachtungszeitraum (Dezember 1995 bis März 2003) 33.000 Datensätze.

Für Daten, die nur 1x pro Jahr erfasst werden (z. B. Bilanzpositionen), galt es, diese auch unterjährigen Meldungen gegenüberzustellen. Aus diesem Grund wurden Vor- und Rückschreibungen vorgenommen. Positionen, die sich über ein Jahr hinweg kumulieren, wurden auf Netto-Quartale (also Zuwachs oder Abnahme im Vergleich zum vorigen Quartal) umgerechnet. Sämtliche Makrovariablen wurden gegebenenfalls durch Umrechnung auf prozentuelle Änderungen trendbereinigt.

#### 2.1.1 Großkreditevidenz-Daten

Die Struktur des Kreditportfolios einer Bank kann im Wesentlichen nur über die GKE approximiert werden. Gemäß § 75 Bankwesengesetz sind Kredit- und Finanzinstitute verpflichtet, Großkredite der Oesterreichischen Nationalbank zu melden. Die Meldepflicht für ein Institut besteht, wenn eingeräumte Kreditrahmen oder Kreditausnutzungen für einen Kreditnehmer EUR 350 Tsd. übersteigen. Die GKE erreicht im Durchschnitt damit ca. 80% des Kredit-

volumens der österreichischen Banken, wobei insbesondere bei kleineren Banken der individuelle Abdeckungsgrad niedriger sein kann.

Der Datenabzug erfolgte ab Dezember 1995 und wurde quartalsweise vorgenommen. Bis zu 106.000 Beobachtungen pro Quartal (min. 71.000 Beobachtungen) wurden ausgewertet.

Die bisherigen Meldeinhalte wie Rahmen und Ausnützung wurden kürzlich um die Felder Rating, Sicherheiten und Einzelwertberichtigungen erweitert. Auf Grund der fehlenden Historie können diese neuen Meldeinhalte aber (noch) nicht umfassend in das statistische Modell einfließen.

### 2.1.2 KSV Daten

Im Zuge der GKE Auswertung galt es Insolvenzdaten zu den einzelnen Branchen und Bundesländern zu erheben und den entsprechenden Obligos für den Betrachtungszeitpunkt gegenüberzustellen.

Als Datenquelle zu Insolvenzdaten, welche die entsprechenden Daten auf dem geforderten Kumulierungsgrad für alle Branchen und Bundesländer aufweist, wurde der Kreditschutzverband von 1870 (KSV) gewählt. Die Hauptproblemstellung war dabei die Gegenüberstellung der Branchen und die Definition der Branchengruppen über den Betrachtungszeitraum der GKE versus der Definition des KSV. So galt es 20 KSV-Branchengruppen auf 28 seitens der OeNB definierte Branchengruppen zu mappen. Aufgrund des höheren Aggregationsniveaus seitens des KSV musste hingenommen werden, dass bei der Berechnung bestimmter Kennzahlen einzelne (Branchen-)Daten verloren gingen. Letztlich gingen aber keine dieser Kennzahlen in das finale Modell ein.

### 2.1.3 Makro Daten

Für den Bereich der makroökonomischen Risiken konnte auf bereits existierende Arbeiten im Rahmen der Stresstests zurückgegriffen werden<sup>3</sup>. Trotz dieses Inputs war es allerdings notwendig, sowohl die Datensets für den benötigten Zeitraum neu abzurufen als auch die Liste der Indikatoren zu erweitern.

Trotz einiger Zeitreihenbrüche aufgrund von gesetzlichen oder normativen Änderungen in der volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung, konnte aus den unterschiedlichsten Datenbanken eine Reihe von makroökonomischen Daten verwendet werden. Ein besonderes Problem hierbei war die Verfügbarkeit von regionalen Indikatoren.

Grundsätzlich besteht die Problematik bei der Berücksichtigung makroökonomischer Risiken nicht nur in der Verfügbarkeit der Daten, sondern in der Auswahl der relevanten makroökonomischen Variablen. Die in der Studie von Boss<sup>4</sup> „Ein makroökonomisches Kreditrisikomodell zur Durchführung von Krisentests für das österreichische Kreditportfolio“ verwendeten Faktoren, bildeten die Grundlage für die Auswahl einiger Variablen, welche sowohl Konjunktur-, Preisstabilitäts-, Haushalts- und Unternehmensindikatoren als auch Aktienmarkt- und Zinsindikatoren umfassten. Aus anderen Datenquellen wurden weitere Kerngrößen wie beispielsweise sonstige Preisentwicklungen (Immobilienpreise) oder regionale Größen (regionale Industrieproduktion,

<sup>3</sup> Siehe Boss (2002) bzw. Kalirai/Scheicher (2002).

<sup>4</sup> OeNB, Finanzmarktstabilitätsbericht 4 (2002).

Arbeitslosenraten, usw.) miteinbezogen. Die weiteren herangezogenen Datenquellen sind insbesondere: WISO des Österreichischen Instituts für Wirtschaftsforschung – Wifo-WSR-DB, VDB der Oesterreichischen Nationalbank und ISIS von Statistik Austria.

## 2.2 Datenaggregation und Kennzahlen

Aus den oben definierten Positionen wurden nun Kennzahlen gebildet. Die Abbildung der GKE erfolgte unter anderem auch in Verbindung mit den KSV Daten über Bildung von 21 Kennzahlen, die Makrovariablen wurden zumeist direkt (in Form von relativen Änderungen) als Kennzahlen übernommen. In Summe wurden 291 Kennzahlen gebildet, mit denen erste univariate Tests durchgeführt wurden.

Um unterschiedliche Bankrisiken oder Merkmale zu erfassen wurden einzelne Untergruppen gebildet und die Kennzahlen zugeordnet. Die Summe von 291 Kennzahlen lässt sich folgendermaßen auf die definierten Untergruppen zuteilen:

Themenkreis	Anzahl
Bank Charakteristika	38
Kreditrisiko	56
Kreditrisiko auf Basis der GKE	21
Kapitalstruktur	22
Profitabilität	47
Marktrisiko	12
Liquiditätsrisiko	15
Operationelles Risiko	11
Reputationsrisiko	6
Management Qualität	14
Makroökonomie	49

Nach der Bildung der Kennzahlen wurde eine umfangreiche Qualitätskontrolle vorgenommen. Zuerst erfolgten Tests auf Einhaltung logischer Grenzen, anschließend wurden die Verteilungen (speziell an den Enden) untersucht und gegebenenfalls manuell korrigiert. Außerdem wurden die Kennzahlen auch gegen die empirische Ausfallswahrscheinlichkeit bzw. gegen den LogOdd regressiert und das Ergebnis optisch (graphisch) analysiert (siehe Abschnitt 3.1).

## 3 Entwicklung des Logit-Modells

### 3.1 Transformation der Inputvariablen

Das Logit-Modell unterstellt einen linearen Zusammenhang zwischen dem LogOdd, dem natürlichen Logarithmus der Ausfallswahrscheinlichkeit gebrochen durch die Überlebenswahrscheinlichkeit (also  $\ln[p/(1-p)]$ ) und den erklärenden Kennzahlen (siehe Abschnitt 1.2). Da dieser Zusammenhang aber empirisch nicht unbedingt vorliegen muss, wurden alle Kennzahlen daraufhin überprüft. Dazu wurde jede Kennzahl in Gruppen zu 800 Beobachtungen unterteilt und anschließend für jede dieser Gruppen berechnet, wie hoch die empirische Ausfalls- bzw. Problemwahrscheinlichkeit bzw. der LogOdd ist. Diese Werte

wurden dann auf die ursprünglichen Kennzahlen regressiert und das Ergebnis graphisch dargestellt. Neben dem graphischen Output wurde ebenfalls das  $R^2$  der linearen Regressionen als Maß für die Linearität verwendet. Es zeigte sich, dass einige Kennzahlen einen deutlichen, nicht-linearen und nicht-monotonen empirischen Zusammenhang mit dem LogOdds aufwiesen.

Da die Linearitätsannahme für diese Kennzahlen nicht erfüllt war, mussten sie transformiert werden, bevor sie im Logit-Modell auf ihre Erklärungskraft hin untersucht werden konnten. Diese Linearisierung erfolgte mittels des Hodrick-Prescott Filters, der den quadrierten Abstand zwischen tatsächlichen ( $y_i$ ) und geglätteten Beobachtungen ( $g_i$ ) unter der Nebenbedingung minimiert, dass die Kurve „glatt“ sein soll, also auch Änderungen im Anstieg minimiert werden sollen. Der Grad der Glätte hängt dabei vom Wert  $\lambda$  ab, der mit 100 angesetzt wurde.

$$\text{Min}_{(g_i)} \sum_i (y_i - g_i)^2 + \lambda \sum_i [(g_i - g_{i-1}) - (g_{i-1} - g_{i-2})]^2$$

Nach der Kennzahlentransformation wurden anstelle der tatsächlichen Werte der Kennzahlen die auf die oben beschriebene Art erhaltenen empirischen LogOdds als Input für alle weiteren Analysen verwendet.

### 3.2 Bestimmungen des Datensatzes für die Schätzung der Modelle

Bei der Schätzung sowohl der univariaten- als auch der multivariaten Modelle wird man vor das folgende Problem gestellt: Das zugrundeliegende Datenset weist eine sehr geringe Anzahl an Ausfällen auf, es wurden im Beobachtungszeitraum genau 4 Ausfälle verzeichnet.

Es wurde daher wie folgt vorgegangen: prinzipiell kann ein Prognosemodell 2 Arten von Fehlern machen – gute Banken können irrtümlich als schlechte klassifiziert werden, oder ausfallsgefährdete Banken können fälschlicherweise als problemlos eingestuft werden. Da für die Aufsicht der zweite Fehlertyp gravierendere Auswirkungen hat, muss es das Ziel sein, diese Art der Missklassifikation zu minimieren.

Eine Variante hierfür stellt die Erhöhung der Anzahl der Ausfälle im Schätzsample dar. So kann man von ausgefallenen Banken zu Problembanken übergehen. Das wesentliche Ziel der Off-Site Analyse liegt ja in der Früherkennung von Problembanken, nicht nur in der Prognose von Ausfällen schlechthin. Weiters wurde für das Projekt die realistische Annahme getroffen, dass eine Bank, die im Zeitpunkt  $t$  ausfällt oder eine Problembank ist, schon in den Zeitpunkten  $t-2$  und  $t-1$  (2 bzw. 1 Quartal vor dem Ausfall) eine Problembank darstellt und auch in den Zeitpunkten  $t+1$  und  $t+2$  (nach Kapitalzufuhr oder Übernahme) noch immer eine schlechte Bank sein kann. Dadurch konnte ein Datenset konstruiert werden, in dem die Anzahl der „Ausfälle“ vervielfacht wurde: die gewählte Vorgangsweise bedeutet, dass die Ausfälle relativ zu den Nicht-Ausfällen asymmetrisch „übergewichtet“ wurden.

Ein analoges Resultat könnte man bei der Schätzung des Logit Modells erreichen, wenn man eine asymmetrische Zielfunktion für die Schätzung verwendet. Der Vorteil der Einführung dieser Asymmetrie besteht nun darin, dass

das resultierende Schätzergebnis eine Verkleinerung des Fehlers, dass eine ausfallgefährdete Bank als solide Bank identifiziert wird, ermöglicht. Allerdings ist mit dieser Vorgangsweise die erwartete Ausfallswahrscheinlichkeit verzerrt. Diese Verzerrung kann beim Einsatz des geschätzten Modells in einem eigenen Schritt durch entsprechende Kalibrierung wieder behoben werden.

Auf Grund der Vergrößerung der Anzahl von Ausfällen ist man auch in der Lage, zusätzlich zur Schätzung des Modells Out-of-Sample Tests durchführen zu können, siehe die nachfolgenden Abschnitte. Diese Verzerrung, die durch die Vergrößerung der Zahl der Defaults entsteht, muss dann jedoch bei der Schätzung der Ausfallswahrscheinlichkeiten entsprechend korrigiert werden.

### 3.3 Definition des Schätz- und des Testsamples

Bei der Schätzung von statistischen Modellen ist man normalerweise bestrebt, die abhängige Variable (also hier den Ausfall von Banken) möglichst gut durch die unabhängigen Variablen zu erklären. Da das Logit-Modell aber zur Prognose von Ausfällen verwendet werden soll, ist es wichtig, gleichzeitig sicherzustellen, dass die gefundenen statistischen Zusammenhänge möglichst allgemeingültig und nicht zu spezifisch für das zur Schätzung verwendete Datensample sind (Ziel ist ein Modell, das man gut generalisieren kann). Dies gelingt am besten durch die Überprüfung der Prognosegüte der ermittelten Modelle anhand von Daten, die *nicht* zur Modellschätzung verwendet wurden. Daher war es notwendig, die gesamte Datenbank in ein Schätz- und ein Test-Sample zu unterteilen. Die Bedingung, dass eine hinreichende Anzahl von Ausfällen in den beiden Sub-Samples vorhanden ist, musste dabei immer erfüllt sein. Weiters sollte die Struktur der österreichischen Bankenlandschaft von beiden Subsamples abgebildet werden, weshalb innerhalb jedes der sieben Hauptsektoren zusätzlich eine Unterteilung in große und kleine Banken vorgenommen wurde. Anschließend wurden aus jeder der 14 resultierenden Bankengruppen zufällig 70% aller Ausfälle und 70% aller Nicht-Ausfälle für das Schätz-Sample gezogen, während die verbleibenden 30% als Test-Sample fungierten.

### 3.4 Schätzung univariater Modelle

Bei der Durchführung von univariaten Testrechnungen wurde die Prognosegüte jeweils einer einzelnen Kennzahl getestet. Anschließend wurden nur jene Variablen, die eine besonders gute univariate Trennschärfe aufwiesen, bei den folgenden multivariaten Testrechnungen berücksichtigt.

Als Testgröße für die Prognosegüte verschiedener Kennzahlen bietet sich der in der Finanzwirtschaft bekannte Accuracy Ratio bzw. das aus der Medizin stammende Konzept der Receiver Operating Characteristic Curve (ROC) an. Wie in Engelmann, Hayden und Tasche (2003) bewiesen, sind beide Konzepte äquivalent.

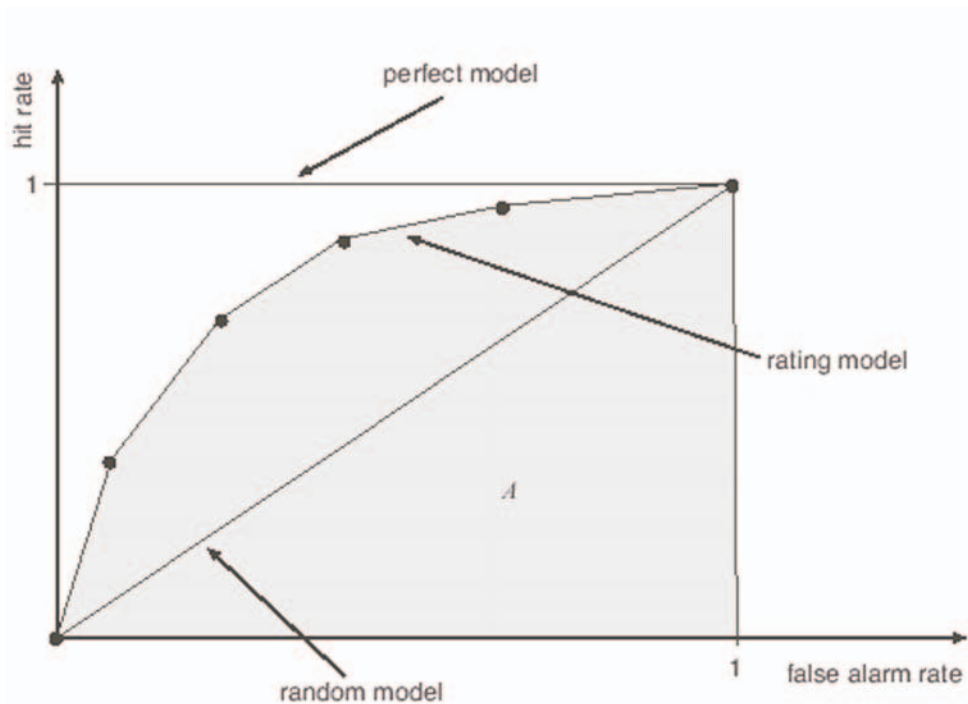


Abbildung 2: Das ROC-Modell

Das Konzept der ROC-Kurve wird in Abbildung 2 veranschaulicht. Für die zu testende Kennzahl wird ein univariates Logit-Modell geschätzt, mit dessen Hilfe allen Banken eine Ausfallswahrscheinlichkeit zugewiesen wird. Muß man nun anhand der Ausfallswahrscheinlichkeit vorhersagen, ob eine Bank tatsächlich ausfallen wird oder nicht, so besteht eine Möglichkeit darin, eine bestimmte Cut-Off-Grenze  $C$  zu bestimmen und alle Banken mit einer höheren Ausfallswahrscheinlichkeit als  $C$  als Ausfall und alle Banken mit einer Ausfallswahrscheinlichkeit kleiner als  $C$  als Nicht-Ausfall zu klassifizieren. Die Hit Rate ist der Prozentsatz der tatsächlichen Ausfälle, die nach dieser Methode richtig als Ausfall erkannt wurden, während die False Alarm Rate der Prozentsatz der gesunden Banken ist, die irrtümlich als Ausfälle deklariert wurden. Die ROC-Kurve ist nun eine Darstellung der Hit Rate bzw. der False Alarm Rate für alle möglichen Cut-Off-Werte. Die Fläche unter dieser Kurve repräsentiert das Gütemaß für die Trennschärfe der getesteten Kennzahl, wobei 1 bedeutet, dass die Kennzahl perfekt zwischen Ausfall und Nicht-Ausfall diskriminieren kann,

während ein Wert von  $1/2$  eine Kennzahlen ohne jegliche Trennschärfe identifiziert.

### 3.5 Schätzung multivariater Modelle

Um die Verzerrung der Ergebnisse aufgrund von Kollinearität zu vermeiden, wurden zunächst die paarweisen Korrelationen aller Kennzahlen zueinander ermittelt. Danach wurden die Kennzahlen in den unterschiedlichen Risikogruppen (Bank Charakteristika, Kreditrisiko, etc.) daraufhin untersucht, ob innerhalb dieser Gruppen wiederum Untergruppen gebildet werden können, die Kennzahlen mit hoher Korrelation zusammenfassen. Von den Kennzahlen, die untereinander hoch korrelieren, kommt für die multivariate Analyse je Untergruppe nur jeweils eine Kennzahl in Frage.

Für die Schätzung des multivariaten Modells wurden zunächst unterschiedliche Sets an Kennzahlen definiert, mit denen jeweils nach einer bestimmten Prozedur gerechnet wurde. Der Vergleich der dabei erhaltenen Ergebnisse erlaubte die Identifikation eines stabilen Kerns an Kennzahlen, mit denen weitere multivariate Analysen durchgeführt wurden. Durch Miteinbeziehung einer Dummy-Variable, welche Sektoren auf eine aggregierte Weise erfasst, wurde schließlich ein multivariates Modell bestehend aus insgesamt 12 Kennzahlen (inkl. der Dummy-Variable) generiert.

Zur Auswahl der für das multivariate Modell in Betracht kommenden Variablen wurden drei Schritte vorgenommen:

- a. Identifikation der trennschärfsten Kennzahlen im univariaten Fall
- b. Berücksichtigung der Korrelationsstruktur und Bildung von Korrelationsgruppen
- c. Berücksichtigung der Anzahl an fehlenden Werten (Missings, z.B. auf Grund einer verkürzten Zeitreihe) je Kennzahl.

Durch diese drei Schritte wurde schließlich eine Shortlist generiert, die als Ausgangsbasis für das multivariate Modell diene. Anhand der Shortlist wurde eine gruppenübergreifende Korrelationsanalyse durchgeführt, nachdem bisher nur Korrelationen innerhalb einer Risikogruppe betrachtet wurden: bezüglich aller Kennzahlen der Shortlist wurden die paarweisen Korrelationen analysiert. Um ein stabiles multivariates Modell zu erhalten, wurden anhand der folgenden Vorgehensweise vier verschiedene (sich teilweise überschneidende) Startsets erzeugt, mit denen weitergerechnet wurde.

Es wurden jene Kennzahlen zusammengefasst, die paarweise zueinander hoch korreliert sind. Auf Basis der so zusammengefassten Kennzahlen wurde entschieden, welche der zueinander hoch korrelierten Kennzahlen für das multivariate Modell verwendet werden sollen und welche nicht. Entscheidungskriterien für die Bevorzugung von bestimmten Kennzahlen waren:

- Eine Kennzahl aus einem bestimmten Bereich, der sonst schwach repräsentiert wird
- Eine Kennzahl, die aus einem Zähler bzw. Nenner generiert wird, der in den sonstigen Kennzahlen nicht so häufig vorkommt
- Die Höhe der AR univariat
- Die Interpretierbarkeit des Zusammenhangs mit den Ausfällen (Erklärbarkeit der positiven bzw. negativen Korrelation)
- Die allgemeine Interpretierbarkeit der Kennzahl

- Die Anzahl der Missings und gegebenenfalls auch die Anzahl der 0-Meldungen

Anhand der auf diese Weise für eines der vier Startsets selektierten Kennzahlen wurde ein Lauf des multivariaten Modells durchgeführt: mittels den in STATA implementierten Routinen der Forward und Backward Selection zur logistischen Regression wurden aus den verschiedenen Startsets jene Kennzahlen eliminiert, welche nicht signifikant waren. Das Ergebnis wurde in einem weiteren Schritt daraufhin analysiert, ob die Vorzeichen der geschätzten Koeffizienten plausibel waren: ökonomisch unplausible Vorzeichen deuten auf versteckte Korrelationsprobleme hin.

Auf Basis der vier Startsets wurden schließlich vier multivariate Modelle erzeugt, die miteinander auf gemeinsame Kennzahlen, Höhe des AUROC, größte auftretende Korrelation der Variablen zueinander, das traditionelle Gütemaß Pseudo-R<sup>2</sup> und Anzahl der ausgewerteten Beobachtungen hin verglichen werden konnten. Es zeigte sich, dass sich rund 20 Kennzahlen in mindestens der Hälfte der Versuchsläufe durchsetzten, also als erklärende Kennzahlen in ein multivariates Modell aufgenommen wurden, wobei jede getestete Kennzahl in mindestens zwei der vier Startsets vertreten war.

Diese verbleibenden Kennzahlen wurden nun als neues Startset für weitere Rechnungen definiert, die oben beschriebene Vorgehensweise wiederholend.

Zu klären war in einem weiteren Schritt, ob das Modell durch Einbeziehung von Dummyvariablen verbessert werden konnte. Es wurden verschiedene Dummyvariablen getestet, welche die Größe, Sektorzugehörigkeit und regionale Struktur (Bundesland) abbilden. Es stellte sich heraus, daß lediglich die Sektorzugehörigkeit eine Rolle spielt. Erfolgreich (im Zusammenspiel mit den 11 selektierten Kennzahlen) war schließlich eine Aggregation der Sektoren auf zwei Gruppen: Gruppe 1 umfasst die Bausparkassen und die Sonderbanken, während die zweite Gruppe die restlichen Sektoren umfasst.

Schließlich wurden (inklusive der Dummyvariable bezüglich der aggregierten Sektoren) mit den verbleibenden Kennzahlen weitere Stabilitätstest durchgeführt. Das Modell, das sich hinsichtlich der verschiedenen Kriterien als am geeignetsten erwies, besteht aus insgesamt 12 Kennzahlen, welche die folgenden Bereiche abdecken:

Themenkreis	Anzahl
Bank Charakteristika	1
Kreditrisiko (inklusive GKE)	4
Kapitalstruktur	2
Profitabilität	4
Makroökonomie	1

Dieses Modell stellt das finale Modell bezüglich der multivariaten logistischen Regression im Rahmen der Konzeptionsphase dar und bildet zugleich die Ausgangsbasis für das in Abschnitt 6 beschriebene Cox Modell. Die Aufklärungsgüte gemessen anhand des AUROC beträgt In-Sample 82,9% und Out-of-Sample 80,6%. Das Pseudo-R<sup>2</sup> liegt bei 21,3%. Diese Größenordnungen sind kompatibel mit jenen von akademischen Publikationen, bzw. von Regulierungsbehörden.

### 3.6 Kalibrierung

Obwohl der Output des Logit Modells prinzipiell über ein relatives Ranking hinausgeht, indem Wahrscheinlichkeiten geschätzt werden, bedürfen diese der Kalibrierung, um die tatsächliche „Ausfallswahrscheinlichkeit“ der Banklandschaft Österreichs korrekt abzubilden (siehe den Abschnitt über die Gestaltung des Schätz- und Testsamples). Dies liegt daran, dass das Ereignis des „Ausfalls“ ursprünglich möglichst breit definiert wurde, um eine hinreichende Anzahl an Ausfällen zur Verfügung zu haben, welche für die Entwicklung eines trennscharfen Modells unabdingbar ist, und auch um insbesondere den Fehler, dass eine Bank als nicht ausfallsgefährdet eingestuft wird obwohl sie ausfallsgefährdet ist, weiter zu minimieren. Das Logit-Modell spiegelt aber im Durchschnitt jene „Ausfallswahrscheinlichkeiten“ wider, welche bei der Ermittlung des Modells empirisch im Datensatz vorhanden ist (diese Eigenschaft entspricht der Erwartungstreue der Schätzer des Logit-Modells). Die Kalibrierung zielt nun darauf ab, diese relativ hohe durchschnittliche „Problem-Wahrscheinlichkeit“ der tatsächlichen Ausfallswahrscheinlichkeit von Banken anzunähern.

Eine exakte Darstellung von Ausfallswahrscheinlichkeiten ist prinzipiell nicht zu erreichen, da das Ereignis „Ausfall“ im Bankensektor nicht genau messbar ist: tatsächliche Ausfälle sind sehr selten und Beihilfen, Fusionen und Ergebnis- bzw. Eigenmittelverschlechterungen sind nur Indikatoren, welche auf mehr oder weniger große Probleme bei den entsprechenden Banken hinweisen, aber nicht eindeutig auf eine vorhandene oder nicht vorhandene Überlebensfähigkeit schließen lassen. Da die vorliegende Problemstellung aber der Identifikation von Problembanken entspricht und weniger der Prognose von Bank-Ausfällen im engeren Sinn ist eine Kalibrierung auf tatsächliche Ausfallswahrscheinlichkeiten auch nicht unbedingt notwendig.

Technisch gesprochen besteht eine Möglichkeit zu kalibrieren in der Verschiebung des Mittelwerts der ermittelten Logit-Verteilung (Erwartungswerts) zu dem gewünschten Wert, indem die Modellkonstante entsprechend angepasst wird. Als mögliche durchschnittliche einjährige „Ausfallswahrscheinlichkeiten“ (oder: Wahrscheinlichkeiten, dass eine Bank innerhalb eines Jahres in eine wirtschaftliche Schieflage kommt), die das Modell nach der Kalibrierung liefern soll, kommen aus oben angeführten Gründen verschiedene Varianten in Betracht. Das folgende Bild zeigt für eine ausgewählte Bank diese Wahrscheinlichkeiten für drei verschiedene Niveaus, als Variante a), Variante b) und Variante c) über die verschiedenen Quartale bezeichnet. Variante a) stellt dabei die geschätzte Modellwahrscheinlichkeit dar, Variante b) die Kalibrierung auf „gravierende Bank-Probleme“ und Variante c) die tatsächliche Ausfallswahrscheinlichkeit.

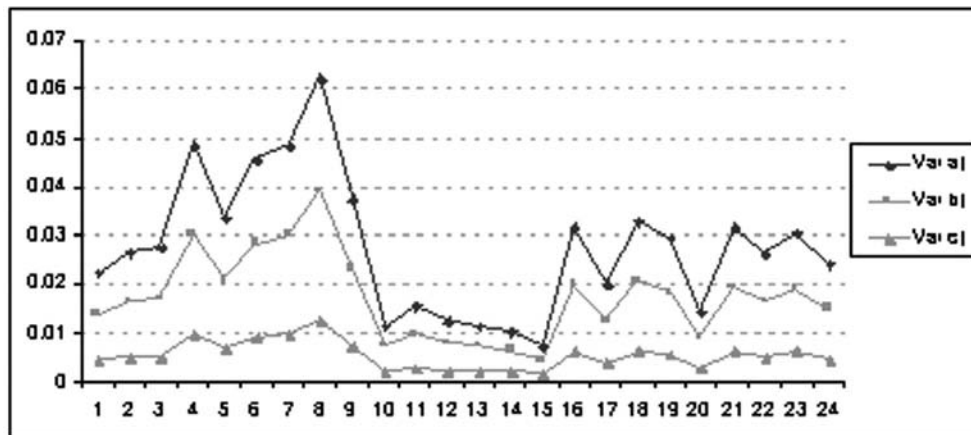


Abbildung 3: Verlauf der PDs bei unterschiedlichen Ansätzen

Obiges Bild veranschaulicht die Variabilität in den Wahrscheinlichkeiten, was zur Frage führt, ob Glättungen bezüglich dieser Wahrscheinlichkeiten vorgenommen werden sollen. Neben verfahrensbedingten Ursachen sprechen auch ökonomische Gründe für eine größere Volatilität in den Wahrscheinlichkeiten, die z.B. in der quartalsweisen Betrachtung liegen. Eine über die verschiedenen Quartale unterschiedliche Politik, was etwa die Bildung von Wertberichtigungen oder auch den Ausweis des Erfolges betrifft, verursacht zusätzliche Volatilität in den betreffenden Wahrscheinlichkeiten. Glättungen könnten beispielsweise über die Errechnung von gewichteten Durchschnitts über einen längeren Zeitraum hinweg oder über die Bildung von Durchschnitts für bestimmte Klassen (wie das z.B. die gängigen Ratingverfahren machen) erfolgen.

Abschließend soll noch vermerkt werden, dass all jene Kennzahlen, die erst für eine kurze Periode verfügbar sind, aufgrund der unzureichenden Anzahl an Beobachtungen selbst dann zur Zeit nicht in das multivariate Modell eingebunden werden können, wenn univariate Tests mit den wenigen vorliegenden Beobachtungen eine hohe Prognosegüte versprechen. Diese Kennzahlen stellen jedoch potentielle Kandidaten für zukünftige Neukalibrierungen des Modells dar.

### 3.7 Darstellung der Ergebnisse

Betrachtet man die geschätzten Wahrscheinlichkeiten einzelner Banken im Zeitablauf, so ändern sich diese Wahrscheinlichkeiten jedes Quartal. Hier stellt sich nun die entscheidende Frage, wie man im Analyseprozess am besten zwischen unbedeutenden und wesentlichen Änderungen dieser Wahrscheinlichkeiten unterscheiden kann. Der einfachste Weg, um geringe und damit unwesentliche Schwankungen auszufiltern stellt das Mappen der Modellwahrscheinlichkeiten in Ratingklassen dar.

In der GKE werden seit Jänner 2003 Informationen bezüglich der Bonität einzelner Kreditnehmer gemeldet. Die von den Banken verwendeten Ratings werden dann in eine Skala gemappt, welche die unterschiedlichen Rating-systeme miteinander vergleichbar macht. Diese Skala wird als OeNB Masterskala bezeichnet.

Die OeNB Masterskala beinhaltet eine Grob- und eine Feinskala: wenn man bestimmte Ratingstufen der Feinskala zusammenfasst, gelangt man zur Grob-skala. Die Ratingstufen sind der Ausfallswahrscheinlichkeit (PD) nach aufsteigend geordnet, das heißt die Ratingstufe 1 weist die niedrigste PD auf, dann folgt Stufe 2 etc. Zu jeder Ratingstufe wird eine Bandbreite (obere und untere Grenze) angegeben, innerhalb derer sich die PD eines dieser Kategorie zugehörigen Unternehmens bewegen darf.

Um die Ausfallswahrscheinlichkeiten von österreichischen Banken in einer Ratingskala adäquat abbilden zu können, benötigt man vor allem im Bereich der exzellenten bis sehr guten Bonitäten eine entsprechende Vielzahl an Klassen.

Die Zuordnung von PDs oder Pseudo-Ausfallswahrscheinlichkeiten zu Ratingstufen verringert die Volatilität in dem Sinne, dass man bei den Ratings im Zeitablauf vornehmlich auf die Migrationen, also auf die Bewegungen von einer Kategorie zu einer anderen, achtet. Es wird also erst bei größeren Schwankungen in der Wahrscheinlichkeit der jeweils betrachteten Bank zu einer Änderung im Sinne einer Migration kommen. Solange sich z.B. die Ausfallswahrscheinlichkeit einer Bank innerhalb der Grenzen einer Ratingstufe bewegt, kommt es aus Sicht des Ratings zu keinen Änderungen.

Im Zuge der Implementierung bzw. der Anwendung des Modells ist die optimale Ausgestaltung des Ratingschemas zu ergründen. Die sich nach dem jeweilig gewählten Ratingschema ergebenden Migrationen pro Bank sind mit Experten auf Realitätsnähe und Praktikabilität hin zu untersuchen. Desweiteren muss evaluiert werden, ob bzw. wie Glättungsverfahren wie beispielsweise die Errechnung von Durchschnitts über einen längeren Zeitraum hinweg mit dem Ratingschema kombiniert werden sollen, um die Prognosegüte des Modells zu optimieren.

#### **4 Evaluierung des Logit-Modells**

Um das Modell zu testen wurden einerseits deskriptive Analysen und andererseits statistische Tests durchgeführt. Dabei wurden die geschätzten Wahrscheinlichkeiten werden ebenso bestätigt wie die Modellspezifikation.

##### **4.1 Deskriptive Analysen**

Stichprobenartig wurde die Entwicklung einzelner Banken im Zeitablauf geprüft. Dann wurden die Banken mit einer Cut-Off Rate in „gute“ und „schlechte“ Banken unterteilt und es wurden die Fehlklassifikationen bezüglich der als gut eingeschätzten Banken (der für die Aufsicht schlimmere Fehler: eine als gut eingeschätzte Bank fällt aus) allgemein untersucht und weiters z.B. daraufhin, ob Sektorzugehörigkeit und bestimmte zeitliche Effekte eine Rolle bezüglich der Fehlklassifikationen spielen.

Es zeigt sich, daß die Sektorzugehörigkeit (gemeint sind die beiden „aggregierten“ Sektoren im Sinne der Dummy-Variablen) im wesentlichen keine

signifikante Rolle bei den Fehlklassifikationen spielt. Das gilt auch für die unterschiedlichen Quartale. Eine Bank, die ausgefallen ist, konnte bis zu 5 Quartale als Ausfall klassifiziert werden: in den Zeitpunkten  $t-2$ ,  $t-1$ ,  $t$ ,  $t+1$  und  $t+2$ . Die Ratios der Fehlklassifikationen über die verschiedenen Quartale hinweg unterscheiden sich nicht signifikant voneinander. Ebensovwenig unterschiedlich sind die Fehlklassifikationen bezüglich der einzelnen Quartale Q1, Q2, Q3 und Q4 an sich.

Bezüglich der Entwicklung der Banken im Zeitablauf ist festzuhalten, dass bisher keine systematischen Fehleinschätzungen identifiziert werden konnten.

## 4.2 Statistische Tests

Im Folgenden werden die statistischen Tests beschrieben, die durchgeführt wurden, um Robustheit und Güte des Modells zu überprüfen. Die Tests zeigen, dass sowohl die Modellspezifikation als auch die Schätzungen selbst bestätigt werden. Weiters gibt es keine Beobachtungen, die einen systematischen oder sehr starken Einfluss auf die Schätzung haben.

### Spezifikationstest

Um in weiterer Folge Gütemaße sinnvoll anwenden zu können, muss zuerst die Robustheit des Schätzmodells gewährleistet sein. Die meisten Probleme bezüglich der Robustheit eines Logit-Modells bereitet die Heteroskedastie, welche zur Inkonsistenz der geschätzten Koeffizienten führt (das bedeutet, dass die Präzision, mit welcher der Parameter geschätzt wird, mit zunehmender Stichprobengröße sinkt). Der statistische Test von Davidson und MacKinnon (1993) wurde angewandt um die Nullhypothese von Homoskedastie zu testen. Die Ergebnisse daraus zeigen, dass unsere Modellspezifikation nicht verworfen werden muß.

### Gütetests

Die Güte unseres Modells wurde einerseits auf Basis von Teststatistiken, welche auf verschiedene Weise die Distanz zwischen den geschätzten Wahrscheinlichkeiten und den tatsächlich beobachteten Ausfällen messen, festgestellt und andererseits auf Basis der Analyse von einzelnen Beobachtungen, welche jeweils (wie unten beschrieben) in bestimmter Weise einen starken Einfluss auf die Schätzung der Koeffizienten haben können. Der Vorteil einer Teststatistik ist, dass sie ein einziges und leicht zu interpretierendes Maß darstellt, welches Aussagen über die Güte des Modells trifft.

Der *Hosmer-Lemeshow-Gütestest* ist ein Maß dafür, wie gut ein Logit-Modell die tatsächliche Ausfallswahrscheinlichkeit für verschiedene Datenbereiche (z.B. im Bereich der weniger gefährdeten Banken) abbildet. Die Beobachtungen werden dabei nach der geschätzten Ausfallswahrscheinlichkeit geordnet und danach in gleich große Gruppen aufgeteilt. Wir haben den Test für verschiedene Anzahlen von Gruppen durchgeführt, und stets konnte die Null-Hypothese der korrekten Ausfallswahrscheinlichkeitsprognose nicht abgelehnt werden und wurde somit bestätigt.

Die *LR-Teststatistik* misst im einfachsten Fall den Unterschied im Maximum-Likelihood – Wert zwischen dem geschätzten Modell und einem Modell, das nur eine Konstante enthält und verwendet diesen Wert um eine Aussage über

die Signifikanz des gesamten Modells zu treffen. Eine abgewandelte Form dieses Tests ermöglicht dann auch Untersuchungen hinsichtlich des Beitrages einzelner Kennzahlen zur Erklärungskraft des Modells. Dieser Test wurde auf alle im Endmodell enthaltenen Kennzahlen angewendet.

Danach wurden verschiedene Maße wie die *Pearson und die Deviance Residuen* verwendet, um einzelne Beobachtungen herauszufiltern, die jeweils in bestimmter Weise einen stärkeren Einfluss auf die Schätzergebnisse hatten. Die auf diese Weise herausgefilterten 29 Beobachtungen wurden einzeln nach Plausibilität untersucht, wobei keine Unplausibilitäten festgestellt wurden. Danach wurde das Modell ohne diese Beobachtungen geschätzt, wobei sich die so geschätzten Koeffizienten nicht signifikant von denen des Ursprungsmodells unterschieden haben.

Zusammenfassend wird festgehalten, dass es keine Beobachtungen gibt, welche einen systematischen oder sehr starken Einfluss auf die Schätzung haben, was auch durch die gute Out-of-Sample Performance unterstützt wird.

## 5 Entwicklung des Cox Modells

### 5.1 Cox Proportional Hazard Rate Modell

Für die Entwicklung eines Cox Modells im Rahmen der Off-Site Analyse waren analoge Schritte wie bei der logistischen Regression notwendig. Allerdings konnte hier bereits auf die Erkenntnisse der Untersuchungen im Rahmen der Entwicklung des Logit-Modells zurückgegriffen werden. Dementsprechend wurde, basierend auf den Ergebnissen des Logit-Modells, zunächst ein traditionelles Cox Proportional Hazard Rate Modell berechnet. Bei dieser relativ einfachen Modellvariante gehen alle ausgefallenen und auch alle nicht ausgefallenen Banken in die Stichprobe ein, werden aber jeweils nur zum Startzeitpunkt erfasst. Als Startzeitpunkt für das Modell wurde Juni 1997 gewählt, da ab hier für alle Banken alle benötigten Informationen für die relevanten Kennzahlen vorlagen. Da der im Cox Proportional Hazard Rate Modell unterstellte Zusammenhang zwischen der Hazard Rate und den einfließenden Kennzahlen log-linear ist und dieser Zusammenhang für kleine Ausfallwahrscheinlichkeiten gegen den Zusammenhang beim Logit-Modell strebt, wurden jene Kennzahl-Transformationen, die für das Logit-Modell ermittelt wurden, auch für das Cox Modell verwendet. Das finale Modell, welches ebenfalls wie das Logit-Modell durch Methoden der Forward Selection und Backward Elimination gefunden wurde, umfasst sechs Kennzahlen, welche aus folgenden Themenkreisen stammen:

Themenkreis	Anzahl
Kreditrisiko	1
Kapitalstruktur	1
Profitabilität	4

Zur Modellevaluierung werden bei Cox Modellen traditionellerweise im Besonderen die Residuen des Modells und die damit abgeleiteten statistischen Tests herangezogen. Auch im vorliegenden Fall wandte man diese Methoden an und überprüfte die wesentlichen Eigenschaften des Modells, nämlich (i)

die Einhaltung der Annahmen des PHM (d.h., dass der Logarithmus der Hazard Rate die Summe aus einer zeitabhängigen Funktion und einer linearen Funktion der Kovariate ist), und (ii) die Prognosegüte des Modells, welche durch die Anwendung von Goodness-of-Fit Tests allgemein evaluiert wurde. Darüber hinaus wurde auch das Konzept der Accuracy Ratio für die Überprüfung der Prognosegüte des Cox Modells adaptiert. Das Ergebnis des Cox Proportional Hazard Rate Modells sind nämlich relative Hazard-Raten, welche ebenso wie die prognostizierten Ausfallswahrscheinlichkeiten von Logit-Modellen dazu verwendet werden können, Banken nach ihrem prognostiziertem Risiko zu ordnen und basierend darauf die AR zu berechnen.

Obwohl das entwickelte Cox Modell eine sehr einfache Modellvariante darstellt, zeigen die Ergebnisse, dass auch diese Basisvariante recht gut zwischen ausfallsgefährdeten und ungefährdeten Banken unterscheiden kann. Dies ist sowohl durch den erreichten AUROC von rund 77% ersichtlich, als auch durch die folgende Graphik, welche die geschätzte Überlebenskurve einer durchschnittlichen, ausgefallenen und einer durchschnittlichen, nicht ausgefallenen Bank darstellt. Wie man erkennen kann, wird für ausgefallene Banken eine deutlich kürzere Lebensdauer prognostiziert als für nicht ausgefallene Banken.

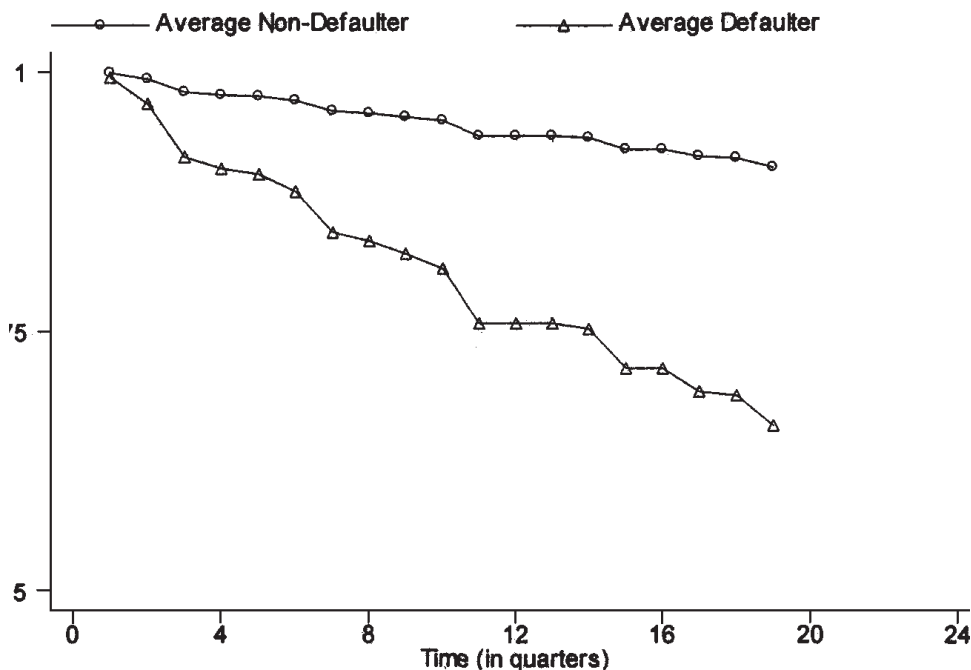


Abbildung 4: Survival Curves im Cox-Modell

Bei der Interpretation der Accuracy Ratio muß man berücksichtigen, dass z.B. das Logit-Modell für einjährige Ausfallswahrscheinlichkeiten entwickelt wurde, also durchschnittlich ein Jahr zwischen der Beobachtung der verwendeten Bilanzkennzahlen und dem Ausfallereignis lag. Beim Cox Proportional Hazard Rate Modell hingegen gehen die erklärenden Variablen nur zum Startzeitpunkt in die Modellschätzung ein, es können also im vorliegenden Fall bis zu 5 Jahre zwischen der Beobachtung der Kovariate und dem Ausfallereignis liegen. Selbstverständlich können nähere Ereignisse genauer prognostiziert werden als entferntere.

## 5.2 Weiterentwicklung des Cox Modells

Obwohl die schon implementierte Variante des Cox Proportional Hazard Rate Modells bereits eine recht gute Prognosefähigkeit aufweist, beruht sie auf gewissen vereinfachenden Annahmen, die in der Realität so nicht erfüllt sind und bietet daher noch Spielraum für folgende Erweiterungen:

- Die offensichtlichste Erweiterung besteht in der Berücksichtigung des Umstandes, dass die erklärenden Variablen nicht konstant sind, sondern sich jede Periode ändern können. Durch die Schätzung des Modells mit diesen sich zeitlich verändernden Kovariaten verliert das Modell zwar die Eigenschaft der zeitkonstanten Hazard Rates, welche z.B. die Berechnung eines Accuracy Ratios ermöglichen, die Prognosegüte des Modells steigt damit aber generell aufgrund des sich reduzierenden Zeitraums zwischen zuletzt beobachtetem Kennzahlwert und Ausfallsereignis an.
- Desweiteren unterstellt das traditionelle Cox Proportional Hazard Rate Modell, dass das Ausfallsereignis kontinuierlich beobachtet werden kann, während im vorliegenden Fall die Daten immer nur zu Quartalszeitpunkten erhoben wurden. Dieses Phänomen des „interval censoring“ kann ebenfalls durch komplexere Schätzmethoden berücksichtigt werden.
- Letztendlich ist die selbst in der wissenschaftlichen Literatur übliche Annahme<sup>5</sup>, dass alle Banken zum selben Zeitpunkt, normalerweise zum Startzeitpunkt des Modells, „at risk“, also tatsächlich ausfallsgefährdet sind, fragwürdig, nicht zuletzt deshalb, weil hiermit unterstellt wird, dass alle Banken vom Ausfall bedroht sind. Alternativ dazu kann man zum Beispiel das Logit-Modell verwenden, um festzustellen, ob die prognostizierte Ausfallswahrscheinlichkeit einer Bank einen bestimmten Schwellwert übersteigt und damit zu entscheiden, ob bzw. wann eine Bank „at risk“ wird. Erst bei Eintreten dieses Zustandes wird die betreffende Bank dann in das Schätzsample für das Cox Modell aufgenommen. Mit einem derart konstruierten Datenset kann die Hypothese überprüft werden, ob für besonders gefährdete „at risk“ Banken bestimmte Kovariate das Eintreten des Ausfallsereignisses besser prognostizieren können als für das gesamte Universum aller Banken.

Derzeit wird ein fortschrittlicheres Cox-Modell entwickelt, das alle oben genannten Verbesserungsmöglichkeiten berücksichtigt. Das finale Modell für diese Modellvariante wird voraussichtlich 2005 vorliegen.

## 6 Resume

Die Oesterreichische Nationalbank und die Finanzmarktaufsicht legen auf die Entwicklung und den Einsatz moderner, ausgereifter Off-Site Analysemodelle großen Wert. Im bisherigen Teil wurden die neuen statistischen Ansätze beschrieben, welche gemeinsam mit universitärer Unterstützung entwickelt wurden.

Als primäres Modell wurde ein Logit-Modell gewählt, da Logit-Modelle im Moment sowohl in der Praxis bei Regulatoren als auch in der akademischen Literatur den Standard für Off-Site Analysemodelle darstellen. Die aktuelle Version des Logit-Modells stützt sich auf zwölf Kennzahlen (inklusive einer

<sup>5</sup> Siehe z. B. Whalen (1991) oder Henebry (1996).

Dummy-Variablen) um Problembanken zu identifizieren, mit denen ein AUROC In-Sample von rund 82,9% und Out-of-Sample von rund 80,6% erzielt werden konnte. Das Pseudo-R<sup>2</sup> liegt dabei bei rund 21,3%.

Im Vergleich zum Logit-Modell ermöglicht die Schätzung eines Cox Modells eine Quantifizierung der Überlebensfunktion einer Bank oder einer Gruppe von Banken. Daraus kann die Zusatzinformation abgeleitet werden, über welchen Zeitraum mögliche Probleme entstehen könnten. Um zunächst einen ersten Eindruck über die Möglichkeiten des Cox Modells zu gewinnen, wurde basierend auf den Ergebnissen des Logit-Modells ein traditionelles Cox Proportional Hazard Rate Modell entwickelt. Dieses Modell basiert auf sechs Kennzahlen und erzielte einen AUROC von rund 77%. Weiters wird zusätzlich ein komplexeres Cox Modell entwickelt, das einige Problemfelder der herkömmlichen Modellvariante verbessert. Das finale Modell für diese Modellstruktur wird voraussichtlich 2005 vorliegen.

Abschließend soll noch darauf hingewiesen werden, dass jedem statistischen Modell natürlich auch Grenzen gesetzt sind. Selbst wenn für die vorliegenden historischen Daten Bankenausfälle sehr gut erklärt und prognostiziert werden können, so existiert doch immer ein Restrisiko, dass einzelne Problemfälle durch die Modelle nicht identifiziert werden können. Außerdem bleibt die Möglichkeit bestehen, dass durch Strukturbrüche in der österreichischen Bankenlandschaft die Prognosegüte der statistischen Modelle mit der Zeit abnehmen, was periodische Überprüfungen und neuerliche Schätzungen bzw. Re-Kalibrierungen notwendig macht. Dies erscheint auch deshalb sinnvoll, da augenblicklich all jene Kennzahlen, die erst für eine kurze Zeitperiode verfügbar waren, aufgrund der unzureichenden Anzahl an Beobachtungen selbst dann nicht in die multivariaten Modelle eingebunden werden konnten, wenn univariate Tests mit den wenigen vorliegenden Beobachtungen eine besonders hohe Prognosegüte versprochen. Diese Kennzahlen könnten jedoch zukünftig die Prognosegüte des Logit- und des Cox Modells weiter verbessern und stellen damit vielversprechende Kandidaten für spätere Neukalibrierungen der Modelle dar.



STRUKTURELLES MODELL  
METHODEN UND BERECHNUNGEN

# Strukturelles Modell – Methoden und Berechnungen

## Einleitung

Die Aufgabe des strukturellen Modells besteht darin, die Risikostruktur einer Bank ganzheitlich zu erfassen und dabei Einsichten in die einzelnen Risikokategorien aus ökonomischer Sicht zu gewinnen. Im Mittelpunkt des strukturellen Modells steht daher die detaillierte Analyse der Risikotreiber sowie deren möglichen Auswirkungen auf das Gesamtrisiko einer Bank. Die einzelnen Risikokategorien, die im strukturellen Modell erfasst werden sind das

- Marktrisiko
- Kreditrisiko
- operationale Risiko

Um aus diesen isolierten Risikopositionen im Rahmen eines Frühwarnsystems für Banken das Gesamtrisiko und somit auch eine entsprechende Ereigniswahrscheinlichkeit ableiten zu können, ist es notwendig, dass in einem ersten Schritt ein Konzept entwickelt wird, das es ermöglicht die Risiken in den einzelnen Kategorien in einer strukturierten Form zu erfassen und in einem zweiten Schritt diese Risiken in einer einheitlichen Metrik zusammenzufassen. Risikointegration bzw. -aggregation bezieht sich auf jene quantitativen Modelle und Methoden der Risikomessung, die es erlauben, dass Risiken unterschiedlicher Kategorien und/oder unterschiedlicher Geschäftseinheiten (Banken) integriert erfasst werden.

## 7 Aggregation der Risiken

In diesem Abschnitt werden die Möglichkeiten zur Aggregation innerhalb und über unterschiedliche Risikoarten beleuchtet, bevor in den folgenden Abschnitten auf die Berechnung der einzelnen Risikoarten eingegangen wird.

### 7.1 Theoretischer Hintergrund

Jener Ansatz, der in der Risikomanagementpraxis für die Integration unterschiedlicher Risiken am häufigsten verwendet wird, ist der so genannte „Building Block“-Ansatz. Im Rahmen eines „Baustein-Ansatzes“ widmet sich der erste Teil der Aggregation der Risiken innerhalb einer Risikoklasse. Im Rahmen des vorliegenden strukturellen Modells bedeutet dies die Aggregation der Risiken innerhalb der Kategorien Marktrisiko, Kreditrisiko und operationales Risiko. Der zweite Teil gibt eine Methode vor, mit der die Risiken zwischen den einzelnen Kategorien aggregiert werden können. Dabei ist die Abhängigkeitsstruktur zwischen den einzelnen Risikofaktoren zu berücksichtigen.

Versucht man nun, im Rahmen der Risikobeurteilung von Banken, Risiken unterschiedlicher Risikokategorien zu aggregieren, benötigt man ein einheitliches Messsystem mit dem die Markt-, Kredit- und operationalen Risiken gemessen werden. Sowohl in der Bankenpraxis wie auch in der Praxis der Aufsichtsbehörden hat sich das Konzept des „Economic Capital“ als einheitliche Metrik etabliert. Ein „Economic Capital“ Modell quantifiziert jenes Kapital, das Banken benötigen, um Verluste mit einer vorgegeben Eintrittswahrscheinlichkeit abzudecken. Als gängigste Variante, das Economic Capital zu quantifizieren, hat sich das Modell des Value at Risk (i.d.F. VaR) etabliert<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Siehe dazu das Dokument des Joint Forum (2003).

Wendet man ein VaR-Modell für die Integration von Risiken an, geht es im ersten Block darum, eine gemeinsame Verteilung der einzelnen Risikofaktoren einer Risikoklasse (z.B. das Marktrisiko: Zins-, FX- und Aktienrisiko) zu ermitteln, die eine Berechnung des Quantilwertes der Verlustverteilung für diese Risikoklasse erlauben. Erst in einem zweiten Schritt muss eine gemeinsame Verlustverteilung gefunden werden, die auch die Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Risikokategorien erfasst.

Im Rahmen eines Baustein-Ansatzes kann daher die Aggregation der Risiken innerhalb einer Risikokategorie formal wie folgt beschrieben werden. Angenommen in der Kategorie der Marktrisiken gibt es  $m$  Risikofaktoren. Jeder einzelne Risikofaktor wird durch eine Zufallsvariable  $x_i$  dargestellt. Bevor nun die Marktrisiken aggregiert werden können, ist es erforderlich, die Risikofaktoren auf die einzelnen Portfoliopositionen zu mappen. Dies ist im Regelfall ein aufwendiger Prozess und ist bei vielen Produkten bzw. Portfolios durch nicht-lineare Strukturen gekennzeichnet.

Da man im Regelfall die multivariate Verteilung aller Risikofaktoren nicht kennt, muss man alternative Verfahren zur Quantifizierung des VaR heranziehen. Unterstellt man z.B. eine multivariate Normalverteilung für die Änderungen des Economic Capitals der einzelnen Kategorien, ist der VaR vollständig durch die Varianzen und Korrelationen zwischen den Risikokategorien bestimmt, d.h. die Aggregation wird vollständig durch die gemeinsame Korrelationsmatrix festgelegt. Hat man nun keine Schätzungen für die Korrelationen, kann der gesamte VaR – unter der Annahme perfekt positiver Korrelation zwischen den Risikofaktoren – als die Summe der einzelnen VaR's errechnet werden.

In den nächsten Abschnitten diskutieren wir unterschiedliche Verfahren zur Aggregation der Risiken innerhalb einer einzelnen Risikoklasse und dann zwischen den einzelnen Risikoklassen.

## 7.2 Risikoaggregation innerhalb der einzelnen Risikokategorien

Das strukturelle Modell erfasst die Risiken der Banken getrennt nach Markt-, Kredit- und operationalem Risiko. In einem ersten Schritt ist es daher notwendig, die Aggregation der einzelnen Risiken innerhalb jeder Risikoklasse durchzuführen. Innerhalb einer Risikokategorie wird die Aggregation im Wesentlichen durch die Korrelationen der Risikofaktoren bestimmt.

### 7.2.1 Aggregation der Marktrisiken

Das Marktrisiko einer Bank setzt sich aus dem Zinsrisiko, dem Währungsrisiko, dem Risiko für Substanzwerte und – falls vorhanden – auch aus dem Nichtlinearitätsrisiko einzelner Derivativpositionen zusammen. Verwendet man als einheitliche Metrik zur Quantifizierung des Marktrisikos unter Berücksichtigung von Abhängigkeitsstrukturen in den einzelnen Risikofaktoren den VaR, ist es möglich die Marktrisikostruktur jeder einzelnen Bank vollständig zu erfassen. Unter der Annahme, dass die Verteilungen der Renditen der Risikofaktoren aus der Familie der elliptischen Verteilungen stammen, ist der VaR für das gesamte Marktrisikoportfolio ein kohärentes Risikomaß im Sinne

von Artzner<sup>7</sup>. Zur Familie der elliptischen Verteilungen zählen die Normalverteilung, die jedoch die Eigenschaft der dicken Enden von Renditen nicht adäquat abbildet, und die t-Verteilung, die je nach Schätzung der Freiheitsgrade dicke Verteilungsenden unterschiedlich erfassen kann. Unterstellt man  $m$  unterschiedliche Marktrisikofaktoren,  $(X_1, \dots, X_m)$ , errechnet sich der VaR wie folgt:

$$VaR_{\alpha}^{Markt}(X_1, \dots, X_m) = F_{Markt}^{-1}(\alpha)$$

wobei es unter Verwendung der Annahme der Normalverteilung nicht notwendig ist, die gemeinsame Verteilungsfunktion der Risikofaktoren zu kennen, sondern die Risikominderungseffekte können über die Schätzung der Kovarianzen ermittelt werden<sup>8</sup>.

Im Rahmen des umgesetzten Ansatzes werden die gesamten Marktrisiken jeder einzelnen Bank über einen Delta-Ansatz – welcher auf der Annahme der Normalverteilung beruht – errechnet. Dieses System erfasst die Abhängigkeitsstrukturen der Risikofaktoren und ermöglicht somit die Aggregation der einzelnen Risiken. Für eine nähere Ausführung zu den Details der Erfassung der gesamten Marktrisiken sei auf den Abschnitt „Marktrisikomodell“ verwiesen.

### 7.2.2 Aggregation der Kreditrisiken

Die Erfassung und Quantifizierung der Kreditrisiken stellt eine zentrale Aufgabe von Kreditinstituten im Rahmen der neuen Eigenmittelvorschriften nach Basel II dar. Über die in Basel II vorgesehenen Ansätze hinausgehend (Standardansatz und Internal Rating Ansatz) wurden in den letzten Jahren unterschiedliche statistische Modelle entwickelt, die in einer integrierten Form bereits unter Berücksichtigung von Abhängigkeiten in den einzelnen Kreditrisikofaktoren das Kreditrisiko quantifizieren. Zentrale Größen bei der Quantifizierung der Kreditrisiken sind die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalles (Probability of Default) und die Verlusthöhe, falls ein Ausfall eintritt (Exposure at Default und Loss given Default). Aus beiden Größen zusammen kann man im Sinne einer einheitlichen Metrik wiederum den erwarteten Verlust für eine vorgegebene Wahrscheinlichkeit quantifizieren. Dieser, auf einem bestimmten Konfidenzniveau maximal zu erwartende Verlust ist das Economic Capital aus dem Kreditrisiko und entspricht einem VaR.

Gängige Modelle zur konsistenten Quantifizierung des Kreditrisikos sind CreditMetrics und CreditRisk<sup>+</sup>. Beide Modelle stellen unterschiedlich detaillierte Ansprüche an die verfügbaren Marktdaten zur Quantifizierung der Kreditrisiken eines ganzen Kreditportefeuilles einer Bank. Für eine praktikable Umsetzung ist wegen der verfügbaren Datenlage de facto nur das Modell CreditRisk<sup>+</sup> verwendbar. Eine genaue Beschreibung der Modelleigenschaften wie auch der konsistenten Aggregation der einzelnen Kreditrisiken

<sup>7</sup> Artzner et al. (1997) verstehen unter einem kohärenten Risikomaß eine Metrik, bei der eine Reihe von Axiomen erfüllt sind, unter anderem die Eigenschaft der Subadditivität, d.h. das Risiko eines Portfolios ist kleiner als die Summe der Einzelrisiken. Neben der Subadditivität werden noch die Eigenschaften der Monotonie, positive Homogenität und Invarianz gegenüber Transformationen gefordert.

<sup>8</sup> Siehe dazu im Detail Jorion (1998)

erfolgt im Abschnitt zum Kreditrisikomodell. Unterstellt man, dass das Kreditrisiko durch  $n$  unterschiedliche Risikofaktoren  $(Y_1, \dots, Y_n)$  ausgelöst wird, dann kann im Rahmen eines allgemeinen statistischen Modells der VaR fürs Kreditrisiko folgendermaßen ermittelt werden:

$$VaR_\alpha^{Kredit}(Y_1, \dots, Y_n) = F_{Kredit}^{-1}(\alpha)$$

wobei  $F_{Kredit}$  wiederum jene Verteilungsfunktion des Kreditportfoliowertes ist, die nach dem Mapping der Risikofaktoren auf die Positionen entsteht. Es kann hier im Gegensatz zum Marktrisiko nicht davon ausgegangen werden, dass  $F_{Kredit}$  normal verteilt ist.

### 7.2.3 Aggregation der operationalen Risiken

Die Erfassung von operationalen Risiken stellt große Ansprüche an die Datenbasis eines Kreditinstituts. Die nach Basel II geforderte Eigenmittelunterlegung wird daher in der Praxis schwerpunktmäßig durch den Basisindikatoransatz oder den Standardansatz durchgeführt werden, auch wenn diese Ansätze keine tatsächliche Quantifizierung des operationalen Risikos darstellen. Verfügt man jedoch über eine Verlustdatenbank in der die Häufigkeit von Schadensfällen innerhalb einer Zeitperiode und deren Höhe erfasst werden, kann man unter Verwendung eines statistischen Modells ebenfalls den auf einem gegebenen Konfidenzniveau erwarteten Verlust aus dem operationalen Risiko im Sinne des Economic Capital als VaR-Größe ermitteln. Der Abschnitt über die vorläufige Behandlung der operationalen Risiken im Rahmen des strukturellen Modells stellt ein einfaches statistisches Modell vor, bei dem die Häufigkeit der Ausfälle einer geometrischen Verteilung genügen, die Schadenshöhe einer Exponentialverteilung, woraus sich auch für die Verluste aus dem operationalen Risiko innerhalb einer Zeitperiode eine Exponentialverteilung ergibt. Der daraus abgeleitete VaR ist nur mehr von zwei Parametern abhängig: vom Signifikanzniveau und der mittleren Verlusthöhe. Beide Größen können durch entsprechende Kalibrierungen festgelegt werden, wobei vorläufig die wenig risikosensitive Erhebung des operationalen Risikos nach der von Basel II vorgeschlagenen Methodik als Grundlage der Kalibrierung dienen können. Dieses Modell erfasst die operationalen Risiken losgelöst von der Spezifikation einzelner Risikofaktoren, ermöglicht jedoch durch die Spezifikation des Verlustmodells trotzdem die Ermittlung des VaR, sodass sich der VaR in Analogie zu den Markt und Kreditrisiken folgendermaßen ergibt:

$$VaR_\alpha^{Op}(Z_1, \dots, Z_p) = F_{Op}^{-1}(\alpha)$$

Obwohl die einzelnen Risikofaktoren für das operationale Risiko hier nicht separat erfasst sind und somit auch die Aggregation dieser Risiken nicht notwendig ist, kann der VaR allgemein dennoch als Quantil einer multivariaten Verteilung interpretiert werden.

### 7.3 Aggregation zwischen den einzelnen Risikokategorien

Eine wesentliche Aufgabe des strukturellen Modells besteht darin, die Risiken in den einzelnen Risikokategorien zu einer gesamten Größe zu aggregieren. Dabei sind zumindest drei Grundsätze zu berücksichtigen:

1. Die einzelnen Risiken müssen nach der gleichen Metrik gemessen werden. Wie bei der Analyse der Aggregation der Risiken innerhalb einer Risikokategorie bereits unterstellt wurde, werden die einzelnen Risiken als der mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit erwartete Verlust (VaR) quantifiziert.
2. Die Quantifizierung der einzelnen Risiken muss für die gleiche Zeitbasis erfolgen. Da im Regelfall die Kredit- und die operationalen Risiken für einen Zeithorizont von einem Jahr, das Marktrisiko aber für eine wesentlich kürzere Haltedauer spezifiziert werden, muss ein Verfahren angewendet werden, das eine einheitliche Zeitbasis sicherstellt.
3. Die Aggregation der einzelnen Risiken zu einem Gesamtrisiko einer Bank sollte unter Berücksichtigung der Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Risikokategorien erfolgen. Dadurch können mögliche Diversifikationen erfasst und das Economic Capital möglicherweise reduziert werden.

In der Folge werden wir uns mit den Punkten 2 und 3 näher auseinandersetzen. Die Festlegung einer einheitlichen Metrik zur Messung der Risiken ist durch die Verwendung des VaR-Modells sichergestellt.

#### 7.3.1 Einheitliche Zeitbasis für die Ermittlung der Einzelrisiken

Im Regelfall werden sowohl das Kredit wie auch das operationale Risiko für einen Zeithorizont von einem Jahr festgelegt. Insbesondere für das Kreditrisiko wäre ein kürzerer Zeitbezug nicht sinnvoll, da z.B. geänderte gesamtwirtschaftliche Bedingungen wie Konjunktur nicht sofort auf Kreditausfälle wirken, sondern erst mit einer entsprechenden zeitlichen Verzögerung. Darüber hinaus sind die in den Banken üblichen Systeme aufgrund der entsprechenden Anforderungen aus Basel II auf einjährige Ausfallwahrscheinlichkeiten kalibriert. Analoges gilt auch für das operationale Risiko.

Im Bereich des Marktrisikos liegt der Sachverhalt gänzlich anders. Hier haben Änderungen der Risikofaktoren unmittelbar eine Auswirkung auf den Wert eines Portfolios. Allerdings kann über einen längeren Zeitraum die Zusammensetzung eines Portfolios geändert werden und dadurch aktiv einer weiteren Erhöhung des Marktrisikos entgegengewirkt werden. Das VaR-Modell wurde ja an sich für den Treasurybereich entworfen, in dem Handelspositionen zumeist sehr kurzfristig veränderbar sind.

Somit scheint eine kürzere zeitliche Bezugsperiode sinnvoll. Um nun Markt-, Kredit- und operationales Risiko zu einer gesamten Risikokennzahl zu integrieren, ist es notwendig, auch die Marktrisiken für eine einjährige Haltedauer zu berechnen.

Prinzipiell wäre es möglich, den Markt-VaR für eine Haltedauer von nur einem Tag (d.h. einen täglichen VaR) mittels Skalierungsfaktor auf 250 Tage bzw. ein Jahr anzupassen. Diese Vorgangsweise führt jedoch im Regelfall zu einer groben Überschätzung der Marktrisiken auf Jahresbasis. Einerseits weil die Hochrechnung von täglichen Volatilitäten zu stark schwankenden Werten durchaus zu einer Überschätzung der Risiken führen kann, andererseits weil im Zeitraum eines Jahres eine Bank ihre Marktrisikopositionen ohne weiteres

durch aktives Risikomanagement absichern kann und daher insgesamt weniger Risiken zu tragen hat.

Um diesen Anforderungen gerecht zu werden, scheint folgende Vorgangsweise bei der „Hochrechnung“ der Marktrisiken auf Jahresbasis sinnvoll. Als Schätzwerte für die Volatilitäten und Korrelationen der Risikofaktoren können monatliche Renditen herangezogen werden. Dies bringt den Vorteil, dass die Verteilungen der Renditen nicht mehr so stark durch die Eigenschaft der dicken Enden charakterisiert sind und dass insgesamt die Schätzungen im Zeitablauf nicht mehr so stark schwanken. Damit ist es möglich, für alle drei Risikokategorien eine einheitliche Zeitbasis zu sichern.

### 7.3.2 Berücksichtigung der Abhängigkeiten

Um die Risiken einzelner Risikokategorien zu einem Gesamtrisiko zu aggregieren, kann man prinzipiell zwei unterschiedliche Verfahren einsetzen:

Das erste Verfahren geht von der Kenntnis der Verteilung der Risikofaktoren aus und ermittelt aus den einzelnen Mappings (d.h. den Abbildungen der Risikofaktoren auf die Portfoliositionen) die gemeinsame Verteilung des VaR. Dabei ist zu berücksichtigen, dass die Abbildungsfunktion für die Risikofaktoren maßgeblich die Abhängigkeitsstruktur der einzelnen Risikofaktoren sowie zwischen den einzelnen Risikokategorien beeinflusst. Den Autoren ist zur Zeit keine konsistente Umsetzung dieses Ansatzes bekannt, der eine gemeinsame multivariate Verteilung aller Risikofaktoren ermittelt.

Alternativ dazu ist es möglich, dass man direkt aus den historischen Wertänderungen der einzelnen Portfolios die Verteilungen und somit die Korrelationen der Profits und Losses (P&L) in den einzelnen Risikokategorien ermittelt. Obwohl diese Vorgangsweise häufig vorgeschlagen wird, hat sie dennoch den gravierenden Nachteil, dass man aus der historischen Zusammensetzung z.B. des Marktrisikoportfolios und somit der Verteilung der Marktrisiko-P&Ls nicht direkt auf die Portfoliozusammensetzung des laufenden Portfolios schließen kann. In der Folge präsentieren wir ein Modell, das auf sehr restriktiven Annahmen aufbaut und diskutieren in diesem Rahmen die Aggregation der einzelnen Risiken.

#### Erfassung mittels Korrelationsmatrix

Der klassische Weg für die Aggregation der einzelnen Risiken ist jener, bei dem für die einzelnen Risikofaktoren eine multivariate Normalverteilung unterstellt wird und somit die Abhängigkeit zwischen den einzelnen Risikokategorien durch die Korrelationsmatrix angegeben werden kann. Unterstellt man kurzfristig diese Annahme, dann ergibt sich der VaR für das Gesamtrisiko unmittelbar aus den einzelnen Risiken, wobei die Abhängigkeiten zwischen den drei Risikokategorien über die Korrelationen erfasst werden:

$$VaR_{Gesamt} = \sqrt{\begin{pmatrix} VaR_{Kredit} \\ VaR_{Markt} \\ VaR_{Op} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} 1 & \rho_{K,M} & \rho_{K,O} \\ \rho_{K,M} & 1 & \rho_{M,O} \\ \rho_{K,O} & \rho_{M,O} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} VaR_{Kredit} \\ VaR_{Markt} \\ VaR_{Op} \end{pmatrix}}$$

wobei  $\rho_{ij}$  die Korrelationen zwischen Markt- und Kredit-, Markt- und operationalem sowie Kredit- und operationalem Risiko sind.

Ein kurzes Beispiel soll im Rahmen dieses Ansatzes die Konsequenzen der Korrelationen verdeutlichen. Wir unterstellen, dass eine Bank die Risiken bzw. das Economic Capital separat gemessen hat und dabei folgende Werte auftreten:

- Auf dem 99% Konfidenzniveau sei das Economic Capital für das Marktrisiko auf Jahresbasis EUR 1 Million.
- Auf dem 99% Konfidenzniveau sei das Economic Capital für das Kreditrisiko EUR 3 Millionen.
- Auf dem 99% Konfidenzniveau sei das Economic Capital für das operationelle Risiko EUR 2 Millionen.

Unterstellt man perfekt positive Korrelationen (d.h. im Rahmen des Normalverteilungsmodells die konservativste Annahme), dann ergibt sich ein  $VaR_{Gesamt} = 1+3+2 = 6$  (€ 6 Millionen). Wird den Risiken unterstellt, dass sie unkorreliert sind, ergibt sich ein  $VaR_{Gesamt} = \text{EUR } 3,74$  Millionen. Unterstellt man nun beispielsweise eine Korrelation zwischen Markt- und Kreditrisiko von 0,8 und eine Korrelation zwischen Markt- und operationalem Risiko bzw. zwischen Kredit- und operationalem Risiko von jeweils 0,4, so ergibt sich ein  $VaR_{Gesamt} = \text{EUR } 5,02$  Millionen. Dieses Beispiel zeigt, dass je nach unterstellter Korrelationsstruktur die aggregierten Werte signifikant vom „konservativen“ Ansatz abweichen können.

Allerdings muss man bei der Verwendung dieses Ansatzes folgende Einwände berücksichtigen, die in weiterer Folge den Korrelationsansatz als wenig geeignet für das strukturelle Modell erscheinen lassen:

Der erste und wesentlichste Einwand gegen das Korrelationsmodell begründet sich auf der Annahme der Normalverteilungen der einzelnen Risiken. Während man bei der Verwendung von monatlichen Renditen im Rahmen der Schätzung des Marktrisikos die Annahme der Normalverteilung vertreten könnte, ist es jedenfalls nicht möglich, diese Annahme für die Kreditrisiken und für das operationale Risiko zu verwenden. Dadurch verliert auch die Korrelation ihre Bedeutung als Maß für die Abhängigkeiten von Risikofaktoren. Embrechts et al. (1999) zeigen in eindrucksvoller Weise, welche Fallen es im Rahmen eines unreflektierten Einsatzes des linearen Korrelationskoeffizienten im Risikomanagement gibt. Insbesondere werden von Embrechts et al. (1999) folgende Argumente vorgebracht:

1. Die Verwendung der Korrelationen im Rahmen der Aggregation von Risiken ist dann theoretisch vertretbar, wenn die Verteilungen der Risikofaktoren aus der Klasse der elliptischen Verteilungen stammen. In diesem Sinne ist der VaR ein kohärentes Risikomaß. Entstammen die Verteilungen nicht dieser Klasse, beinhalten die Korrelationen keine Information für eine adäquate Schätzung der aggregierten Risiken.
2. Die Korrelation ist ein skalares Maß, das die lineare Abhängigkeit misst, jedoch nicht alle Informationen über die Abhängigkeiten von Zufallsvariablen beinhalten kann.
3. Perfekt positiv korrelierte Variablen müssen nicht notwendiger Weise eine Korrelation von 1 ausweisen.

4. Eine Korrelation von 0 heißt nicht, die Variablen sind von einander unabhängig. Nur im Falle von normalverteilten Variablen folgt aus der Unkorreliertheit auch die Unabhängigkeit.
5. Die Werte der Korrelation hängen von den Grenzverteilung ab. Nicht immer sind Werte des Korrelationskoeffizienten im Bereich zwischen  $-1$  und  $1$  möglich.
6. Die Korrelation ist kein invariantes Maß bezüglich Transformationen. Dies bedeutet, dass im Rahmen der Risikomanagement-Anwendungen wo bei vielen Kontrakten eine Transformation der Variablen stattfindet, die Korrelation kein adäquates Risikomaß ist.

Alle angeführten Argumente veranlassen zu der Behauptung, dass insbesondere bei der Aggregation von Risiken unterschiedlicher Risikokategorien, der Korrelationsansatz nicht wirklich geeignet ist. Darüber hinaus ist es nicht klar, wie die Korrelationskoeffizienten zwischen den einzelnen Risikokategorien geschätzt werden können. In diesem Zusammenhang muss insbesondere der Einwand von oben, dass man aus der historischen Zusammensetzung z.B. des Marktportfolios und somit der Verteilung des Marktrisikos nicht direkt auf die Portfoliozusammensetzung des laufenden Portfolios schließen kann, berücksichtigt werden.

### Copulas als mögliche Alternative

Als Alternative bietet sich die Verwendung von Copulas an. Copulas sind Funktionen, die den Zusammenhang zwischen der multivariaten Verteilung von Zufallsvariablen und den Grenzverteilungen der einzelnen Variablen herstellen. Angenommen wir betrachten die Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$  mit den Grenzverteilungen  $F_i(x_i)$ . Die gemeinsame Verteilung der  $X_i$  ist durch  $F(x_1, \dots, x_n)$  gegeben. Unter dem Copula  $C$  versteht man nun jene Funktion für die gilt:

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n))$$

Aus dieser Definition wird deutlich, dass Copulas die Möglichkeit darstellen, aus der gemeinsamen Verteilung von Zufallsvariablen die Abhängigkeitsstruktur von der Struktur der Grenzverteilungen zu trennen. Das bedeutet, dass die Copulas ein Möglichkeit darstellen, die Abhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen zu erfassen. Daher ist deren Einsatz im Bereich des Risikomanagements sehr vielversprechend.

Die wesentlichen *Vorteile* von Copulas liegen darin,

- dass sie die Abhängigkeitsstrukturen besser abbilden als lineare Korrelationen und
- dass geeignete Copula-Klassen in der Lage sind, die Tail-Dependence von Verteilungen zu erfassen. Gerade Tail-Dependence ist für die einzelnen Risikoklassen von Bedeutung, weil sie die Wahrscheinlichkeit für eine ungünstige Entwicklung bei Asset X gegeben eine ungünstige Entwicklung bei Asset Y ausdrücken.

Trotz dieser Vorteile wäre es dennoch verfrüht im Rahmen der Umsetzung dieses Projektes die Verwendung von Copulas zur Erfassung der Abhängigkeitsstruktur anzustreben. Die Argumente gegen einen sofortigen Einsatz sind durch deren einzelne *Nachteile* begründet:

- Es gibt viele verschiedene Copula-Klassen. Die Identifikation einer geeigneten Klasse für eine Anwendung im Risikomanagement ist nicht trivial.
- Nur wenn die multivariate sowie die marginalen Verteilungen der Risikofaktoren bekannt sind, können Copulas für die Messung der Abhängigkeiten identifiziert werden.
- Nur wenn die Grenzverteilungen stetig sind, existiert jeweils eine eindeutige Copula-Verteilung.
- Es gibt noch keine empirischen Arbeiten, die belegen, dass Tail-Dependence auch zwischen verschiedenen Risikokategorien vorliegt. Bisherige Arbeiten untersuchen hauptsächlich Abhängigkeitsstrukturen innerhalb bestimmter Risikogruppen wie Aktien oder Bonds.
- Der Einsatz von Copulas zur exakten Abbildung von Abhängigkeitsstrukturen erscheint nur dann sinnvoll, wenn auch die Quantifizierung sämtlicher individueller Risiken hinreichend genau und zuverlässig ist.

#### 7.4 Gewählte Vorgehensweise

Da die vorgebrachten Argumente weder für einen uneingeschränkten Einsatz von Copulas noch für die Verwendung des Korrelationsmodell sprechen, wurde die Summierung der Risiken der einzelnen Risikokategorien über den „konservativen Ansatz“ durchgeführt. Das bedeutet, dass für den VaR unterstellt wurde,

$$VaR_{\alpha}^{Gesamt} = VaR_{\alpha}^{Markt} + VaR_{\alpha}^{Kredit} + VaR_{\alpha}^{Op}$$

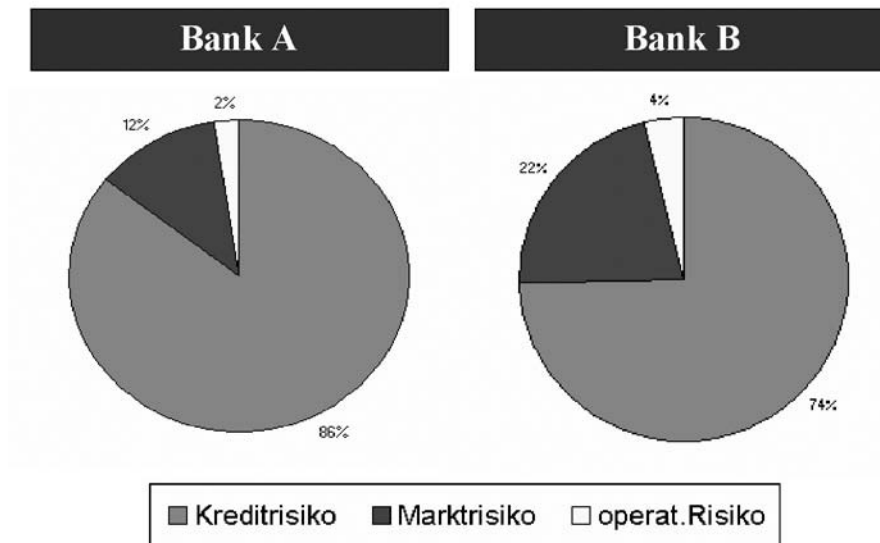
wobei  $\alpha$  = definiertes Konfidenzniveau

Im Sinne des Korrelationsmodells bedeutet das eine perfekt positive Korrelation. Da wir jedoch die Annahme der Normalverteilung im Rahmen des Modells nicht vorliegen haben, ist diese Argumentation deshalb nicht wirklich anwendbar. Insbesondere soll hier auch noch festgehalten werden, dass bei Vorliegen von co-monotonen Zufallsvariablen, die reine Aufsummierung der Risiken eine adäquate Vorgangsweise wäre. Für das Konzept der co-monotonen Zufallsvariablen sei auf Embrechts et al. (2002) verwiesen.

Zusätzlich ist darauf hinzuweisen, dass aus Sicht der Aufsichtsbehörden eine konservativere Einschätzung der Risiken durch wertmäßige Überschätzung möglicher Verluste, zielführender ist.

Weiters ist die Frage nach der Zusammensetzung des Gesamtrisikos bzw. den Beiträgen der Risikoarten zum Gesamtbankrisiko von höchstem Interesse. In den folgenden Abschnitten wollen wir die theoretischen Ausführungen auch mittels eines Beispiels illustrieren. Dafür werden zwei unterschiedliche Banken miteinander verglichen:

- Bank A: Österreichische Großbank mit Focus auf das Retailgeschäft und relativ hoher Eigenmittelausstattung
- Bank B: Mittlere österreichische Bank, mit starken Expansionsbestrebungen und relativ niedriger Eigenmittelausstattung



Bei der Zusammensetzung des Risikos ist der Unterschied zwischen den beiden Banken klar erkennbar, wobei allerdings bei beiden Banken das Kreditrisiko stark dominierend ist. Der Einfluss des Marktrisikos auf das Gesamtergebnis der Bank B kann auf eine höhere Anzahl an FX-Positionen (primär aus dem Kreditbereich) zurückgeführt werden.

Da das operationale Risiko von den Erträgen der Banken abhängt, ist eine ökonomische Interpretation der Unterschiede schwierig.

## 8 Kreditrisiko

Das Kreditrisiko stellt die wichtigste Risikoquelle der österreichischen Kreditinstitute dar. Die Erfassung der Verluste aus dem Kreditrisiko hat in den letzten Jahren durch die Entwicklung von umfassenden quantitativen Bewertungsmethoden und Modellen eine höhere Zuverlässigkeit erreicht und wird im Zusammenhang mit den neuen Eigenmittelvorschriften nach Basel II noch mehr an Bedeutung gewinnen.

Die erhöhte Kapitalmobilität und die Möglichkeiten eines flexibleren und schnelleren Transfers von Kreditrisiken haben zu einer weiteren Erhöhung der Anforderungen an Kreditrisikomanagement und -messung geführt. Insbesondere durch die Einführung von Kreditrisikomodellen, welche nicht auf die Quantifizierung von Einzelkreditrisiken, sondern auf die Bewertung des gesamthaften Kreditrisikos bzw. von Portfolios eines Instituts abzielen, konnte eine genauere Darstellung des Kreditrisikos ermöglicht werden.

Die österreichische Aufsicht möchte mit einem Kreditrisiko-Portfolio-modell folgende Ziele erreichen:

1. Berechnung des Kreditrisikos einzelner Kreditinstitute, aber auch einzelner Teilportfolios oder Bankengruppen. Im Mittelpunkt dieser Portfoliobetrachtung stehen die Berücksichtigung möglicher Diversifikationseffekte, sowie die Erfassung der Konzentrationsrisiken.

2. Aggregation des Kredit-Value-at-Risks (Kredit-VaR) mit dem Markt-VaR und dem VaR aus dem operationalen Risiko, um das gesamte Risiko den verfügbaren Deckungsmassen des Kreditinstituts gegenüberzustellen.

Ähnlich wie ein Marktrisiko-Portfoliomodell kann durch das Kreditrisiko-Portfoliomodell die Änderung des Wertes des Kreditportfolios als Folge der Bonitätsveränderung von Einzelpositionen abgeschätzt werden. Die Hauptschwierigkeit bei der Bestimmung der Verlustverteilung im Kreditrisiko liegt in der Praxis darin, dass für eine genaue Schätzung nicht ausreichend Daten in entsprechender Qualität zur Verfügung stehen. Wenn vorhandene Zeitreihen z.B. zu kurz sind, können zyklische konjunkturelle Einflüsse nicht erfasst werden.

Eine andere Herausforderung in der Kreditrisikomodellierung (im Unterschied zum Marktrisiko) liegt im Auszahlungsprofil der Kredite. Der Ausfall eines Kredits tritt selten auf, ist aber mit größerem Verlust verbunden, was dazu führt, dass die Verlustverteilung wegen ihrer Schiefe und den dickeren Enden (siehe Abbildung 6 ) stark von einer Normalverteilung abweicht.

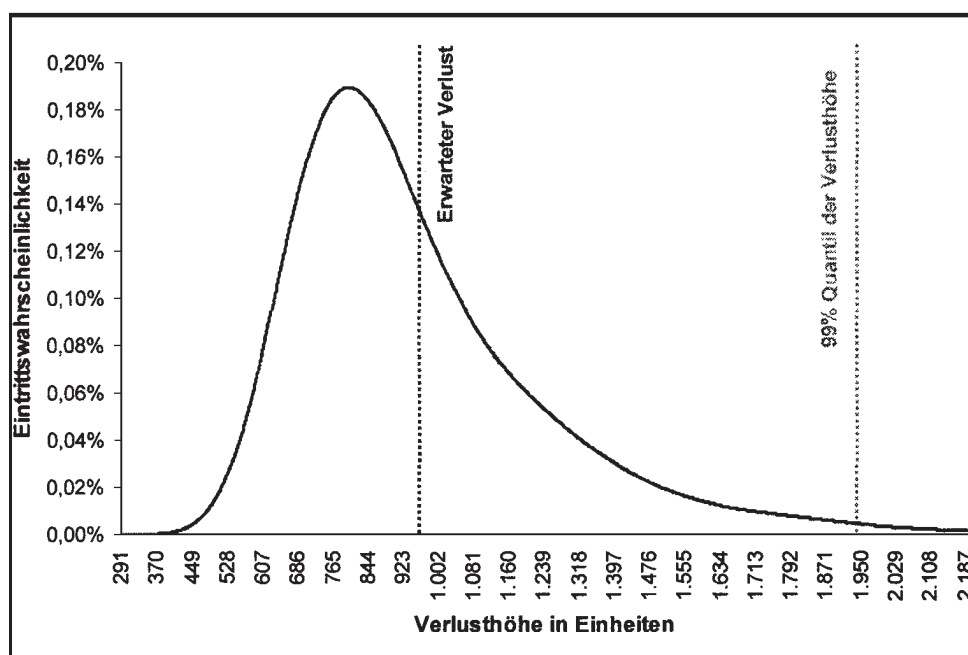


Abbildung 6: Kreditverlustverteilung eines österreichischen Kreditinstituts

Mit dem derzeit entwickelten Kreditrisikomodell zur Berechnung des Kredit-VaRs können – ausgehend vom vorhandenen aufsichtsrechtlichen Datenmaterial – unter Zuhilfenahme von externen Unternehmens- und Ausfallsdaten seitens des Kreditschutzverbandes von 1870 (KSV) folgende Verteilungen berechnet werden:

- Die gesamte Kreditverlustverteilung jedes der rund 900 österreichischen Kreditinstitute.
- Die Häufigkeitsverteilung, welche die Verteilung der Gesamtanzahl der Ausfälle im Portfolio einer Bank für die nächste Periode angibt.
- Die Verlust- und Häufigkeitsverteilung eines Teilportfolios oder einer Bankengruppe.

Zusätzlich könnten durch die Veränderung der Inputparameter, wie z.B. durch die Veränderung von Ausfallswahrscheinlichkeiten einzelner Branchen, makroökonomische Szenarioanalysen durchgeführt werden.

Die Methode, die zur Berechnung des Kreditrisikos gewählt wird, ist in Abschnitt 8.1.1 kurz dargestellt. Abschnitt 8.2 beschreibt die zur Verfügung stehenden Rohdaten aus dem aufsichtsrechtlichen Meldewesen und die vom KSV und von der Statistik Austria bereitgestellten Daten. In Abschnitt 8.3 wird die Vorgehensweise beschrieben, wie auf Basis der vorhandenen Rohdaten die vom Modell benötigten Inputparameter berechnet werden. Abschnitt 8.4 beschreibt das Modell im Detail, die Ergebnisse werden in Abschnitt 8.5 angesprochen, und die Abschnitte 8.6 und 13 schließen mit der Zusammenfassung, möglichen Erweiterungen sowie finalen Bemerkungen ab.

## 8.1 Beschreibung der Methode zur Berechnung des Kreditrisikos

Im internationalen Vergleich sind derzeit folgende drei Modelle am weitesten verbreitet:

Portfolio Manager, CreditMetrics und CreditRisk<sup>+</sup>.

Das **Portfolio Manager**<sup>TM</sup> Modell (von Moody's | KMV) nützt die Idee von Merton, Eigenkapital als Call-Option auf die Vermögenswerte der Firma zu interpretieren. Aus der Dynamik der Aktienkurse und deren Niveau kann man dann Rückschlüsse auf den Marktwert der Firma ziehen. Die Kreditwürdigkeit eines Unternehmens ergibt sich schließlich, indem man den Firmenwert dem Schuldenstand gegenüberstellt. Der große Vorteil dieses Ansatzes ist, dass man nicht auf Ratings von Ratingagenturen zurückgreifen muss, sondern auf der Informationseffizienz des Aktienmarktes aufbauen kann. Für nicht börsenhandelte Firmen (in unserem Kontext Banken) ist diese Methode aber leider nur eingeschränkt anwendbar.

Das **CreditMetrics**<sup>TM</sup> Modell (von J.P. Morgan, RiskMetrics Group) betrachtet nicht nur die Verluste bei Kreditausfällen sondern integriert auch die Marktwertänderungen von Fremdkapitalpositionen auf Grund etwaiger Ratingänderungen in die Risikobetrachtung. So wird in einem ersten Schritt der Marktwert eines Kredites für unterschiedliche Ratings ermittelt. Dann wird mit Hilfe einer Ratingübergangsmatrix die Wahrscheinlichkeitsverteilung zukünftiger Ratings und damit auch die Verteilung des Marktwertes der Fremdkapitalpositionen ermittelt. Für die Ermittlung der Wertänderung mehrerer Kredite müssen Korrelationen zwischen den einzelnen Krediten geschätzt werden, wofür CreditMetrics entweder eine Schätzung anhand von Aktienkursen oder anhand eines Faktormodells vorschlägt. Die Verlustverteilung kann dann in der Regel nur mehr durch eine Rechenzeit-aufwendige MonteCarlo-Simulation generiert werden. Um CreditMetrics anwenden zu können, werden jedenfalls die Ratings der einzelnen Kredite bzw. Kreditnehmer sowie eine Ratingübergangsmatrix benötigt. Da jedoch auf dem österreichischen Markt sehr wenige Kreditnehmer geratet sind, ist eine Anwendung dieses Modell auch nur sehr eingeschränkt möglich.

**CreditRisk**<sup>+</sup> wurde von 1993 bis 1996 von der Credit Suisse Group entwickelt. Das Modell berechnet explizit nur Verluste, welche auf Kreditausfälle zurückzuführen sind und ignoriert Marktwertänderungen auf Grund von

Änderungen im Bereich der Bonitäten. Die Kredite einer Bank (wobei jedem Kredit eine Ausfallswahrscheinlichkeit zugeordnet wird) werden, um die zu verarbeitende Datenmenge zu reduzieren, in Exposurebändern zusammengefasst, so dass die Höhe des einzelnen Kreditexposures durch die durchschnittliche Kredithöhe des jeweiligen Bandes approximiert wird. Um ökonomische Entwicklungen als mögliche Einflussfaktoren für systematische Ausfälle berücksichtigen zu können, wird für die Ausfallswahrscheinlichkeiten eine Volatilität geschätzt. Damit kann dem Faktum Rechnung getragen werden, dass sich Ausfallsraten innerhalb des Konjunkturzyklus ändern können.

Die als Zufallsvariablen modellierten Ausfallswahrscheinlichkeiten jedes einzelnen Kreditnehmers steigen oder sinken, in Abhängigkeit von den (unabhängigen) makroökonomischen Risikofaktoren. Wenn zwei Kreditnehmer sensitiv auf die gleichen Risikofaktoren reagieren, bewegen sich ihre Ausfallswahrscheinlichkeiten gleichzeitig. Mit anderen Worten können die Risikofaktoren (beispielsweise die wirtschaftliche Lage, Branchen- oder Länderzugehörigkeit oder andere volkswirtschaftliche Einflussfaktoren) dazu führen, dass die Ausfälle korreliert sind, auch wenn es keine direkte Kausalität zwischen deren Risikowentwicklungen und der Höhe der Ausfallsraten gibt. Auf diese Art werden die Abhängigkeiten in sehr eleganter Weise implizit modelliert, ohne Ausfallskorrelationen als Input für das Modell zu benötigen. Je genauer die unterschiedlichen Risikofaktoren identifiziert werden können, desto genauer wird auch die Abbildung der Korrelationen bzw. Diversifikationseffekte ermöglicht.

Einer der großen Stärken des CreditRisk<sup>+</sup> Modells ist, dass die Verlustverteilung mit einem relativ geringen numerischen Aufwand – im Vergleich zu den anderen Modellen – berechnet werden kann. Ein anderer wichtiger Vorteil des CreditRisk<sup>+</sup> Ansatzes sind die verhältnismäßig geringen Datenanforderungen aufgrund der Tatsache, dass die Kreditausfälle per se modelliert werden und nicht Bonitätsverschlechterungen.

Zusammenfassend sei festgehalten, dass für die aufsichtsseitige Implementierung eines CreditRisk<sup>+</sup> Modells neben der praktischen Umsetzbarkeit und der Verfügbarkeit von für die Berechnung erforderlichen Inputvariablen auch die Tatsache ausschlaggebend war, dass aufgrund des relativ geringen numerischen Aufwands eine periodische Berechnung des Kreditrisikos für alle österreichischen Kreditinstitute ermöglicht wurde.

### **8.1.1 Beschreibung des gewählten Ansatzes Implementierung eines 1- Faktor Modells**

Im Rahmen der Vorbereitungen wurde entschieden, vorerst ein Modell mit einem einzigen Risikofaktor zu implementieren. Dieser Risikofaktor kann als die gesamtwirtschaftliche Entwicklung interpretiert werden, welche alle Kreditnehmer im gleichen Ausmaß beeinflusst.

Dem Risikofaktor, welcher als Zufallsvariable modelliert ist, wird eine geeignete Wahrscheinlichkeitsverteilung unterstellt. Die Abhängigkeiten (Korrelationen) zwischen den Ausfallswahrscheinlichkeiten einzelner Kreditnehmer werden durch die Volatilität des Risikofaktors berücksichtigt. Somit gibt die Schwankung des Risikofaktors die durchschnittliche Korrelation des Portfolios an.

Die Entscheidung, zunächst ein 1-Faktor Modell zu implementieren, wurde aus folgenden Gründen getroffen:

Die ökonomischen Prozesse, welche die Ausfallereignisse in den einzelnen Branchen in Österreich beeinflussen, sind schwer autonom modellierbar. Die vorliegende Datenbasis muss sukzessive ausgebaut und verbessert werden, um die feinen Unterschiede in den Branchenentwicklungen, welche die Ausfallswahrscheinlichkeiten beeinflussen, individuell zu modellieren. Die unterschiedlichen Branchen-Ausfallswahrscheinlichkeiten, die auf Basis der vorhandenen Daten geschätzt werden konnten, wurden auf eine geeignete Art und Weise (wie in den weiteren Ausführungen beschrieben) auch im 1-Faktor Modell berücksichtigt.

Nachdem in einem Modell, in welchem mehrere Faktoren zur Abbildung des Risikos herangezogen werden, der geschätzte Kredit-VaR *ceteris paribus* immer niedriger als der entsprechende Wert aus dem 1-Faktor Modell (wegen der Berücksichtigung der Diversifikation) ist, wurde im Sinne einer „prudential regulation“ derzeit die vorsichtige Sichtweise vorgezogen.

### Überblick über die Vorgehensweise

Für die Umsetzung eines auf CreditRisk<sup>+</sup> basierenden Modells werden die folgenden Inputparameter je einzeltem Obligo benötigt:

- die Kredithöhe bei Ausfall
- die Verlustquote bei Ausfall (Loss-Given-Default, LGD)
- die Ausfallswahrscheinlichkeit
- die Volatilität der Ausfallswahrscheinlichkeit

Die vorhandenen Daten mussten angepasst und verarbeitet werden, um zu den Werten für die Inputparameter zu gelangen (siehe Abschnitt 8.3). Die Berechnung des Kreditrisikos erfolgt in einem 2-stufigen Prozess:

1. Berechnung der Häufigkeit der Ausfälle
2. Berechnung des Verlustes im Falle eines Ausfalls

Die einzelnen dafür erforderlichen Schritte und die entsprechenden Modellannahmen lassen sich folgendermaßen zusammenfassen:

- Für eine bestimmte Realisierung des Risikofaktors, d.h. bei einer gegebenen Wirtschaftslage, sind die Ausfallswahrscheinlichkeiten einzelner Obligos voneinander unabhängig.
- Dem Risikofaktor, also der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung, wird eine geeignete Verteilung unterstellt.
- Die Parameter dieser Verteilung (Mittelwert und Standardabweichung) werden anhand der erwarteten Ausfallswahrscheinlichkeiten und Standardabweichungen der einzelnen Kreditnehmer berechnet.
- Die Verteilung der Anzahl der Ausfälle im gesamten Portfolio für die nächste Periode (1 Jahr) wird aus den zuvor genannten Verteilungen gewonnen.
- Die Verlustverteilung wird durch die Verteilung der Kredithöhen anhand des Verlustes bei Ausfall eines Kreditnehmers ermittelt, wobei im derzeit ausgerollten Modell der Basel II – konforme LGD-Faktor von 45% für alle Kreditnehmer zum Tragen kommt.
- Um die als Input benötigte Datenmenge zu reduzieren, werden Exposurebänder gebildet, wobei jedes Einzelobligo durch die durchschnittliche Band-

höhe approximiert wird. Diese Approximation ermöglicht den Schluss von der Verteilung der Anzahl der Ausfälle auf die Verlustverteilung.

- Die Verteilung der Anzahl der Ausfälle im gesamten Portfolio für die nächste Periode wird mit der Exposureverteilung in Verbindung gebracht, wodurch auch die Verlustverteilung gewonnen wird.

## 8.2 Datenbasis

Die Inputdaten umfassen derzeit aufsichtsrechtliche Meldedaten aus der Großkreditevidenz (GKE) und dem Monatsausweis (MAUS) sowie Unternehmens- und Ausfallsdaten vom Kreditschutzverband von 1870 (KSV).

### 8.2.1 Daten vom KSV

In unserem Modell sind die Ausfallswahrscheinlichkeiten einzelner Obligos als Zufallsvariablen modelliert. Für den Fall stochastischer Ausfallswahrscheinlichkeiten wird eine historische Zeitreihe von Ausfällen gebraucht, um erwartete Ausfallswahrscheinlichkeit und Standardabweichung berechnen zu können. Pro Einzelobligo werden in die GKE seit 2003 Ratingdaten gemeldet. Problematisch dabei ist, dass einerseits die Zeitreihen zu kurz sind um Volatilitäten schätzen zu können und andererseits die Datenqualität derzeit nicht vollständig sichergestellt werden kann.

KSV-Branchenausfallsdaten liegen seit 1997 vor, wobei die Meldungen auf halbjährlicher Basis erfolgen. Dadurch wurde die Vorgehensweise ermöglicht, zuerst Branchenausfallswahrscheinlichkeiten auf Basis der KSV-Daten zu schätzen, danach jeden Kreditnehmer einer Branche zuzuordnen und als individuelle Ausfallswahrscheinlichkeit und Volatilität die Ausfallswahrscheinlichkeit und Volatilität der entsprechenden Branche zuzuordnen.

Die Branchenausfallswahrscheinlichkeiten dienen somit derzeit als Approximation für die fehlenden Ausfallswahrscheinlichkeiten pro Kreditnehmer.

Da sich die Branchenzuordnung des KSV in Einzelfällen von jener der OeNB im Rahmen der Firmenstammdaten unterscheidet, können zwischen den beiden Datenquellen Diskrepanzen in den Branchenzuordnungen entstehen, welche zu Ungenauigkeiten bei der Zuordnung des Bankexposures nach Branchen führen. Um diese Ungenauigkeiten zu minimieren, wurden einige wenige Grobbranchen (Branchengruppen) auf Basis des OENACE-2 – Stellers definiert, welche den NACE-Abschnitten entsprechen (siehe Tabelle 1). Die Ausfallswahrscheinlichkeit – Erwartungswert und Standardabweichung – wird pro Grobbranche auf Basis der KSV-Daten geschätzt.

Die uns vom KSV zur Verfügung gestellten Daten umfassen derzeit auf dem Aggregationsniveau des OENACE-2-Stellers, halbjährliche Daten zu den Insolvenzen der letzten 12 Monate, beginnend mit 30. 06. 1997, aufgeteilt nach eröffneten Insolvenzen und abgewiesenen Konkursanträgen, sowie Daten zur Grundgesamtheit aller österreichischen Unternehmen.

Da für den privaten Sektor keine Daten des Kreditschutzverbandes existieren, wird diesem Sektor vorerst die durchschnittliche Ausfallsrate aller Branchengruppen zugewiesen.

Auf Basis dieser Daten werden pro Stichtag und Branchengruppe Ausfallsquoten berechnet, welche den Anteil der ausgefallenen Unternehmen in dieser Branchengruppe im letzten Jahr widerspiegeln.

Die erwartete Ausfallswahrscheinlichkeit und die Standardabweichung pro Branchengruppe werden derzeit als einfacher Mittelwert bzw. Standardabweichung der jährlichen Branchengruppen-Ausfallsquoten (halbjährlich berechnet) definiert. Die aktuellsten Ergebnisse fließen in die Berechnungen des Modells für die jeweilige Periode (Quartal) ein. In Abbildung 7 werden die aktuellen Werte der Branchengruppen-Ausfallswahrscheinlichkeiten exemplarisch gegenübergestellt (Stichtag der Berechnung 31. 12. 2003).

Branchengruppe	Ausfallswahrscheinlichkeit	Standardabweichung
Landwirtschaft, Bergbau	1,19%	0,21%
Sachgütererzeugung	2,37%	0,32%
Energieversorgung	0,36%	0,37%
Bau	3,94%	0,16%
Handel	2,29%	0,33%
Beherbergungs- und Gaststättenwesen	4,68%	0,86%
Transport und Nachrichtenübermittlung	3,82%	0,28%
Finanzwesen	1,65%	0,37%
Sonstige Dienstleistungen	2,08%	0,28%
Gesundheitswesen	0,85%	0,15%
Sonstige	2,33%	0,33%

Abbildung 7: Ausfallswahrscheinlichkeiten der Branchengruppen

### 8.2.2 Daten aus der GKE

Die Datenbank der Großkreditevidenz (GKE) stellt mit ihrem Umfang und Detaillierungsgrad eine gute Ausgangsbasis für weitere Analysen des Kreditrisikos dar. Aus der GKE werden zu den entsprechenden Quartalsstichtagen jeweils Kreditausnutzung, Rahmen, Rating und Branchenzugehörigkeit zu den einzelnen Kreditnehmern der Banken bezogen.

#### Kreditausnutzung und Rahmen

Die Struktur des Kreditportfolios einer Bank kann im Wesentlichen über die GKE approximiert werden. Gemäß Bankwesengesetz müssen Kreditinstitute Großkredite, für welche entweder eingeräumter Kreditrahmen oder Ausnutzungen für einen Kreditnehmer EUR 350 Tsd. übersteigen, an die OeNB melden, wobei nur das gesamte Obligo (Rahmen bzw. Ausnutzung) jedes einzelnen Kreditnehmers gemeldet wird: die Meldungen erfolgen auf Kreditnehmer- und nicht auf Einzelkreditebene. In den folgenden Abschnitten ist daher mit den Begriffen Einzelobligo oder Einzelkredit immer das gesamte Obligo eines Kreditnehmers einer Bank gemeint.

Die GKE erreicht durchschnittlich ca. 80% des Kreditvolumens einer Bank, wobei insbesondere bei kleineren Banken der Abdeckungsgrad niedriger sein kann.

### **Ratingdaten aus der GKE**

Die österreichischen Kreditinstitute müssen seit Beginn 2003 zu jedem meldepflichtigen Kreditnehmer unter anderem auch dessen Bonitätsklasse (Rating) an die OeNB melden. Die Banken geben der OeNB dabei zusätzlich die internen Grundsätze und Regelungen für die interne Bonitätsbeurteilung in Form einer Systemdokumentation bekannt. In diesen Systemdokumentationen sollen die im jeweiligen Institut verwendeten Verfahren und Methoden, sowie deren Einbindung in das Kreditrisikomanagement beschrieben werden.

Um nun die unterschiedlichen Rating-Systeme der GKE-meldepflichtigen Institute vergleichbar zu machen, wurde eine Masterskala entwickelt, wodurch die Ratings institutsübergreifend vergleichbar wurden. Diese Masterskala besteht aus einem Grob- und Feinschema, in das je nach Feingliedrigkeit des Ratings des entsprechenden Instituts gemappt wird. Anzumerken ist, dass die in das Feinschema gemappten Ratings auch im Grobschema ausgewertet werden können und somit alle Ratings im Grobschema für Auswertungen zur Verfügung stehen. Das Grobschema der österreichischen Aufsicht besteht aus 6 Ratingstufen, wobei Ratingstufe 6 einen Ausfall definiert.

Da die Ratingdaten derzeit leider noch eine zu kurze Zeitreihe aufweisen um eine Volatilität schätzen zu können und die Einordnung in die Masterskala wegen qualitativer Unterschiede in den Systembeschreibungen ungenau sein kann, wurde vorerst der Weg gewählt, die Ausfallswahrscheinlichkeiten auf Basis der KSV-Daten zu schätzen.

Die in die GKE gemeldeten Rating-Daten werden aber trotzdem zur Feinjustierung der Kreditnehmerausfallswahrscheinlichkeit herangezogen.

### **Branchenzuordnung**

Die in der GKE verwendete Branchenzuordnung der Kreditnehmer erfolgt aus den Firmenstammdaten der OeNB. Die Branchenzuordnungen selbst werden größtenteils vom KSV bezogen, ergänzend teilweise auch durch Eigenrecherche oder aus anderen Quellen. Eine Brancheninformation für ausländische Kreditnehmer liegt derzeit noch nicht vor.

Bei der Branchenzuordnung der Kreditnehmer der GKE werden folgende Punkte berücksichtigt:

- Ein Kreditnehmer wird nur einer Branche, entsprechend seiner Hauptgeschäftstätigkeit, zugeordnet.
- Krediten, die gleichzeitig von mehreren Kreditnehmern in Anspruch genommen werden (sog. Solidarkredite) kann keine Branche zugewiesen werden (unterschiedliche Branche innerhalb der einzelnen Solidarkreditnehmer eines Solidarkredits). Diesem Sektor wird daher, analog zum privaten Sektor, vorerst die durchschnittliche Ausfallsrate aller Branchengruppen zugewiesen.

### **8.2.3 MAUS – Daten**

Aus dem Monatsausweis stehen folgende Daten zur Verfügung: Anzahl und Volumen in Euro aller Forderungen an Nichtbanken unterteilt in die Klassen EUR 0 – EUR 10.000, EUR 10.000 – EUR 50.000, EUR 50.000 – EUR 500.000.

Diese Daten werden (wie in Abschnitt 8.3.2 beschrieben) derzeit dafür herangezogen, das Volumen der Kredite unter der GKE – Meldegrenze von EUR 350.000 zu schätzen.

### 8.3 Aufbereitung der Inputvariablen

#### 8.3.1 Individuelle Ausfallswahrscheinlichkeiten

Um zu individuellen Ausfallswahrscheinlichkeiten zu gelangen, wird in einem ersten Schritt, wie in Abschnitt 8.2.1 erwähnt, die erwartete Ausfallswahrscheinlichkeit und ihre Volatilität pro Branchengruppe berechnet, welche dann dem Kreditnehmer entsprechend seiner Branchenzugehörigkeit zugeordnet werden.

Da die in der GKE vorhandenen Ratings wichtige Informationen über das Kreditrisiko einzelner Kreditnehmer beinhalten, ist es sinnvoll, eine Kombination von branchenspezifischen Ausfallswahrscheinlichkeiten und kreditspezifischen Ratings zu verwenden. Optimal ist es, die beiden Dimensionen zu kombinieren und Ausfallswahrscheinlichkeiten pro Branche und pro Ratingklasse zu schätzen. Diese Vorgehensweise ist derzeit jedoch, aufgrund nicht sichergestellter Datenqualität bzw. nicht ausreichender Länge der entsprechenden Zeitreihen, nicht vollständig möglich.

Eine einfache Approximation liegt nun in der Rating-abhängigen Anpassung der erwarteten Ausfallswahrscheinlichkeit pro Branche. Diese Anpassung kann beispielsweise in Standardabweichungen der Ausfallswahrscheinlichkeit dieser Branche definiert werden. Im Folgenden ist diese Vorgehensweise anhand von Branche  $k$  illustriert, wobei  $\mu_k$  und  $\sigma_k$  entsprechend Mittelwert und Standardabweichung dieser Branchenausfallswahrscheinlichkeit sind, und  $\mu_k^{(i)}$  die entsprechend des Ratings  $i$  des Kreditnehmers adjustierte mittlere Ausfallswahrscheinlichkeit darstellt:

$$\text{Rating 1 : } \mu_k^{(1)} = \mu_k - \sigma_k$$

$$\text{Rating 2 : } \mu_k^{(2)} = \mu_k - 0,5 * \sigma_k$$

$$\text{Rating 3 : } \mu_k^{(3)} = \mu_k$$

$$\text{Rating 4 : } \mu_k^{(4)} = \mu_k + 0,5 * \sigma_k$$

$$\text{Rating 5 : } \mu_k^{(5)} = \mu_k + \sigma_k$$

Die Anzahl der Standardabweichungen, um welche jeweils angepasst wird, ist durch einen Inputparameter (mit einem Defaultwert von derzeit 0,5) dargestellt. Wenn das Rating (gemäß der OeNB-Grobskala) einen Wert von 6 (entspricht einem Ausfall) aufweist, wird die Ausfallswahrscheinlichkeit des Obligos auf 1 gesetzt. Wenn die Ausfallswahrscheinlichkeit nach der Ratinganpassung einen Wert unter einer vordefinierten Untergrenze (die Untergrenze ist auch als ein veränderbarer Parameter implementiert und wird zur Zeit Basel II – konform defaultmässig auf 0,03% gesetzt) aufweist, so wird die erwartete Ausfallswahrscheinlichkeit dieses Obligos automatisch auf diesen minimalen Wert gesetzt.

Als individuelle Standardabweichung wird jedem Kreditnehmer die Standardabweichung seiner Branche zugeordnet.

### 8.3.2 Kleinkredite

Das aggregierte Volumen der Kredite unter der GKE-Meldegrenze wird als Differenz zwischen dem gesamten Kreditvolumen der Kredite unter EUR 350.000 aus dem MAUS, und dem Volumen der GKE-Melddaten zu den Obligos zwischen 350.000 und 500.000 approximiert.

Hierzu wird als Proxy für die Anzahl der Obligos unter der GKE-Meldegrenze nicht die tatsächliche Anzahl von Krediten genommen, sondern eine Pseudo-Anzahl verwendet, indem das Gesamtvolumen (bzw. das durch die Anwendung des LGD-Faktors reduzierte Gesamtvolumen, siehe unten) der Forderungen unter der GKE-Meldegrenze durch die Bandbreite dividiert wird. Somit fallen alle Kleinkredite in das erste Band.

Diese Vorgehensweise ist gewählt worden, da erstens die sehr wichtige Information über die Verteilung der Kleinkredite über den Bereich EUR 0 bis 350 Tsd. fehlte und da zweitens die durchschnittliche Kredithöhe in diesem Segment in der Regel signifikant kleiner als die entsprechende Bandbreite ist. Würde die tatsächliche Anzahl verwendet, wäre der Diskretisierungsfehler<sup>9</sup> zu groß, da jeder der Kredite letztlich mit der Bandbreite approximiert wird.

### 8.3.3 Bandbreite

Für die Anwendung des CreditRisk<sup>+</sup> Modells ist es erforderlich, die einzelnen Kredite nach ihrem Loss Given Default (siehe unten) in gleich große Bänder einzuteilen. Dadurch wird jedes einzelne Exposure nicht mehr mit seiner individuellen Kredithöhe berücksichtigt, sondern mit der durchschnittlichen Kredithöhe des Bandes approximiert. Diese Vorgangsweise ist notwendig, um den numerischen Aufwand und die Komplexität des iterativen Lösungsalgorithmus zu reduzieren. Bei der Zuordnung der Kredite in die einzelnen Bänder werden die Ausfallswahrscheinlichkeiten so adjustiert, dass der erwartete Verlust konstant bleibt.

#### **Bestimmung der Bandbreite für Einzel-Kreditinstitute in Österreich**

Die Bändergröße wird derzeit als das 5%-Quantil der LGD-Verteilung individuell pro Kreditportfolio definiert. Die individuelle Bestimmung der Bändergröße führt dazu, dass der Approximationsfehler entsprechend des Exposurevolumens bzw. der Bankgröße relativiert werden kann.

Im Allgemeinen gilt, dass je kleiner die Bandbreite (also je größer die Bänderanzahl) ist, desto kleiner der Diskretisierungsfehler wird. Es ist anzumerken, dass sich dieser Diskretisierungsfehler quantifizieren lässt, und bei einer geeigneten Wahl der Bandbreite, auch vernachlässigt werden kann.

Außerdem kann beobachtet werden, dass der Kredit-VaR mit einer Erhöhung der Anzahl von Bändern tendentiell sinkt. In der folgenden Graphik ist der 95%-Kredit-VaR eines exemplarischen Bankportfolios für verschiedene Bandbreiten als Abweichung vom 95%-VaR-Ergebnis mit 800 Bändern dargestellt.

<sup>9</sup> Gemeint ist hier der Fehler, der durch die Einteilung der Exposures in Bänder entsteht, siehe auch Abschnitt 8.3.3.

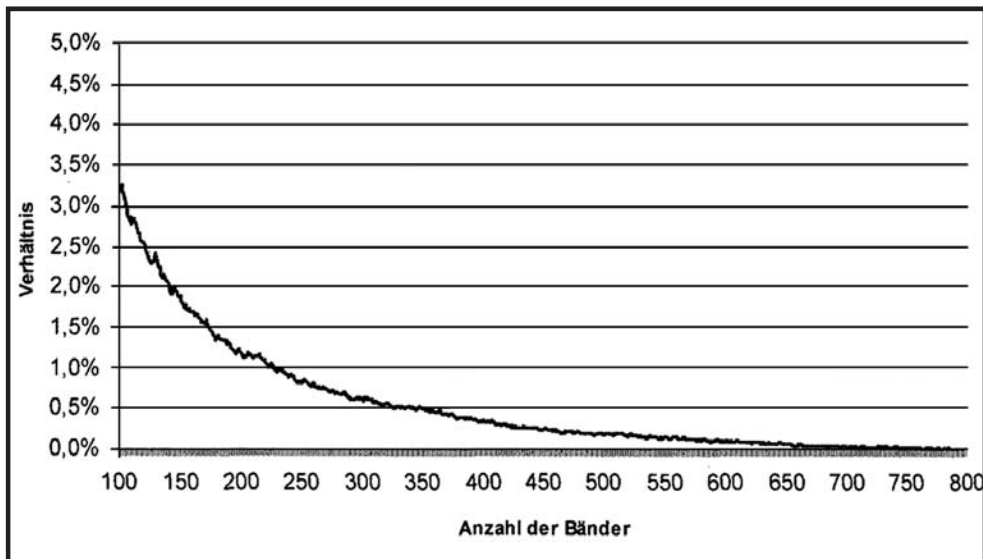


Abbildung 8: Abhängigkeit des Kredit-VaRs von der gewählten Bänderanzahl

### Bestimmung der Bandbreite für Auslandstöchter und Konzerne

Die Großkreditevidenz enthält keine aufsichtsrechtlichen Datenmeldungen von Auslandstöchtern und keine Datenmeldungen auf Konzernebene. Unter Einbeziehung neuer Datenquellen wird angestrebt, für Auslandstöchter und Konzerne die Möglichkeit zu schaffen, die Exposuredaten auf aggregierter Ebene pro Exposureband einfließen zu lassen. Es ist angedacht, eine fixe – für alle Portfolios identische – Bandbreite zu definieren, womit sowohl Datenaggregation als auch -Erhebung signifikant erleichtert wird.

#### 8.3.4 Loss Given Default (LGD)

Die österreichischen Kreditinstitute müssen seit Beginn 2003 zu jedem meldepflichtigen Kreditnehmer unter anderem den Wert der Sicherheiten melden. Die Banken geben dabei zusätzlich die internen Grundsätze und Regelungen für die Bewertung der Sicherheiten und für die Bestimmung der Einzelwertberichtigungen bekannt.

Aufgrund der derzeit nicht zur Gänze sichergestellten Qualität und Vollständigkeit der empirischen Daten wurde, Basel II folgend, ein fixer Faktor in Höhe von 45% als Approximation für den Verlust bei Ausfall (Loss Given Default) als Prozentsatz des Kreditexposures gewählt. Dieser Faktor wird pro Einzelkredit mit dem Exposure multipliziert, um den Loss Given Default (LGD) pro Kredit in Euro auszurechnen. Das Exposure pro Kreditnehmer wird derzeit als das Maximum aus dem in Anspruch genommenen Betrag (Ausnutzung) und dem gewährleisteten Rahmen definiert.

Eine verbesserte Datenlage im Bereich der Sicherheiten-Meldung wird in der Zukunft eine genauere (und individuelle) Schätzung des LGD erlauben.

#### 8.3.5 Berechnung der Standardabweichung des Risikofaktors

Die erwarteten Ausfallswahrscheinlichkeiten und Standardabweichungen pro Einzelkredit wurden aufsummiert (unter dem Einfluss eines einzigen Risikofaktors, sind die Ausfälle bedingt unabhängig) um die erwartete Anzahl der Aus-

fälle und die Standardabweichung pro Band zu berechnen. Danach werden durch Aufsummieren der erwarteten Ausfälle und Standardabweichungen die erwartete Anzahl der Ausfälle und die Standardabweichung für das Gesamtportfolio berechnet.

Die Standardabweichung  $\sigma_k$  des Risikofaktors  $k$ , wobei es im von uns implementierten Modell nur einen Risikofaktor gibt, wird dementsprechend durch die Summe (über alle Kreditnehmer) der einzelnen Standardabweichungen geschätzt.

#### 8.4 Detaillierte Beschreibung des Modells

Die Grundannahme von CreditRisk<sup>+</sup> ist, dass Ausfälle zufällig zu einem bestimmten Zeitpunkt auftreten und weder der genaue Zeitpunkt noch die Gesamtanzahl vorhergesagt werden können. Weiters hat ein Kreditinstitut üblicherweise eine hohe Anzahl an einzelnen Kreditpositionen, wobei die einzelnen Ausfallswahrscheinlichkeiten sehr klein sind.

Für jeden Kreditnehmer gibt es am Ende jeder Periode nur die zwei möglichen Zustände: Ausfall oder Nicht-Ausfall. Wenn er ausfällt, so wird ein Verlust realisiert, welcher sich aus dem Exposure des Kreditnehmers zu diesem Zeitpunkt multipliziert mit dem LGD-Faktor berechnet. Der gewählte Zeithorizont von einem Jahr für die Risikomodellierung ist nicht durch CreditRisk<sup>+</sup> vorgeschrieben, sondern entspricht der gängigen Betrachtung von 1-Jahres Ausfallswahrscheinlichkeiten.

Unterstellt werden stochastische Ausfallswahrscheinlichkeiten. Diese Annahme stellt den realistischeren Fall dar – fixe Ausfallswahrscheinlichkeiten pro Kredit scheinen nicht zutreffend, da empirische Studien zeigen, dass Ausfallswahrscheinlichkeiten großen Schwankungen unterworfen sind. Verschiedene Faktoren, wie z.B. der allgemeine Zustand der Wirtschaft eines Landes, beeinflussen den Zustand der Kreditnehmer und somit ihre Ausfallswahrscheinlichkeiten.

Im Allgemeinen werden die Ausfallskorrelationen durch einen Vektor  $K$  von unabhängigen Risikofaktoren  $x = (x_1, \dots, x_K)$  getrieben. Um die Beschreibung des Modells möglichst allgemein zu halten, wird in den folgenden Ausführungen die Annahme von Risikofaktoren getroffen, obwohl für die Anwendung des Modells im Rahmen der österreichischen Offsite Analyse von Banken derzeit ein Modell mit nur einem Risikofaktor (also  $K=1$ ) implementiert wird.

Es wird angenommen, dass bedingt auf eine bestimmte Realisation von  $x$  (also das Eintreten eines bestimmten Umweltzustandes), die Ausfälle der Kreditnehmer unabhängig binomialverteilt sind. Die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p_i(x)$  für den Ausfall des Kreditnehmers  $i$ , ist somit durch die folgende Funktion gegeben:

$$p_1(x) = \bar{p}_i \left( \sum_{k=1}^K x_k w_{ik} \right),$$

wobei  $\bar{p}_i$  die unbedingte Ausfallswahrscheinlichkeit des Kreditnehmers angibt. Die Risikofaktoren  $x_1, \dots, x_K$  nehmen positive Werte an und haben jeweils einen Erwartungswert von 1. Die Intuition hinter diese Spezifikation ist, dass die Risikofaktoren dazu dienen, die unbedingte Ausfallswahrscheinlichkeit zu

skalieren. Die Gewichte  $w_{ik}$  stellen Sensitivitäten des jeweiligen Kreditnehmers bezüglich des jeweiligen Risikofaktors dar und müssen sich für jeden einzelnen Kreditnehmer zu 1 aufsummieren.

Die Modellierung besteht aus zwei Stufen. In der ersten Stufe wird die mögliche Anzahl der Ausfälle des Portfolios im nächsten Jahr errechnet und daraus eine Häufigkeitsverteilung gewonnen. In der zweiten Stufe wird die Verteilung der Kreditpositionen verwendet, um die Verteilung der Verluste zu generieren.

### 8.4.1 Modellierung des Auftretens von Ausfällen

Anstatt die Verteilung der Anzahl von Ausfällen direkt zu modellieren, kalkuliert CreditRisk<sup>+</sup> die erzeugende Funktion der Anzahl an Ausfällen. Die erzeugende Funktion  $F_s(z)$  einer diskreten Zufallsvariable  $S$  ist eine Funktion einer formalen Variable  $z$ , für welche die Wahrscheinlichkeit dass  $S = n$  gilt, durch den Koeffizienten von  $z^n$  in der Darstellung von  $F_s(z)$  als Polynom gegeben ist. Die mathematischen Eigenschaften der erzeugenden Funktion erlauben es dadurch leichter zu einer analytischen Lösung für die gesuchte Verteilung zu gelangen.

Zuerst wird die bedingte erzeugende Funktion  $F(z | x)$  für die Anzahl an Ausfällen im Portfolio gewonnen, gegeben eine bestimmte Realisation  $x$  der Risikofaktoren. Für einen Kreditnehmer  $i$  ist das die erzeugende Funktion der Binomialverteilung:

$$F_i(z | x) = (1 + p_i(x)(z - 1)).$$

Unter Verwendung der Approximation  $\log(1 + y) \approx y$  für  $y \approx 0$ , gilt, dass

$$F_i(z | x) = \exp(\log((1 + p_i(x)(z - 1))) \approx \exp(p_i(x)(z - 1)).$$

Da auf der rechten Seite des obigen Ausdrucks die erzeugende Funktion einer Poisson-verteilten Zufallsvariable steht, wird dieser Schritt auch „Poisson Approximation“ genannt. Dahinter steht, dass solange  $p_i(x)$  klein ist, die Bedingung ignoriert werden kann, dass ein Kreditnehmer nur einmal ausfallen kann.

Die exponentielle Form der erzeugenden Funktion der Poisson-Verteilung ist wesentlich für die numerische Lösbarkeit des Modells.

Bedingt auf  $x$ , sind die Ausfälle der einzelnen Kreditnehmer unabhängig, somit gilt

$$F(z | x) = \prod_i F_i(z | x) \approx \prod_i \exp(p_i(x)(z - 1)) = \exp(\mu(x)(z - 1)),$$

mit  $\mu(x) \equiv \sum_i p_i(x)$ .

In einem zweiten Schritt wird durch Integrieren über  $x$  die unbedingte erzeugende Funktion  $F(z)$  gewonnen. Um zu einer expliziten Formel zu kommen, muss nun eine Annahme über eine passende Verteilung für den jeweiligen Risikofaktor  $x_k$  getroffen werden. Es wird angenommen, dass alle Risikofaktoren  $x_k$  unabhängige  $\Gamma$ -verteilte Zufallsvariablen mit den Parametern Erwartungswert 1 und Varianz  $\sigma_k^2$  sind. Die Verteilung ist durch Erwartungswert und Standardabweichung vollständig definiert und hat den Vorteil, dass sie in Zusammenhang mit der Poisson-Verteilung, analytisch nachvollziehbare Lösungswege für das CreditRisk<sup>+</sup> Modell zulässt.

In unserem konkreten Anwendungsfall wird  $\sigma_k$ , wie in Abschnitt 8.3.5 beschrieben, empirisch geschätzt.

Es gilt:

$$F(z) = \prod_{k=1}^K \left( \frac{1 - \delta_k}{1 - \delta_k z} \right)^{1/\sigma_k^2} \quad \text{wobei } \delta_k \equiv \frac{\sigma_k^2 \mu_k}{1 + \sigma_k^2 \mu_k} \text{ und } \mu_k \equiv \sum_i w_{ik} \bar{p}_i.$$

Die Form dieser erzeugenden Funktion zeigt, dass die gesamte Anzahl von Ausfällen im Portfolio zum Ende des nächsten Jahres eine Summe von  $K$  unabhängigen negativ binomialverteilten Zufallsvariablen ist.

### 8.4.2 Modellierung der Wahrscheinlichkeiten für Kreditverluste

Im zweiten Schritt wird die erzeugende Funktion  $G(z)$  der Verluste gewonnen. Hierbei wird zunächst die Annahme getroffen, dass der Verlust ein konstanter Anteil  $\lambda$  des Kreditexposures ist ( $\lambda \equiv LGD - \text{Faktor}$ ).

Es sei  $L_i$  das Exposure des Kreditnehmers  $i$ . Um die Vorteile einer diskreten Darstellung des Exposures nutzen zu können und um den numerischen Aufwand durch Verkleinerung der Inputdatenmenge zu mindern, müssen die  $\lambda L_i$  (Verluste je Kreditnehmer) als ganzzahlige Vielfache einer fixen Zahl (Einheit), zum Beispiel EUR 100.000, dargestellt werden. Diese Zahl wird mit  $v_0$  bezeichnet. Der auf diese Art und Weise standardisierte Verlust je Kreditnehmer  $i$  wird mit  $v(i)$  bezeichnet, und ist jeweils gleich  $\lambda L_i / v_0$  (Verlust in Einheiten von  $v_0$  ausgedrückt), wobei auf die nächste ganze Zahl aufgerundet wird.

Es sei  $G_i$  die erzeugende Funktion für Kreditnehmer  $i$ . Die Wahrscheinlichkeit für einen Verlust  $v(i)$  von Einheiten eines Portfolios, welches nur aus Krediten an Kreditnehmer  $i$  besteht, muss gleich der Wahrscheinlichkeit sein, dass dieser Kreditnehmer ausfällt, sodass  $G_i(z | x) = F_i(z^{v(i)} | x)$  ist.

Die bedingte Unabhängigkeit von Ausfällen wird verwendet um die bedingte erzeugende Funktion für Verluste im gesamten Portfolio zu gewinnen:

$$G(z | x) = \prod_i G_i(z) = \exp \left( \sum_{k=1}^K x_k \sum_i \bar{p}_i w_{ik} (z^{v(i)} - 1) \right).$$

Wie vorher integrieren wir nach  $x$ , und bekommen

$$G(z) = \prod_{k=1}^K \left( \frac{1 - \delta_k}{1 - \delta_k P_k(z)} \right)^{1/\sigma_k^2}, \quad \text{wo } P_k(z) \equiv \frac{1}{\mu_k} \sum_i w_{ik} \bar{p}_i z^{v(i)}. \quad (1)$$

Andererseits kann  $G(z)$  in einer Taylor-Reihe entwickelt werden, wobei die unbedingte Wahrscheinlichkeit, dass es  $n$  Verlusteinheiten im gesamten Portfolio geben wird, dem Koeffizienten von  $z^n$  in der Taylor-Reihe von  $G(z)$  entspricht. Durch einen rekursiven Zusammenhang welcher im folgenden Abschnitt beschrieben wird, werden die Koeffizienten von dieser Taylor-Reihe aus (1) gewonnen<sup>10</sup>.

### 8.4.3 Iterativer Algorithmus zur Berechnung des Kreditrisikos

Der in der Dokumentation des CreditRisk<sup>+</sup> Modells vorgeschlagene iterative Algorithmus basiert auf der Panjer Rekursion, welche auf der Annahme beruht,

<sup>10</sup> Im Detail wird diese Vorgehensweise von Gordy (1998) beschrieben

dass der Logarithmus der erzeugenden Funktion als rationale Funktion der Form  $A(z)/B(z)$  mit Polynomen  $A(z)$  und  $B(z)$  dargestellt werden kann. Dieser Standard-Algorithmus weist für bestimmte Inputkonstellationen numerische Instabilitäten auf, welche aufgrund einer Akkumulierung von Rundungsfehlern betreffend der Aufsummierung von Zahlen mit ähnlicher absoluter Größe aber unterschiedlichem Vorzeichen entsteht.

Im Rahmen des hier beschriebenen Projekts wird ein alternativer Algorithmus implementiert, welcher, wie in Haaf et al. (2003) analytisch bewiesen, numerisch stabil ist<sup>11</sup>. Die numerische Stabilität dieses iterativen Algorithmus folgt aus der Tatsache, dass bei den Schlüsselberechnungen in der Iteration nur nicht negative Zahlen addiert werden. Zusätzlich wurde eine Verbesserung des Algorithmus umgesetzt, welche die Stabilität bei kleinen Varianzen gewährleistet.

### 8.5 Darstellung der Ergebnisse

Die gesamten Verlust- und Häufigkeitsverteilungen werden periodisch, auf standardisierte Weise, für alle österreichischen Kreditinstitute berechnet. Das bedeutet insbesondere die Möglichkeit, den erwarteten Verlust (expected loss) und den unerwarteten Verlust (unexpected loss) des Kredit-Portfolios auszuweisen, die Risikobeiträge einzelner (grosser) Kredite zu quantifizieren und Konzentrationsrisiken zu bestimmen.

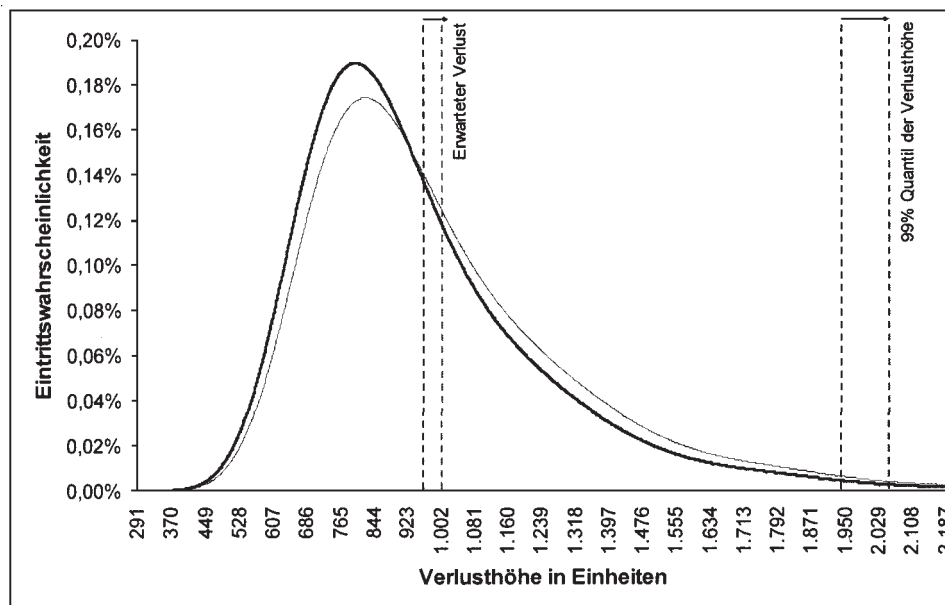


Abbildung 9: Szenarioanalyse

Außerdem können – mit dem Ziel weiterführende Analysen durchzuführen – weitere Berechnungen für einzelne Banken, Bankgruppen, sowie Teilportfolien oder Gruppen verbundener Kunden durchgeführt werden. Es können durch eine Änderung der Inputparameter Szenarioanalysen definiert werden, etwa eine Konjunkturschwäche durch ein Erhöhen der erwarteten Ausfallswahr-

<sup>11</sup> Diese numerische Lösung ist ursprünglich von Giese (2003) vorgeschlagen worden

scheinlichkeiten oder ein Erhöhen der Volatilitäten, und die Auswirkungen dieser Änderungen auf den Kredit-VaR analysiert werden.

Abbildung 9 illustriert beispielsweise wie sich die gesamte Verlustverteilung verschiebt, wenn sich die Ausfallswahrscheinlichkeit einer Branchengruppe, in welcher das Kreditinstitut 50% des Exposures hält, um eine Standard Abweichung erhöhen würde.

Beim Vergleich der Ergebnisse von verschiedenen Kreditinstituten wird der absolute VaR zum gesamten Kreditexposure, zur Bilanzsumme oder zur Deckungsmasse in Beziehung gesetzt.

## **8.6 Weiterentwicklung des Modells**

Die Komplexität des Algorithmus, die sich verbessernde Datenlage und die sich laufend erhöhenden Anforderungen an die Bankenaufsicht, begründen eine ständige Weiterentwicklung und Validierung des Kreditrisikomodells.

### **8.6.1 Daten- und Parameterschätzungsproblematik**

#### **GKE-Ratingdaten**

Es wird prinzipiell angestrebt, die individuellen Ausfallswahrscheinlichkeiten in Zukunft auf Basis der GKE-Ratinginformationen zu schätzen. Die Ratingdaten werden von den österreichischen Kreditinstituten seit Beginn von 2003 gemeldet. Einerseits muss die Melde- und Mappingqualität gesichert werden, andererseits ist diese Zeitreihe derzeit noch nicht ausreichend, um eine Volatilität der Ausfallswahrscheinlichkeiten schätzen zu können. Es wird bei verbesserter Datenlage angestrebt, diese Informationen stärker in die Modellierung miteinzubeziehen.

#### **GKE-Sicherheiten und -Einzelwertberichtigungen**

Die österreichischen Finanzinstitute müssen seit Beginn 2003 zu jedem meldepflichtigen Kreditnehmer außerdem den Wert der Sicherheiten und die Höhe der Einzelwertberichtigung an die OeNB melden. Die Banken geben der OeNB dabei zusätzlich die internen Grundsätze und Regelungen für die Bewertung der Sicherheiten, für die Bestimmung der Einzelwertberichtigungen und für die interne Bonitätsbeurteilung in Form einer Systemdokumentation bekannt. Die Verwertung dieser Daten wird in Zukunft eine bessere Schätzung des LGD ermöglichen.

#### **Schätzung der Branchen- und Kreditnehmerausfallswahrscheinlichkeiten**

Die Approximation der erwarteten Ausfallswahrscheinlichkeit und der Standardabweichung des einzelnen Kreditnehmers mit den entsprechenden Branchenwerten bedingt eine ausgezeichnete Datenqualität der Branchenausfallsdaten und die korrekte Zuordnung nach Branchen. Die derzeitige Datenqualität kann nur als mäßig zufriedenstellend bezeichnet werden.

Alternative Methoden / Datenquellen zur Berechnung der Ausfallswahrscheinlichkeiten und Volatilitäten pro Branche und Kreditnehmer können in Betracht gezogen werden, wobei vorrangiges Untersuchungsfeld, aus dem diese alternativen Daten gewonnen werden könnten, der aufsichtliche Meldebestand ist.

### Schätzung der Volatilität des Risikofaktors

Die Ergebnisse des Modells sind extrem sensitiv in Bezug auf die Varianz des Risikofaktors. Eine gute Schätzung dieser Varianz ist sehr wichtig und ein wesentlicher Bestandteil der geplanten Weiterentwicklungen des Kredit-VaR-Modells.

#### 8.6.2 Mehrfaktormodel

Ein Mehr-Faktor Modell weist aus theoretischer Sicht den Vorteil auf, dass Portfolioeffekte (Diversifikation bzw. Konzentrationen) besser berücksichtigt werden können. Das aktuelle Modell nimmt an, dass die stochastischen, branchenspezifischen Ausfallswahrscheinlichkeiten von einer gemeinsamen  $\Gamma$ -Verteilung bestimmt werden. Diese Betrachtungsweise lässt außer Acht, dass Branchen unterschiedlich auf ökonomische Ereignisse reagieren können. In diesem Zusammenhang ist eine Modellimplementierung von mehreren stochastischen Einflussfaktoren anzustreben.

#### 8.6.3 Validierung

Die Validierung der Ergebnisse aus dem strukturellen Kreditrisikomodel bereitet aus mehreren Gründen Schwierigkeiten. Einerseits gibt es keine geeigneten Benchmarks, andererseits erlaubt das vorhandene Datenmaterial, wenn überhaupt, nur eingeschränktes Backtesting (die zentralen Probleme sind die fehlende Zeitreiheninformation und die stochastische Abhängigkeit von Kreditrisiken im Querschnitt, siehe Bühler et al. (2002)).

Die Validierung kann prinzipiell auf Basis von verschiedenen Methoden erfolgen:

1. Analytisches Nachrechnen: Das Modell kann auf simulierte Portfolien angewendet werden, für welche das Ergebnis analytisch berechnet werden kann, oder das Nachrechnen bestimmter Ausfälle möglich ist.
2. Validierung der Schätzung der einzelnen Inputparameter wie z.B. der Volatilität von Ausfallswahrscheinlichkeiten oder des LGD – Faktors.
3. Überprüfung der Modellannahmen (Spezifikationstests) bzw. Untersuchung der Sensitivität der Ergebnisse in Abhängigkeit einzelner Modellannahmen.
4. Anwendung von quantitativen Verfahren zur Beurteilung der Eigenschaften der Prognosegüte, welche unabhängig von Annahmen über die Korrektheit der zugrunde liegenden Modellspezifikation sind (Korrektheit der Kalibrierung), siehe Bühler et al. (2002).
5. Analyse der Ergebnisse im Vergleich zu den Ergebnissen aus den anderen Analysetools.
6. Überprüfung der Plausibilität der Ergebnisse in Gesprächen mit Bankanalysten.

## 9 Marktrisiko

Bei der Messung des Marktrisikos hat sich schon wesentlich früher als im Bereich des Kreditrisikos die Etablierung gängiger Industriestandards durchgesetzt. Dies ist nicht zuletzt auf die Initiativen von Unternehmen wie J. P. Morgan (RiskMetrics) und auf aufsichtliche Bemühungen wie das Baseler Marktrisikopapier 1996 und die Kapitaladäquanzrichtlinie zurückzuführen. Im Handelsbuchbereich existieren daher schon seit Jahren einschlägige Vorschriften, die die Messung und Eigenmittelunterlegung des Marktrisikos verlangen. Im Zuge des Basel II-Prozesses sind aber auch im Bereich des Bankbuches entsprechende Vorgaben zu erwarten, da insbesondere das Zinsgeschäft des Bankbuchs eine nicht zu vernachlässigende Risikoquelle darstellt.

Das Marktrisiko hatte bisher zweifellos einen geringeren (wenn auch angesichts immer volatiler werdender Märkte ständig steigenden) Stellenwert als das Kreditrisiko. Bis vor einigen Jahren war das Eigenkapital mancher Banken in erster Linie durch die schlechte Qualität des Kreditportfolios bedroht. In zunehmendem Maße ist aber das Bankkapital nicht nur dem Kreditrisiko, sondern auch den Zins- und Kursrisiken ausgesetzt. Dabei kann das Marktrisiko – im Gegensatz zum Kreditrisiko, das sich meistens über längere Zeiträume aufbaut – in kürzester Zeit schlagend werden und Eigenkapital vernichten, wenn nicht sofort und unmittelbar geeignete Gegenmaßnahmen ergriffen werden.

### 9.1 Beschreibung der Methoden zur Erfassung des Marktrisikos

Im Rahmen einer strukturierten Erfassung des Gesamtrisikos sämtlicher österreichischer Kreditinstitute ist daher auch das Marktrisiko in adäquater Weise zu bewerten. Zu diesem Zweck wird der Value at Risk für die folgenden Risikokategorien berechnet:

- Zinsen
- Aktien
- Währungen (ohne Gold)

Sonstige Marktrisiken, wie z.B. Rohstoffpreisrisiken werden nicht vom Modell erfasst.

Methodisch wird der Varianz/Kovarianz-Ansatz für die Berechnungen herangezogen, ein parametrisiertes Verfahren, bei dem mit den historischen Volatilitäten und Korrelationen das Auslangen gefunden wird. Im Vergleich zu anderen Methoden (Simulationsverfahren) besteht der Vorteil dieser Vorgangsweise vor allem in der geringeren Rechenintensität und daher rascheren Verfügbarkeit der Ergebnisse. Volatilitäten und Korrelationen werden über das Datenservice RiskMetrics von J.P.Morgan bezogen, wobei die Zeitreihen in ihrer exponentiell gewichteten Form (EWMA = exponentially weighted moving average) mit dem Decay-Faktor 0,94 zur Anwendung kommen.

Im Zuge der Berechnungen können folgende Ergebnisse dargestellt werden:

#### **Absoluter VaR (diversifiziert und undiversifiziert):**

Der VaR wird dabei standardmäßig für ein Konfidenzniveau von 95% und eine Haltedauer von einem Jahr (= 250 Tage) berechnet. Die Gegenüberstellung von diversifiziertem und undiversifiziertem VaR soll Aufschluss über den Diversifikationsgrad des jeweiligen Portefeuilles geben. Der undiversifizierte VaR

wird mithilfe einer Korrelationsmatrix berechnet, in der die Korrelationen zwischen den Marktrisikofaktoren als perfekt positiv angenommen werden (sämtliche Korrelationskoeffizienten = +1).

### VaR-Verteilung:

Über die standardmäßige Berechnung für das 95%-ige Konfidenzniveau hinausgehend, wird auch die gesamte VaR-Verteilung für Konfidenzniveaus zwischen > 50% und < 100% dargestellt, wobei dafür die der Normalverteilung entsprechenden Skalierungsfaktoren herangezogen werden:

einseitiges Konfidenzintervall	Skalierungsfaktor
99,00%	2,33
98,00%	2,05
97,00%	1,88
96,00%	1,75
95,00%	1,65
...	...
53,00%	0,08
52,00%	0,05
51,00%	0,02

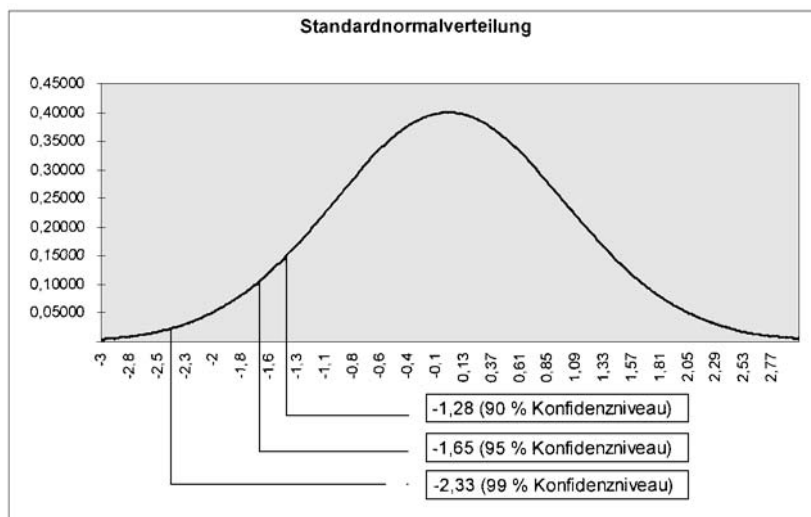


Abbildung 10: VaR im Marktrisiko

### Relativer VaR:

Um eine Vergleichbarkeit zwischen den Kreditinstituten herstellen zu können, wird der absolute VaR zum Marktwert der Portefeuilles und zur Bilanzsumme in Beziehung gesetzt:

- Relativer VaR<sub>1</sub> = Absoluter VaR/Marktwert des Portefeuilles
- Relativer VaR<sub>2</sub> = Absoluter VaR/Bilanzsumme

### **Inkrementeller VaR:**

Schließlich wird anhand des inkrementellen VaRs der Beitrag der einzelnen Risikopositionen zum Gesamt-VaR transparent gemacht. Die Summe aller inkrementellen VaRs ergibt den Gesamt-VaR. Dieses Instrument erleichtert insbesondere die Identifikation jener Risikopositionen, deren Abbau den Gesamt-VaR am stärksten reduzieren kann.

Die Schwächen des parametrischen Verfahrens, das auf der Normalverteilungsannahme beruht, liegen vor allem in der Vernachlässigung der Existenz sogenannter „fat tails“ in der tatsächlichen Verteilung von Preisänderungen sowie in einer Ungenauigkeit bei nicht-linearen Portfolios. Es ist daher darauf hinzuweisen, dass im Rahmen der im strukturellen Modell vorgenommenen VaR-Berechnung lediglich das lineare Risiko ermittelt wird, nicht hingegen das Risiko nicht-linearer Positionen, das insbesondere bei Optionspositionen eine wesentliche Rolle spielt und üblicherweise mittels analytischer Approximation (Taylor Reihen Expansion) oder strukturierter Monte Carlo Simulation zu erfassen versucht wird. Der Grund für diese Vereinfachung liegt in dem Umstand, dass die Datenlage eine andere Vorgangsweise derzeit nicht erlaubt. Es muss daher in Kauf genommen werden, dass die hier dargestellte VaR-Berechnung das Risiko von Instituten mit sehr großen Optionspositionen tendenziell unterschätzt, da ausschließlich das Delta-Risiko dabei einfließt, die Gamma- und Vegarisiken aber außer Betracht bleiben.

Weiters ist zu beachten, dass die Haltedauerannahme von einem Jahr keineswegs unproblematisch ist. Die Zeitskalierung des Ein-Tages-VaR mit der Wurzelregel (Multiplikation mit der Quadratwurzel von 250) führt bei einem so langen Zeitraum aus verschiedenen Gründen (Mean Reversion, Autokorrelationen etc.) tendenziell zu einer Überschätzung des Risikos. Da aber im Rahmen des strukturellen Gesamtmodells mit einer einheitlichen Haltedauerannahme gearbeitet werden muss und diese Annahme insbesondere mit dem Kreditmodell abgestimmt sein muss, wurde auch diese Vereinfachung bewußt in Kauf genommen.

### **9.2 Datenmodell**

Die Berechnungen erfolgen ausschließlich auf Basis der im Rahmen des Monatsausweises (MAUS) gemeldeten Daten und der von J.P.Morgan zur Verfügung gestellten Marktdaten (Zinssätze, Kurse, Volatilitäten, Korrelationen). Die Monatsausweisdaten werden nach entsprechender Aufbereitung in Positionsdaten (Risikoladungen) transformiert.

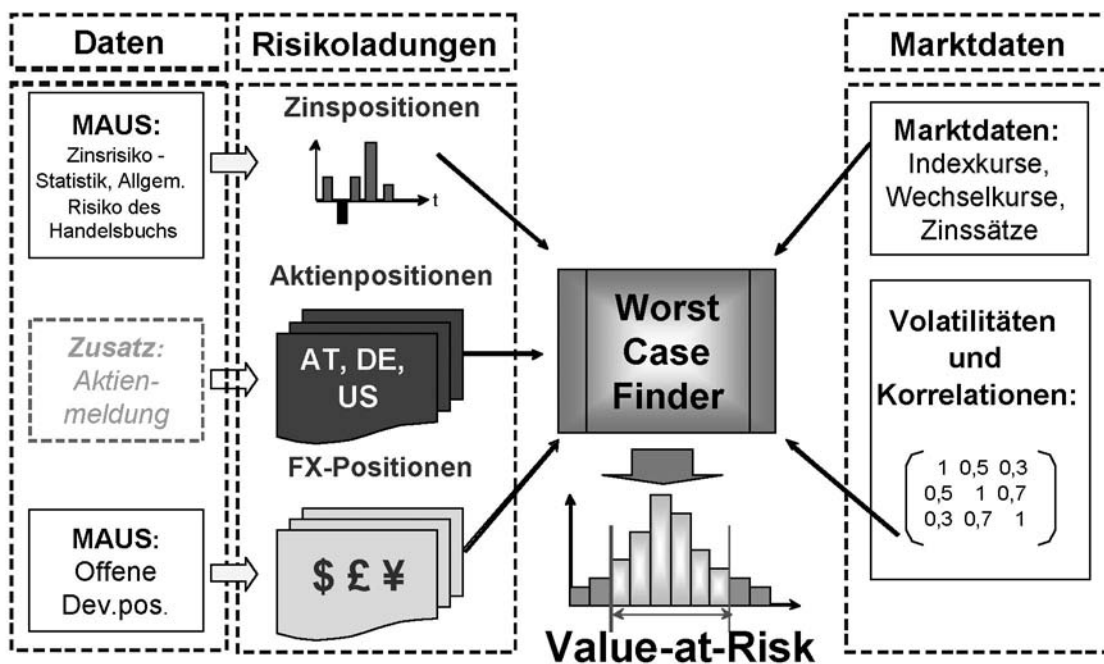


Abbildung 11: Die Datenaufbereitung im Marktrisiko

### 9.2.1 Beschreibung der Meldedaten

#### Zinspositionen:

Im Bereich des Bankbuchs (bzw. auch des Handelsbuchs, sofern es die Grenzen des § 22b Abs. 2 BWG nicht übersteigt: das sogenannte „kleine Handelsbuch“) stehen für die Berechnungen grundsätzlich geeignete Daten im Rahmen der Zinsrisikostatistik (MAUS Teil B2) zur Verfügung. Bei dieser Meldung handelt es sich um eine vereinfachte Zinsbindungsbilanz. Sämtliche zinssensitiven und zinsbindungsgesteuerten Positionen werden nach Maßgabe ihrer Zinsbindungsfrist in die entsprechenden Laufzeitenbänder eingeordnet. Produkte mit unbestimmter Zinsbindung werden von den Kreditinstituten hinsichtlich ihrer Zinsbindung geschätzt und als Fixzinsposition (bzw. als eine Reihe von mehreren Fixzinspositionen im Falle der Abbildung solcher Produkte als Replikationsportefeuilles) dargestellt und entsprechend eingeordnet. Sämtliche zinssensitiven Derivate werden anhand ihres Deltaäquivalents als synthetische Bilanzpositionen dargestellt. Werden auch nicht-zinssensitive Positionen (sonstige Aktiva und Passiva) in der Gesamtbanksteuerung mitberücksichtigt (etwa im Rahmen der Marktzinismethode), dann spricht man von zinsbindungsgesteuerten Positionen. Diese werden dann mit jenen Laufzeiten in die Laufzeitbänder eingeordnet, die ihren Referenzzinssätzen im Marktinzinsgebäude entsprechen. Insgesamt bestehen dreizehn Laufzeitbänder. Die Zinsbindungsbilanz muss getrennt nach Währungen vorgenommen werden, wobei die Währungen EUR, USD, CHF, GBP, JPY und CAD darzustellen sind. Alle anderen Währungen sind zu aggregieren und in einer Restbilanz zusammenzufassen. Diese übrigen Währungen können naturgemäß nicht in die Value at Risk-Berechnung Eingang finden, da eine Zuordnung zu entsprechenden Marktrisikofaktoren nicht möglich ist.

Damit ist (mit Ausnahme der sonstigen Währungen) eine gesamtheitliche und konsistente Darstellung des gesamten Zinsgeschäfts im Bankbuch und des „kleinen Handelsbuchs“ gewährleistet:

Anders ist die Situation allerdings beim „großen Wertpapierhandelsbuch“: Kreditinstitute, die ein Handelsbuch führen, das die Grenzen des § 22b Abs. 2 BWG übersteigt, haben diese Positionen einem eigenen Verfahren zur Eigenmittelunterlegung zu unterwerfen und ordnen die Zinsexposures des Handelsbuchs nicht der Zinsrisikostatistik zu. Bei Instituten ohne Handelsbuch bzw. mit einem Handelsbuch, das unterhalb der Grenzen des § 22b Abs. 2 BWG liegt, deckt die Zinsrisikostatistik daher sämtliche Zinspositionen der Bank ab, bei den restlichen Instituten werden hingegen nur die Zinspositionen des Bankbuchs abgebildet.

### FX-Positionen

Die Kreditinstitute melden die offenen Devisenpositionen im Rahmen des Monatsausweises Teil C. Die Meldung enthält den Höchststand der offenen Devisenpositionen pro Währung und pro Monat. Da für diese Meldung die Gesamtrisikoposition zu melden ist, fließen auch derivative Finanzinstrumente in die Höchststandsberechnungen mit ein.

### Aktienpositionen

Aktienbezogene Informationen befinden sich derzeit im Teil A des Monatsausweises. Diese Daten sind allerdings nicht nach Märkten gegliedert und lassen daher eine Zuordnung zu Marktrisikofaktoren nicht zu. Da darüber hinaus auch die außerbilanziellen Positionen (z.B. Aktienoptionen) keine Berücksichtigung in der Meldung finden, ist diese daher in der gegenwärtigen Form für eine VaR-Berechnung nicht geeignet.

## 9.3 Transformation der Meldedaten in Risikoladungen

Die im Rahmen der Zinsrisikostatistik gemeldeten Daten weisen eine Reihe von Eigenschaften auf, die sie für eine unmittelbare Erfassung im VaR-Modell ungeeignet machen. Es ist daher notwendig, einige vereinfachende Annahmen zu treffen, mit deren Hilfe die Daten in Risikoladungen transformiert werden können.

### Laufzeiten

Da die Zinspositionen in Laufzeitenbändern gemeldet werden, ist die genaue Laufzeit pro Position nicht bekannt. Es wird daher im strukturellen Marktrisikomodell angenommen, dass die Laufzeiten der jeweiligen Laufzeitbandmitte entsprechen:

Laufzeiten der Zinsrisikostatistik												
kurzfristig (bis 1 Jahr)				mittelfristig				langfristig				
bis 1 M	> 1 M bis 3 M	> 3 M bis 6 M	> 6 M bis 1 J	> 1 J bis 2 J	> 2 J bis 3 J	> 3 J bis 4 J	> 4 J bis 5 J	> 5 J bis 7 J	> 7 J bis 10 J	> 10 J bis 15 J	> 15 J bis 20 J	über 20 J
↓	↓	↓	↓	fiktive Laufzeiten der Positionen in Jahren					↓	↓	↓	↓
0,04	0,17	0,38	0,75	1,5	2,5	3,5	4,5	6	8,5	12,5	17,5	25

## Kuponzahlungen

In der Zinsrisikostatistik werden keine Zinszahlungen, sondern nur die Kapitalbeträge ausgewiesen. Das bedeutet, dass der gemeldete Cash Flow unvollständig ist und durch zusätzliche Annahmen über die Höhe der Zinsen vervollständigt werden muss. Es wird daher für die Produktkategorien

- zinsfixe Forderungen und Verbindlichkeiten
- zinsvariable Forderungen und Verbindlichkeiten
- Forderungen und Verbindlichkeiten mit unbestimmter Zinsbindung und
- Swaps

unterstellt, dass es zur regelmäßigen Zahlung von Zinsen kommt. Für die Annahme über die Höhe der Zinsen werden laufzeitbezogene aktuelle Marktdaten herangezogen.

## Cash Flow Mapping

Da die vom Datenprovider gelieferten Marktdaten nur für vordefinierte Standardlaufzeiten (die sogenannten Gitterpunkte) zur Verfügung stehen, die fiktiven Laufzeiten der Positionen diesen Gitterpunkten aber nicht entsprechen, erfolgt ein Mapping der Positionen auf die jeweils benachbarten Standardlaufzeiten. Es werden dabei die Grundsätze eines risikoneutralen Mappings verfolgt, wie sie im technischen Dokument von RiskMetrics ausführlich beschrieben sind.

## 9.4 Detaillierte Beschreibung des Modells

Da alle nicht-linearen Instrumente bereits von den Banken selbst berücksichtigt worden sind, gestaltet sich die Berechnung des VaR relativ einfach:

- Zinspositionen werden auf fiktive Anleihen und Zerobonds gemappt
- Aktienpositionen werden auf die jeweiligen Indices gemappt
- Fremdwährungspositionen fließen als Kassabestände in die Berechnung ein.

Die Risikoladungen pro Risikofaktor berechnen sich aus einer vorzeichenabhängigen Summierung der einzelnen gemappten Cash Flows. Im Falle der umgesetzten Delta-Normal Methode wird der VaR nach nach folgender Formel berechnet:

$$VaR = \sqrt{V^T \times K \times V} \times \sqrt{t} \times F$$

dabei ist: V = Vektor der Risikoladungen  
 K = Kovarianzmatrix  
 $V^T$  = transponierter Vektor der Risikoladungen  
 t = Zeit (in Tagen)  
 F = Korrekturfaktor für das gewünschte Konfidenzniveau

$$V \text{ ist ein } (m \times 1)\text{-Vektor } \begin{pmatrix} 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ m \end{pmatrix}; V^T \text{ ist ein } (1 \times m)\text{-Vektor : } \underline{\underline{1 \dots m}}$$

$$K \text{ ist eine } (m \times m)\text{-Matrix } \begin{pmatrix} 1 & \cdot & \cdot & \cdot & 1m \\ \cdot & \cdot & & & \\ \cdot & & \cdot & & \\ \cdot & & & \cdot & \\ m1 & \cdot & \cdot & \cdot & mm \end{pmatrix}.$$

Für die Details zu den Berechnungen siehe RiskMetrics Technical Document.

#### 9.4.1 Berechnung des inkrementellen VaRs

Die Vorgehensweise bei der VaR-Berechnung macht deutlich, daß der Value at Risk weder bezüglich der Risikofaktoren noch bezüglich der Assets additiv ist. Die Additivität wäre nur bei einer perfekten positiven Korrelation (alle Korrelationskoeffizienten gleich eins) gegeben. In jedem anderen Fall ist der VaR eines Portefeuilles kleiner als die Summe der VaR-Werte der einzelnen Assets im Portefeuille.

Die fehlende Additivität der VaR-Kennzahl hat zur Definition des inkrementellen Value at Risk geführt. Der inkrementelle VaR einer Wertpapierposition ist der Beitrag zum VaR, den diese Position im Portefeuillekontext leistet. Formal wird dies durch die Ableitung des VaR nach dem Risikogewicht  $f_i$  (inkrementeller VaR eines Risikofaktors) bzw. nach dem Assetgewicht  $w_k$  (inkrementeller VaR eines Assets) multipliziert mit der jeweiligen Gewichtsausprägung ausgedrückt:

- inkrementeller VaR des Risikofaktors  $R_I$

$$incVaR_{R_i} = \frac{\delta VaR_p}{\delta f_i} f_i = VaR_p \frac{\sigma(R_i, P_R)}{\sigma^2(P_R)} f_i$$

- inkrementeller VaR des Assets  $A_k$

$$incVaR_{A_k} = \frac{\delta VaR_p}{\delta w_k} w_k$$

## 10 Operationales Risiko

Im folgenden Abschnitt werden die Berechnungsmethoden für das operationale Risiko nach Basel II, die Berechnung im strukturellen Modell sowie die Schwachstellen des gewählten Ansatzes dargestellt.

## 10.1 Die Bedeutung des operationalen Risikos

Das operationale Risiko ist nach Basel II definiert als „die Gefahr von Verlusten, die in Folge der Unangemessenheit oder des Versagens von internen Verfahren, Menschen und Systemen oder in Folge externer Ereignisse eintreten. Diese Definition schließt Rechtsrisiken ein, beinhaltet aber nicht strategische Risiken oder Reputationsrisiken“.

Diese Risikoart stellt für Universalbanken eine erhebliche Risikoquelle dar, wie internationale Studien zeigen, die die Ergebnisse von ökonomischen Kapitalmodellen verschiedener Banken auf die unterschiedlichen Risikokomponenten herunter brechen. So wird ein signifikanter Anteil des ökonomischen Kapitals durch das operationale Risiko bestimmt. Dieses Ergebnis dürfte auch für Österreich in der Größenordnung stimmen. Die wenigen Banken, die ökonomische Kapitalmodelle zum Einsatz bringen, zeigen ähnliche Ergebnisse. Weiters lässt sich festhalten, dass Verluste aus operationalen Risikoereignissen in vielen Fällen für den Ausfall von Banken verantwortlich waren, sowohl im internationalen<sup>12</sup> als auch im nationalen Kontext.

Das operationale Risiko stellt also für die Bankenaufsicht im allgemeinen und für die Off-Site Analyse im speziellen einen nicht zu vernachlässigenden Faktor dar, der in Zukunft für alle Banken erhoben und bewertet werden sollte.

## 10.2 Basel II und die Erfassung des operationalen Risikos

Auch das Regelwerk nach Basel II hat die Bedeutung des operationalen Risikos erkannt und es daher in die Betrachtung miteinbezogen. Zum einen wird es ein regulatorisches Kapitalerfordernis für das operationale Risiko geben, für dessen Berechnung ein Spektrum von zumindest drei verschiedenen Ansätzen zur Verfügung steht. Zum anderen werden Banken in der Säule 2 explizit aufgefordert, ein entsprechendes Risikomanagement für operationale Risiken aufzubauen, mit dessen Prozessen materielles operationales Risikoexposure gemessen und gemindert werden kann und Vorsorge getroffen wird, um im Falle von operationalen Verlustereignissen das Weiterbestehen des Betriebes zu sichern.

Das derzeit geplante Basel II Regelwerk stellt jedoch in den einfacheren Ansätzen – die aller Voraussicht nach von den meisten Banken angewendet werden – keine adäquate Messung des tatsächlichen operationalen Risikos dar, wie in der Folge kurz ausgeführt werden soll.

### 10.2.1 Basisindikatoransatz

Im einfachsten der Ansätze errechnet sich das Kapitalerfordernis als fixer Prozentsatz (15%) der Betriebserträge der Bank. Die Grundidee dieses Ansatzes ist, dass höhere Erträge in der Regel mit höheren operationalen Risiken einhergehen und somit die Betriebserträge als sehr grobe Approximation für das operationale Risiko dienen können. Die Risikosensitivität dieses Ansatzes darf aber durchaus bezweifelt werden, weshalb er auf längere Sicht auch für die Off-Site Analyse als wenig geeignet zu qualifizieren ist.

<sup>12</sup> z.B. Deutsche Morgan Grenfell (1996); BankersTrust (1994-1998); Barings Bank (1995).

### 10.2.2 Standardansatz

Im Standardansatz wird das Geschäft der Bank in acht Standardgeschäftsfelder aufgeteilt und für jedes dieser Geschäftsfelder der durchschnittliche Bruttoertrag/Betriebsertrag der letzten drei Jahre bestimmt. Jeder dieser Beträge wird mit einem unterschiedlichen Faktor multipliziert (12–18%), das Kapitalerfordernis ergibt sich als Summe dieser Prozentsätze. Die Annahme des Standardansatzes ist eine unterschiedliche Risikosituation in verschiedenen Geschäftsbereichen einer Bank. So nimmt man an, dass etwa das Privatkundengeschäft mit einem geringeren operationalen Risiko behaftet ist als der Corporate Finance Bereich, was sich in unterschiedlichen Beta-Faktoren niederschlägt. Der Standardansatz reflektiert das operationale Risiko einer Bank sicherlich besser als der Basisindikatoransatz, die Grundannahme, das operationale Risiko über die Betriebs-Erträge einfangen zu können, bleibt allerdings problematisch.

Damit ein Standardansatz für eine Bank genehmigt werden kann, ist eine Reihe von qualitativen Kriterien zu erfüllen. So wird von den Banken unter anderem der Aufbau einer Verlust-Datenbank, ein funktionierendes und in den Geschäftsbetrieb eingebettetes operationales Risikomanagement, ein entsprechendes Berichtswesen, Dokumentation und interne und externe Validierung der Systeme verlangt.

### 10.2.3 Fortgeschrittene Bemessungsansätze

Bei den fortgeschrittenen Bemessungsansätzen sind die Banken sehr frei in der Gestaltung. Ziel ist es, beispielsweise, aufgrund historischer Erfahrung das tatsächliche operationale Risiko einer Bank einzufangen. Aufgrund der Berechnungen unter Einbeziehung von Verlustdatenbanken sollen diejenigen Verluste, die innerhalb eines Jahres mit einer Wahrscheinlichkeit von 99,9% nicht überschritten werden, mit Eigenkapital unterlegt werden. Zusätzlich zu dieser hohen quantitativen Schwelle, die nur einmal in 1000 Jahren (oder bei einer von 1000 Banken) höhere Verluste aus operationalen Risikoereignissen erwarten lässt, wird von den Banken die Einhaltung umfassender qualitativer Kriterien gefordert. Unter anderem ist ein unabhängiges, konzeptionell solides und ausführlich dokumentiertes Risikomanagementsystem aufzubauen, dessen regelmäßige Berichte an Geschäftsfeldverantwortliche, Aufsichtsrat und Vorstand Auswirkungen auf die Risikosteuerung und -verminderung haben.

Die fortgeschrittenen Bemessungsansätze stellen sicherlich jene Ansätze dar, denen es am besten gelingt, die tatsächlichen operationalen Risiken einzufangen. Die hohen quantitativen und qualitativen Anforderungen lassen es aus heutiger Sicht aber fraglich erscheinen, ob sich für die Banken die Investition in die Entwicklung eines fortgeschrittenen Ansatzes aus Eigenmittelsichtweise rechnen wird.

Weder das Basler noch das Brüssler Konsultationspapier geben konkrete Anforderungen vor, wie derartige Bemessungsansätze zu konstruieren sind. Im „Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk“ des Basler Ausschusses werden allerdings drei Methoden skizziert, die auch in der Praxis immer stärker Anwendung finden:

### **Interne Bemessungsansätze**

Bei diesen Ansätzen wird eine fixe Beziehung zwischen erwartetem Verlust (als dem Erwartungswert der Verlustverteilung) und dem Wert beim entsprechenden Konfidenzniveau angenommen. Dadurch kann das Kapitalerfordernis für jede Kombination aus Risikoart und Geschäftsfeld relativ einfach ermittelt werden, da der Zusammenhang zwischen Erwartungswert und extremen Ereignissen nur einmal zu ermitteln ist und dann als konstant angenommen werden kann.

### **Verlustverteilungsansätze**

Bei Verlustverteilungsansätzen wird für jede Kombination aus Risikoart und Geschäftsfeld eine Verteilung der operationalen Verluste geschätzt und dann wird für jede dieser Verteilung das entsprechende Konfidenzniveau zur Bestimmung des Kapitalerfordernisses angenommen. In der Regel werden in jeder Risikoereignis-/Geschäftsfeldkombination zwei getrennte Verteilungen angenommen, zum Beispiel eine Poisson-Verteilung oder eine geometrische Verteilung für die Anzahl der Verluste und eine Lognormalverteilung oder eine Exponentialverteilung für die Verlusthöhe. Die sich daraus ergebenden einzelnen VaRs dieser Kombinationen können dann einfach aufsummiert oder mittels einer unterstellten Korrelationsmatrix aggregiert werden.

### **Scorecard Ansätze**

Bei Scorecard Ansätzen wird eine anfänglich ermittelte Kapitalanforderung für das operationale Risiko durch eine vorausschauende qualitative Einschätzung des operationalen Risikos in den einzelnen Geschäftsfeldern modifiziert. Derartige Scorecard Ansätze müssen allerdings hinreichend durch eine quantitative Basis untermauert sein und durch historische Daten validiert werden können. Generell können operationale Risiken durch Scorecards relativ detailliert und mit einer vorausschauenden Betrachtungsweise erfasst werden, schwieriger hingegen ist die Quantifizierung mittels einer potentiellen Verlusthöhe auf einem gegebenen Konfidenzniveau.

Ein Industriestandard hat sich in diesem Bereich noch nicht herausgebildet, generell werden allerdings in mittleren und großen Banken einerseits Schadensfallsdatenbanken aufgebaut, um eine Quantifizierung des operationalen Risikos zu ermöglichen, andererseits werden Scorecards entwickelt, um das operationale Risiko effektiver erfassen, steuern und begrenzen zu können. Allen Ansätzen ist dabei gemein, dass sowohl die Beschaffung der notwendigen Daten als auch ihr methodisch korrekter Einsatz in der Praxis oft Probleme bereiten.

Prinzipiell aber reflektieren fortgeschrittene Bemessungsansätze das operationale Risiko in einer adäquaten Weise, weshalb ihre Ergebnisse durchaus in die Off-Site Analyse einfließen könnten. Aufgrund der relativ hohen Anforderungen an Systeme und Risikomanagement ist allerdings nicht damit zu rechnen, dass eine große Zahl österreichischer Banken in einem ersten Schritt eine Entwicklung von fortgeschrittenen Ansätzen ins Auge fassen wird.

## **10.3 Gewählte Vorgehensweise**

Im Moment ist aufgrund der nicht vorhandenen Datenbasis seitens der Aufsichtsbehörden eine flächendeckende Erfassung und insbesondere eine Quanti-

fizierung des operationalen Risikos mittels Off-Site Analyse nur begrenzt möglich.

Bis zur theoretisch sauberen Erhebung des operationalen Risikos mittels qualitativer Erfassung und Quantifizierung mittels Verlustdatenbank erfolgt die Ermittlung der Verlustverteilung für das operationale Risiko folgendermaßen:

1. Eine Kenngröße für das operationale Risiko  $K_{\text{Basel II}}$  wird mittels des Basisindikator-Ansatzes nach Basel II erhoben.
2. Wir unterstellen für die tatsächliche Verteilung der Anzahl der Verluste  $n$  eine geometrische Verteilung mit dem Parameter  $p$ :

$$f(n) = p(1-p)^{n-1} \quad E(N) = \frac{1-p}{p}, \quad Std(N) = \frac{1-p}{p^2}$$

3. Wir nehmen für die Verlusthöhe je Ereignis eine Exponentialverteilung mit Parameter  $\lambda$  an:

$$g(x) = \lambda^{-\lambda x} \quad E(X) = \frac{1}{\lambda}, \quad Std(X) = \frac{1}{\lambda^2}$$

4. Damit ergibt sich für die Verlustverteilung  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$

$$P(S \leq s) = \sum_{n=1}^{\infty} P(S_n \leq s | n) f(n)$$

5. Da aber die Summe von identischen unabhängig verteilten Zufallsvariablen einer Gammaverteilung folgt, ergibt sich für die Verteilungsfunktion weiter

$$P(S_n \leq s | n) = \int_0^s \frac{1}{(n-1)!} \lambda^n u^{n-1} e^{-\lambda u} du$$

6. Oder nach Auflösung

$$P(S \leq s) = 1 - e^{-\lambda p s}$$

7. Damit folgen allerdings die Verluste aus dem operationalen Risiko wieder einer Exponentialverteilung mit nur einem Parameter  $\mu = \lambda p$

$$h(s) = (\lambda p) e^{-(\lambda p)s}$$

8. Damit ist aber auch der VaR für das operationale Risiko mit Konfidenzniveau  $c$  eindeutig bestimmt mit:

$$E(S) - s^* = \left(\frac{1}{\mu}\right) [\ln(1-c) + 1]$$

9. Interpretieren wir also die unter Punkt 1 gefundene Kennzahl  $K_{\text{Basel II}}$  als VaR auf einem bestimmten Konfidenzniveau, können wir den fehlenden Parameter  $\mu$  und damit die gesamte Verlustverteilung für das operationale Risiko schätzen. Dadurch wird es uns ermöglicht, den VaR auch zu anderen

Konfidenzniveaus zu berechnen und eine Aggregation mit den anderen Risikoarten vorzunehmen.

Die Ansätze unter Basel II errechnen das Kapitalerfordernis bei fortgeschrittenen Ansätzen als das 99,9% Konfidenzniveau für erwartete und unerwartete Verluste. Unterstellt man, dass auch für die einfacheren Ansätze eine Kalibrierung auf diese Werte angenommen wurde, könnten diese für die Approximation und Schätzung des Parameters  $\mu$  herangezogen werden:

$$K_{Basel II} = \left(\frac{1}{\mu}\right) [\ln(1 - 0,999) + 1]$$

Von Banken wurde allerdings signalisiert, dass die Ergebnisse für das Eigenmittelefordernis gemäß AMA und gemäß den einfacheren Ansätzen deutlich unterschiedliche Ergebnisse erzeugen, da das Kapitalerfordernis bei der Anwendung fortgeschrittener Ansätze zum Teil deutlich über jenen aus einfacheren Ansätzen liegt. Es besteht daher auch die Möglichkeit, das in den einfachen Ansätzen implizierte Konfidenzniveau aus den entsprechenden Berechnungen der Banken zurückzurechnen, die bereits jetzt in der Lage sind, sowohl einfache Ansätze als auch fortgeschrittene Berechnungsmethoden für das operationale Risiko zu verwenden.

Um allerdings methodische Konsistenz mit den aufsichtsrechtlichen Regelungen aus Basel II sicherzustellen, wird dennoch das dort angewendete Konfidenzniveaus herangezogen, auch wenn dies unter Umständen zu einer Unterschätzung des tatsächlichen operationalen Risikos führen könnte. Die Umsetzung in der Modellrechnung erlaubt allerdings eine flexible Anpassung dieser Annahme.

Als Datenbasis für die oben beschriebene Vorgehensweise dienen die Betriebserträge gemäß der vorgegebenen Definition. Diese Daten sind im österreichischen Meldewesen bereits abgedeckt, wodurch der entsprechende Wert als Durchschnitt der letzten drei Jahre berechnet werden kann.

In weiterer Folge konnte der Indikator nach der Basler Methode berechnet werden, wobei einerseits die geprüften Abschnitte als auch andererseits die rollierenden Werte als Basis herangezogen wurden. Da die Unterschiede im vernachlässigbaren Bereich gelegen sind, wurde in weiterer Folge der rollierende Durchschnitt als Basis herangezogen, da dies als die zeitnähere Methode bevorzugt wird.

Gemäß der oben beschriebenen Vorgangsweise konnte der Faktor der Exponentialverteilung ermittelt werden (Berechnung:  $-(\ln(1 - \text{Konfidenzniveau}) + 1) / \text{Kapitalerfordernis}$ ). Durch diesen Faktor ist die angenommene Verlustverteilung für das operationale Risiko bereits vollständig bestimmt.

### **Berechnung des VaR für das operationale Risiko**

In weiterer Folge ist die Ermittlung des  $VaR_{\alpha}^{Op}$  leicht durchzuführen, indem die entsprechenden Konfidenzniveaus der Exponentialverteilung ausgegeben werden, wodurch die Aggregierbarkeit mit den anderen Risiken gewährleistet ist.

## 11 Deckungspotentiale

Die Risikotragfähigkeit als Rahmen für die Risikosteuerung bildet eine wichtige Grundlage für die betriebswirtschaftliche Bankensteuerung. Danach ist grundsätzlich zu prüfen, in wieweit sich eine Bank die Übernahme von Risiken überhaupt leisten kann.

Prinzipiell dient das Eigenkapital zur Abdeckung potentieller Risiken, wobei man je nach Betrachtungsweise vom Buchwert oder dem Substanzwert des Eigenkapitals ausgehen kann, oder aber man zieht die regulatorische Eigenkapitaldefinition als Haftungskapital heran. In letzterer Definition werden allerdings stille Reserven nur bedingt anerkannt, obwohl sie in einer internen Rechnung durchaus als Deckungspotential herangezogen werden könnten. Da außer dem Eigenkapital aber noch andere Werte als Deckungsmassen zur Verfügung stehen, bietet sich eine stufenweise Abgrenzung der Risikodeckungsmassen an.

Für die Analyse durch die Aufsicht stellen sich in Bezug auf die Risikotragfähigkeit somit folgende Fragen:

1. Wie sehen die Deckungspotentiale für die erwarteten Verluste, bzw. die Entwicklung und der Stand der Wertberichtigungen und die Profitabilität aus?
2. Wie sieht die Risikodeckung aus regulatorischer Sicht bzw. die Solvabilität aus?
3. Wie sieht die Deckung erwarteter und unerwarteter Verluste aus ökonomischer Sicht aus?

Im folgenden Abschnitt wird dargestellt in welcher Form und in welchem Ausmaß Deckungspotentiale für die Abdeckung der eingegangenen Risiken im strukturellen Modell definiert wurden.

### 11.1 Abstufung der Risikodeckungsmassen

Mithilfe einer Abstufung der Deckungspotentiale<sup>13</sup> kann dem Umstand Rechnung getragen werden, dass sich einerseits Risiken mit unterschiedlicher Wahrscheinlichkeit realisieren und andererseits die Verfügbarkeit der finanziellen Mittel auch sehr stark variiert.

#### **Primäres Risikodeckungspotential: Deckung durch bankinterne Vorsorgen**

Ob die Abdeckung erwarteter Verluste im Rahmen einer Risikotragfähigkeitsrechnung erfolgen kann, ist strittig, da diese ja eigentlich einen als Standardrisikokosten einzukalkulierenden Kostenfaktor darstellen. Sie sind damit kein eigentliches Risiko, das man in der Regel als potentielle negative Abweichung vom erwarteten Ergebnis versteht. Der Vollständigkeit halber sind sie hier dennoch aufgeführt.

Sollten sich Verluste im Rahmen des Erwarteten realisieren, werden zuerst die im Rahmen der Rückstellungen und Risikokosten gebildeten Vorsorgen aufgelöst. In weiterer Folge kann ein potentiell vorhandener über den Erwartungen liegender Gewinn reduziert werden. Der erwartete Mindestgewinn auf das eingezahlte Kapital wird hingegen erst dem tertiären Deckungspotential zugerechnet.

<sup>13</sup> Definition erfolgte in Anlehnung an Schierenbeck (2002).

Des Weiteren sind auch die Gewinn- und Verlustvorträge aus den Vorjahren im Fall von Gewinnen als zusätzliche, leicht verfügbare Risikovorsorgen und im Fall von Verlusten als Abzugsposten hier zu berücksichtigen.

### **Sekundäres Risikodeckungspotential: Deckung durch buchhalterische Maßnahmen**

Sollten die eingetretenen Verluste über das zu erwartende Maß hinausgehen, so werden zur Abdeckung dieser Verluste stille Reserven reduziert werden müssen. Es werden beim sekundären Deckungspotential aber nur jene Teile angerechnet, die nicht Bestandteil der ergänzenden Eigenmittel sind. Diese stillen Reserven stammen beispielsweise aus Reserven in Wertpapieren, Beteiligungen und Liegenschaften, Überdotationen in Risikovorsorgen oder Pensionsrückstellungen.

Das sekundäre Risikodeckungspotential stellt sicherlich einen in der Höhe wesentlichen Faktor der Risikodeckungsmassen dar, dessen Einschätzung für die Güte des Modells wesentlich ist.

Insbesondere primäres aber auch sekundäres Risikodeckungspotential können mit geringer Publizitätswirksamkeit verwendet werden, bei den höheren Risikodeckungspotentialen ist dies kaum noch der Fall.

### **Tertiäres Risikodeckungspotential: Deckung durch leicht verfügbares Eigenkapital**

Nach der Auflösung der Stillen Reserven können weitergehende Verluste durch Reduktion bzw. Verzicht auf die Gewinnausschüttung an die Eigentümer aufgefangen werden.

Auch der Fonds für allgemeine Bankrisiken (bereits ein Bestandteil des Kernkapitals) kann zur Verwendung kommen. Unter diesem Fonds sind jene Werte zu verstehen, die das Kreditinstitut zur Deckung besonderer bankgeschäftlicher Risiken aus Gründen der Vorsicht für geboten erachtet. Dieser Fonds muss dem Kreditinstitut zum Ausgleich von Verlusten unbeschränkt und sofort zur Verfügung stehen.

Ein potentieller Eigenmittelüberschuss, der über dem gesetzlich geforderten Minimum liegt, wäre ebenfalls unter dem tertiären Risikodeckungspotential zu subsummieren, da dieser im Falle von Verlusten abgebaut werden könnte, ohne die Solvenz der Bank zu bedrohen.

Mit den primären bis tertiären Risikodeckungspotentialen sollten im Allgemeinen seltene, negative Belastungsfälle aufgefangen werden können, ohne die Bank in eine existenzbedrohende Lage zu versetzen. Allerdings erreicht eine Bank nach Verbrauch des Eigenmittelüberschusses bereits eine Situation in der aufsichtsrechtliche Maßnahmen zu erwarten sind.

### **Quartäres Risikodeckungspotential: Weitere Deckung durch Anteilseigner (Tier I)**

Sollten zur Verlustabdeckung bereits die quartären Deckungspotentiale angegriffen werden müssen, so werden bilanzielle Kernkapitalien angegriffen, wobei gemäß der Intention der Ergänzungskapitalien zuerst die offenen Reserven und das gezeichnete Kapital aufgezehrt werden, da es sich hier um jene Eigenmittel

handelt, die der Anforderung des Verlustausgleiches am besten entsprechen und jederzeit den Kreditinstituten uneingeschränkt zur Verfügung stehen.

In Abzug zu bringen sind 50% des unter dem primären Deckungspotential ermittelten Eigenmittelüberschusses. Diese Aufteilung lässt sich insofern argumentieren, da ja nachrangiges Kapital nur bis zur Höhe des Tier 1 Kapitals anrechenbar ist, beide Werte also im Falle der Auflösung annähernd gleich zu reduzieren wären.

Sollten realisierte Verluste das quartäre Deckungspotential überschreiten so würde ein Ausfall ohne Kundenschädigung bzw. ohne Eingreifen der Einlagensicherung vorliegen.

### **Quintäres Risikodeckungspotential:**

#### **Risikodeckungspotential: Deckung durch Anleger (Tier II + III)**

Erst im äußersten Notfall werden von den Banken auch die nachrangigen Kapitalbestandteile angegriffen. Oftmals werden derartige Kapitalbestandteile in internen Rechnungen nicht mehr zur Risikoabdeckung berücksichtigt, da gemäß deren Ausgestaltung ein Nichtzurückzahlen von nachrangigem Kapital bereits als Ausfall im weiteren Sinn zu klassifizieren ist.

Im Detail besteht das quintäre Deckungspotential aus den Summen der Bestandteile des Tier II (bestimmte vordefinierte stille Reserven, Ergänzungskapital, Partizipationskapital, Neubewertungsreserven, sowie Haftsummenzuschlag) und Tier III. Hierbei ist weiters zu berücksichtigen, dass die verfügbaren und nicht die anrechenbaren bzw. regulatorischen Bestandteile anzusetzen sind. Der Verbrauch des quintären Deckungspotentials hat letztendlich die Insolvenz der Bank zur Folge, Einlagen sollten in diesem Stadium allerdings noch nicht gefährdet werden. Allerdings würden in diesem Fall Anleihenkäufer bereits ihr Kapital verlieren.

Sollten Verluste jedoch auch das quintäre Deckungspotential überschreiten, so würde ein Ausfall mit Einlegerschädigung bzw. Eingreifen der Einlagensicherung vorliegen.

Zusätzlich ist bei der gesamten Betrachtung der Deckungspotentiale anzumerken, dass Sektorspezifika wie z.B. Besserungsgeld oder die Eingriffsmöglichkeiten der Solidaritätsfonds in dieser Ausbaustufe nicht berücksichtigt werden.

## 11.2 Zusammensetzung der Deckungspotentiale

Die relative Zusammensetzung der Deckungspotentiale der beiden Beispiele wird in folgender Tabelle illustriert:

	Bank A	Bank B
für erwartete Verluste		
- gebildete Rückstellungen (WB)	17%	11%
- Veränderung von EB und Rückstell.	4%	3%
Übergewinn, Jahresverlust	1%	4%
Gewinn-/Verlustvortrag	0%	0%
<b>primäres Risikodeckungspotential</b>	<b>22%</b>	<b>18%</b>
stille Reserven	18%	3%
abzgl. immaterieller Vermögensgeg.	0%	-1%
<b>sekundäres Risikodeckungspotential</b>	<b>41%</b>	<b>20%</b>
Mindestgewinn	1%	4%
Fonds für allgemeine Bankrisiken	0%	0%
EM Überschuss	11%	10%
<b>tertiäres Risikodeckungspotential</b>	<b>53%</b>	<b>33%</b>
offene Reserven	26%	30%
gezeichnetes Kapital	4%	6%
Abzugsposten Anteilsbesitz	0%	-1%
Abzug: 0,5 des EM-Überschuss (Tier 1)	-5%	-5%
<b>quartäres Risikodeckungspotential</b>	<b>76%</b>	<b>63%</b>
Ergänzungskapital	21%	25%
Nachrangkapital	8%	17%
Abzug: 0,5 des EM-Überschuss (Tier2)	-5%	-5%
<b>quintäres Risikodeckungspotential</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Auch hier zeigen sich klare Unterschiede, besonders wenn das tertiäre Deckungspotential als Grenze zwischen Ausfall und Nicht-Ausfall fungiert. Während die Bank B mehr als die Hälfte der Deckungsreserven im tertiären Deckungspotential zur Verfügung hat, und auf diese Mittel relativ leicht zugreifen kann, hat die Bank A nur ein Drittel. Der Großteil der Deckungspotentiale der Bank A resultieren aus den verfügbaren Eigenmitteln, welche nur in Notfällen zur Abfederung von Verlusten angegriffen werden sollten.

## 12 Beurteilung des Gesamtrisikos

Nach der Berechnung der Gesamtbank-VaRs für unterschiedliche Konfidenzniveaus und der Berechnung der unterschiedlichen Deckungspotentiale besteht der nächste und finale Schritt darin, diese beiden Blöcke gegenüberstellen.

Gemäß den obigen Ausführungen gilt es also, die Verlustverteilung der drei beschriebenen Risikoarten vollständig zu ermitteln, um über eine Aufsummierung der entsprechenden VaRs auf jeweils dem gleichen Konfidenzniveau die Gesamtbankverlustverteilung eruieren zu können.

Für das Kreditrisiko, das Marktrisiko und das operationale Risiko stellt diese Vorgabe keine Schwierigkeit dar, da mittels der angegebenen Methoden ohnehin die vollständige Verlustverteilung zur Verfügung steht. Die VaRs können jeweils für die vordefinierten Konfidenzniveaus ausgewertet und für alle Risikoarten der erwartete Verlust berechnet werden. Auf Grund der Normal-

verteilungsannahme ist beim erwarteten Verlust des Marktrisikos stets der Wert 0 anzunehmen.

### 12.1 Theoretischer Hintergrund

Die Aggregation der einzelnen Risiken führt zu einem gesamten VaR. Dieser Wert gibt an, dass aus den drei Risikokategorien (Markt-, Kredit- und operationalem Risiko) mit einer Wahrscheinlichkeit  $\alpha$  die Summe der Verluste im Zeitraum eines Jahres dieses Niveau nicht überschreiten wird. Aus der Sicht der Aufsichtsbehörde ist die Information bezüglich des absoluten VaR nicht von besonderer Bedeutung. Vielmehr wird der Gesamt-VaR dann zu einer Steuerungsgröße, wenn man die Wertänderungen über die Zeit betrachtet (d.h. genau festhält, in welchem Ausmaß sich der VaR nach oben oder nach unten verändert hat) oder wenn man das über den VaR ermittelte Economic Capital zum Deckungskapital in Beziehung setzt. Angenommen das Deckungskapital einer Bank hat eine Höhe von  $D$ . Mit dem gesamten VaR ist es nun möglich folgende Gleichung zu lösen. Man sucht jenes Signifikanzniveau (für das gilt:

$$VaR^{Gesamt}(\alpha) - D = 0$$

Jenes Signifikanzniveau, bei dem der gesamte VaR die gleiche Höhe hat wie das vorhandene Deckungskapital  $D$ , ist die durch das Modell bestimmte Ausfallswahrscheinlichkeit der Bank. Die nachfolgende Graphik veranschaulicht diesen Zusammenhang. Im Diagramm wird auf der Ordinate der, einem bestimmten Signifikanzniveau zugeordnete, gesamte VaR aufgetragen. Auf der Abszisse wird das Signifikanzniveau aufgetragen. Die einem Ast der Hyperbel ähnliche Kurve gibt den nichtlinearen Zusammenhang zwischen Signifikanzniveau und VaR an. Haben die Verteilungen der einzelnen Verlustkategorien einen Support von  $(-\infty, \infty)$ , dann muss sich die Kurve asymptotisch den beiden Achsen nähern. Wenn man nun in dieses Diagramm das Deckungskapital der Bank einträgt, kann man die Ausfallswahrscheinlichkeit direkt ablesen.

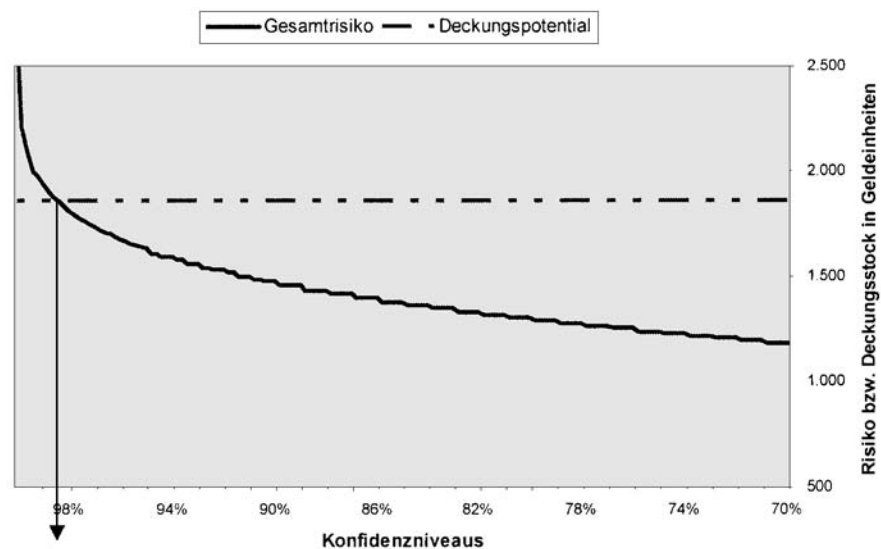


Abbildung 12: Economic Capitals vs. Deckungskapital

## 12.2 Ableitung der implizierten Ausfallwahrscheinlichkeiten

Mit Hilfe der vorgeschlagenen Vorgehensweise ist eine Gegenüberstellung der Verlustverteilung mit unterschiedlichen Deckungspotentialen möglich, die auf die Qualität des zur Verlustabdeckung herangezogenen Kapitals Bedacht nimmt. So werden in der Regel zuerst die für potentielle Verluste dotierten Rückstellungen aufgelöst oder ein etwaiger Übergewinn abgebaut. In weiterer Folge werden stille Reserven aufgebraucht oder der Fonds für allgemeine Bankrisiken herangezogen. Erst wenn diese Quellen erschöpft sind, werden das gezeichnete Kapital oder die offenen Rücklagen angegriffen. Erst in extremen Fällen werden die nachrangigen Kapitalbestandteile herangezogen (für eine detailliertere Darstellung siehe die Darstellung zu den Risikodeckungspotentialen). Eine derartige Abstufung ließe mehrere intuitiv nachvollziehbare Interpretationsmöglichkeiten zu.

Die vorgeschlagene Ermittlung der unterschiedlichen Ausfallwahrscheinlichkeiten kann aufgrund der ermittelten Werte direkt durchgeführt werden, indem man in der Gesamtbankverlustverteilung jene VaRs aufsucht, die genau dem entsprechenden Deckungspotential entsprechen. Die Gegenwahrscheinlichkeit des durch den VaR implizierten Konfidenzniveaus ist definitionsgemäß die entsprechende Ausfallwahrscheinlichkeit.

Dieser Ansatz lässt sich nun für die zwei Beispielbanken darstellen:

Ausfallwahrscheinlichkeiten	Bank A	Bank B
Wahrscheinlichkeit, dass die Verluste jene Marke übertreffen, für die im Rahmen der zu erwartenden Verluste Vorsorge getroffen wurde	>30%	>30%
Wahrscheinlichkeit, dass zur Abdeckung der Verluste Bestandteile der bilanziellen Eigenmittel (EM-Überschuss) herangezogen werden müssen, die Bank aber noch weiter besteht.	1,60%	7,00%
Wahrscheinlichkeit, dass zur Abdeckung der Verluste bilanzielle Eigenmittel herangezogen werden müssen, die Bank danach nicht mehr weiter bestehen kann, d.h. Ausfall ohne Kundenschieden und ohne Einlagensicherung	unter 0,01%	0,70%
Wahrscheinlichkeit, dass sämtliche Eigenmittel (Tier 1+2) der Bank nicht ausreichen, um die Verluste abzudecken, d.h. Ausfall mit Kundenschieden bzw. Einlagensicherung	unter 0,01%	0,05%

Interessanterweise zeigen beide Banken eine hohe Wahrscheinlichkeit, dass die erwarteten Verluste das primäre Deckungspotential übersteigen. Die Ausfallwahrscheinlichkeit ist hingegen bei beiden Instituten gering, in einer relativen Betrachtung weist die Bank B allerdings ein erheblich höheres Risiko auf.

## 12.3 Prüfung auf Einhaltung der Gleichgewichtsbedingungen

Die im Abschnitt Deckungspotentiale beschriebenen Gleichgewichtsbedingungen können ebenfalls direkt mittels der ermittelten Gesamtbankverlustverteilung und den Deckungspotentialen überprüft werden.

Hierbei werden drei Verlustereignisse vorgegeben und mit den entsprechenden Deckungspotentialen verglichen.

Die drei Ereignisse sind:

1. Normalbelastungsfall: basiert auf dem erwarteten Verlust
2. Negativer Belastungsfall: basiert auf einer Realisierung von Verlusten bei einem Konfidenzniveau von 95%
3. Maximaler Belastungsfall: basiert auf einer Realisierung von Verlusten bei einem Konfidenzniveau von 99,9%

Die Ergebnisse können mittels einer Ampel anschaulich dargestellt werden:

	Probability	Result
Erwarteter Verlust < primäres Deckungspotential	unter 70%	überschritten
Risikopotential im negativen Belastungsfall < primäres bis tertiäres Risikodeck.pot.	95,00%	eingehalten
	98,40%	
Risikopotential im Maximalbelastungsfall < primäres bis quartäres Risikodeck.pot.	99,90%	eingehalten
	> 99,99%	

In dem vorliegenden Fall kann die Bank somit negative und maximale Belastungsfälle verkraften, während die Vorsorgen für die erwarteten Verluste unzureichend erscheinen.

### 13 Resume

Aufgrund der Grundvoraussetzung, dass ein Modell zur Bewertung von allen in Österreich tätigen Banken geschaffen werden sollte, mussten bei der Berechnung des ökonomischen Kapitals zahlreiche Annahmen getroffen werden.

Beim *Kreditrisiko* zeigt sich, dass das derzeit verfügbare Meldewesen (speziell im Bereich der Kredite unter der Großkreditevidenz-Meldegrenze von EUR 350.000) nur bedingt Rückschlüsse auf das tatsächlich vorhandene Risiko in diesem Bereich zulässt und Ratinginformationen im Bereich der Großkreditevidenz-Daten nur über eine kurze Historie verfügbar sind.

Ebenfalls soll die Integration des *Marktrisikos* im Rahmen des strukturellen Modells eine kohärente und umfassende Risikosicht ermöglichen und Aufschluss über Höhe und Anteil dieser Risikoquelle am Gesamtisiko geben. Über die quantitative Messung des *Marktrisikos* bestehen seit längerem bekannte und gängige Industriestandards, sodass die aufsichtliche Umsetzung des Konzepts aus theoretischer Sicht kaum Probleme bereitet. Allerdings ist der Aufsicht natürlich bewußt, dass aufgrund der derzeit bestehenden Meldelage der im strukturellen Modell errechnete VaR nur eine Approximation darstellen kann. Diese Annäherung scheint aber doch in einem so ausreichenden Maße realitätsnahe zu sein, dass sie für die aufsichtliche Risikobeurteilung herangezogen werden kann und daher ein durchaus taugliches Werkzeug im Rahmen der Gesamtisikoanalyse darstellt.

Bei der Messung des *operationalen Risikos* wurde auf die Schwachstellen des Heranziehens der Bruttoerträge als Indikator bereits im Detail eingegangen. Auch die Annahme, dass das Eigenmittelerfordernis nach den von Basel II vorgeschriebenen Methoden einem VaR auf einem gewissen Konfidenzniveau ent-

spricht, ist hinterfragenswert. Festzuhalten ist, dass zur korrekten Ermittlung des operationalen Risikos neue Datensätze zu operationalen Ereignissen durch die Aufsicht erforderlich sind, da ansonsten die notwendige Risikosensitivität nicht gegeben ist.

Für die *Aggregation* der Risiken wurde im ersten Ansatz ein pragmatischer und sinnvoller Weg gewählt, welcher in den kommenden Jahren sicher noch verfeinert werden wird. Hierbei wird es auch notwendig sein, den verstärkten Erfahrungsaustausch mit den Banken – welche derzeit oft vor ähnlichen Herausforderungen stehen – zu suchen.

Trotz dieser nicht optimalen Ausgangslage konnte ein Modell entwickelt werden, dem anhand von zahlreichen Plausibilitätsüberprüfungen und Expertengesprächen ein hoher Stellenwert in der Risikoanalyse von Banken attestiert werden kann. FMA und OeNB sind überzeugt, mit den vorliegenden Modellen die Möglichkeiten der österreichischen Bankenaufsicht auf eine moderne und zeitgemäße Ebene zu heben, welche weder einen europäischen noch einen internationalen Vergleich zu scheuen braucht.



A N H A N G

## **I 4 Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: Verwendete Datenquellen	16
Abbildung 2: Das ROC-Modell	21
Abbildung 3: Verlauf der PDs bei unterschiedlichen Ansätzen	25
Abbildung 4: Survival Curves im Cox-Modell	29
Abbildung 5: Zusammensetzung nach Risikoarten	43
Abbildung 6: Kreditverlustverteilung eines österreichischen Kreditinstituts	44
Abbildung 7: Ausfallswahrscheinlichkeiten der Branchengruppen	49
Abbildung 8: Abhängigkeit des Kredit-VaRs von der gewählten Bänderanzahl	53
Abbildung 9: Szenarioanalyse	57
Abbildung 10: VaR im Marktrisiko	61
Abbildung 11: Die Datenaufbereitung im Marktrisiko	63
Abbildung 12: Economic Capital vs. Deckungskapital	76

## I 5 Literaturverzeichnis

### Statistisches Modell

- Altman, E. I.**, Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, 1968.
- Barniv, R., A. Agarwal, and R. Leach**, Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three-State Classification Using Neural Networks, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 6, 1997.
- Boss, M.**, Ein makroökonomisches Kreditrisikomodell zur Durchführung von Krisentests für das österreichische Kreditportfolio, *Finanzmarktstabilitätsbericht* 4, 2002.
- Charitou, A., and C. Charalambous**, The Prediction of Earnings Using Financial Statement Information: Empirical Evidence with Logit Models and Artificial Neural Networks, *Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 5, 1996.
- Cox, D. R.**, Regression Models and life tables (with discussion), *Journal of Royal Statistical Society, Series B*.
- Cox, D. R., and D. Oakes**, *Analysis of Survival Data*, Chapman Hall, London, 1984.
- Davidson, R., and J. G. MacKinnon**, *Estimation and Inference in Econometrics*, Oxford, 1993.
- Engelmann, B., Hayden, E., and D. Tasche**, *Testing Rating Accuracy, Risk*, 2003.
- Henebry, K. L.**, Do Cash Flow Variables Improve the Predictive Accuracy of a Cox Proportional Hazards Model for Bank Failure?, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Vol. 36 (3), 1996.
- Hodrick, R., and C. Prescott**, Post-War U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation, *Journal of Money, Credit and Banking* 29, 1997.
- Hosmer, D., and S. Lemeshow**, *Applied Logistic Regression*, JohnWiley & Sons, 1989.
- Hosmer, D., and S. Lemeshow**, *Applied Survival Analysis*, JohnWiley & Sons, 1999.
- Kalirai, H., Scheicher, M.**, Makroökonomische Krisentests: Erste Ergebnisse für Österreich, *Finanzmarktstabilitätsbericht* 3, 2002.
- Lawless, J. F.**, *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*, John Wiley & Sons, New York, 1982.
- Maddala, G. S.**, *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, *Econometric Society Monographs*, Cambridge University Press, 1983.
- Turner, J.**, The Austrian Supervisory Risk Assessment System, Focus on Austria 1, Oesterreichische Nationalbank, 2000.
- Whalen, G.**, A Proportional Hazard Model of Bank Failure: An examination of its usefulness as an early warning tool, *Federal Reserve Bank of Cleveland, Economic Review*, 1st Quarter, 1991.

### Strukturelles Modell

- Bühler, W., Engel, C., Stahl, G.** Backtesting von Kreditrisikomodellen [Backtesting Credit Risk Models], in: Oehler, A. (Ed.), *Kreditrisikomanagement: Kernbereiche, Aufsicht und Entwicklungstendenzen*, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, 2002.
- Credit Suisse Financial Products, CreditRisk<sup>+</sup>**, A Credit Risk Management Framework, 1997.
- CreditMetrics<sup>TM</sup> Technical Document**, RiskMetrics Group, 1997.
- Culp, C.**, *The Risk Management Process: Business Strategy and Tactics*, John Wiley & Sons, 2001.
- Embrechts, P., Höing, A. and Juri, A.**, Using Copulae to bound the Value-at-Risk for functions of dependent risks, *Finance and Stochastics*, 2001.
- Esterella, A.**, Cost and benefits of mandatory subordinated debt regulation for banks, *Federal Reserve Bank of New York*, 2000.
- Evanoff, D. D., Wall, L. D.**, Measures of the riskiness of banking organizations: subordinated debt yields, risk-based capital, and examination ratings, *Journal of Banking and Finance*, 2002.
- Evanoff, D. D., Wall, L.D.**, Subordinated debt and prompt corrective regulatory action, *Federal Reserve Bank of Chicago*, 2003.

- Giese G.**, Enhancing CreditRisk<sup>+</sup>, Risk, Vol.16, No. 4, 2003.
- Gordy M.**, A Comparative Anatomy of Credit Risk Models, 1998.
- Gordy M.**, Saddlepoint Approximation of CreditRisk<sup>+</sup>, Journal of Banking and Finance, Vol. 26, No. 7, 2002.
- Gropp, R., Vesala, J., Vulpes, G.**, Equity and Bond Market Signals as Leading Indicators of Bank Fragility, ECB Working Paper Series, 150, 2002.
- Haaf H., Reiß O., Schoenmakers J.**, Weierstraß-Institut für Angewandte Analysis und Stochastik: Numerically Stable Computation of CreditRisk<sup>+</sup>, 2003.
- Hiwatashi, J.**, Solutions on measuring operational risk, Capital Market News, Federal Reserve Bank of Chicago, 2002.
- J. P. Morgan**, Risk Metrics TM, technical document, fourth edition, 1996.
- Kretschmer J.**, CreditRisk<sup>+</sup>, Ein portfolioorientiertes Kreditrisikomodel, aus Handbuch Kreditrisikomodelle und Kreditderivate, R. Eller, W. Gruber, M. Reif (Hrsg.), Schäffer-Poeschel Verlag, 1999.
- Kuritzkes, A., Schuermann, T., Weiner, S.**, Risk Measurement, Risk Management, and Capital Adequacy in Financial Conglomerates, Wharton Working Paper Series 03-02, 2002.
- Matten, C.**, Managing Bank Capital, Wiley & Sons, 2<sup>nd</sup> Edition, 2000.
- Nelsen, R.**, An Introduction to Copulas, Springer Verlag New York, 2002.
- Netter, J. M., Poulsen, A. B.**, Operational Risk in Financial Service Providers and the Proposed Basel Capital Accord: An Overview, University of Georgia, Working Paper, 2002.
- Schierenbeck, Henner**, Bd. 1: Grundlagen, Marktzinsmethode und Rentabilitäts-Controlling, Gabler Verlag, 2003.
- Schierenbeck, Henner**, Bd. 2: Risiko-Controlling und integrierte Rendite-/Risikosteuerung, Gabler Verlag, 2003.
- U.S. Shadow Regulatory Committee**, Reforming bank capital regulation, The AEI Press: Washington D. C. 2000.