

Eine neue Methode zur Risikoeinschätzung von Interbankenkrediten

Einleitung

Eine der wesentlichen Entwicklungen im Bankensektor während der letzten beiden Jahrzehnte war der Einsatz von komplexen und mächtigen Methoden des Risikomanagements. Die Ursache für diese Entwicklung ist unter anderem sicherlich darin zu suchen, dass die Banken seit den frühen Siebzigerjahren gezwungen waren, sich in einer wesentlich volatileren und dynamischeren Umgebung zurechtzufinden, als sie es aus der unmittelbaren Nachkriegsära gewohnt waren. In dieser Periode waren Währungsrisiken weitgehend bedeutungslos, die Fluktuation von Marktzinsen war äußerst gering, der Wettbewerb war durch Kartellpraktiken und Zinsregulierungen stark eingeschränkt, und der Wettbewerb durch Nichtbanken spielte keine Rolle. Nach dem Zusammenbruch des Bretton-Woods-Systems änderten sich diese Bedingungen dramatisch. Währungsrisiken spielten plötzlich eine Rolle, Zinsschwankungen nahmen Ausmaße an, die vorher unvorstellbar waren, die Aufhebung von Kapitalverkehrsbeschränkungen führte zu einer enormen Internationalisierung des Finanzsystems, und der Wettbewerb durch Nichtbanken nahm stark zu. Neue Technologien und Kommunikationstechniken machten Wettbewerbsbarrieren, die auf räumlicher Distanz und nationalen Grenzen beruhten, unbedeutend – es kam zu einer regelrechten Welle von Finanzinnovationen. In dieser Situation verstärkte sich auch der Druck auf die Banken von Seiten der Regulatoren, die sich angesichts der stetigen Ausweitung und Verfeinerung von Kapitaladäquanz-Vorschriften stark auf individuelle Risikomanagementmodelle verließen. In der Öffentlichkeit wurden diese regulatorischen Maßnahmen stets durch den Hinweis auf ihre Notwendigkeit zur Eindämmung von *systemischen Risiken* und zur Stärkung der *Stabilität des Finanzsystems* gerechtfertigt. Aber ist das Argument richtig, dass die Verbesserung von Risikomanagementmodellen und die Durchsetzung von Kapitaladäquanz-Richtlinien auf der Ebene von Einzelinstitutionen automatisch zu einer besseren Risikokontrolle auf der Ebene des Bankensystems führen?

Es gibt gute Gründe, dieses Argument in Zweifel zu ziehen. Diese liegen im Wesentlichen darin, dass die komplexen Kreditbeziehungen zwischen Banken, die durch das Liquiditätsmanagement und den Derivativhandel entstehen, auf der Ebene des Systems zu Risiken führen können, die auf der Ebene von Einzelinstitutionen nicht erfassbar sind. So ist z. B. das Gegenparteirisiko einer Bank auf der Ebene der Einzelinstitution schwer zu beurteilen, weil die gesamte Kette von Verpflichtungen und Gegenverpflichtungen nicht sichtbar wird. Es kann daher unbemerkt bleiben, dass eine einzelne Bank Teil einer Kaskade von wechselseitigen Verpflichtungen ist, in der die Risiken hoch korreliert sind. Ein weiteres Problem, auf das Hellwig (1997) hingewiesen hat, liegt in der Möglichkeit, dass ein komplexes Netzwerk von Interbankenbeziehungen zu komplizierten Fristentransformationen des Systems führt, sodass Zinsänderungsrisiken, denen das System ausgesetzt ist, auf Einzelbankebene nicht sichtbar

Helmut Elsinger,
Alfred Lehar,
Martin Summer¹⁾

1 Helmut Elsinger – Universität Wien; E-Mail: helmut.elsinger@univie.ac.at.

Alfred Lehar – Universität Wien; E-Mail: alfred.lehar@univie.ac.at.

Martin Summer – Oesterreichische Nationalbank; E-Mail: martin.summer@oenb.co.at (Ansprechpartner).

Die Autoren danken Ralf Dobringer, Gerhard Fiam, Bettina Kunz und Franz Partsch für die Zusammenstellung des Datensatzes und Andreas Worms, Christian Upper sowie den Teilnehmern des Workshops der Oesterreichischen Nationalbank mit der Deutschen Bundesbank für wertvolle Hinweise.

werden. Die Beurteilung des Risikos eines Bankensystems ist daher auf der Ebene von Einzelinstitutionen kaum zu leisten und macht eine Systembetrachtung erforderlich. Während einzelne Banken mit ihren Risikomanagementmethoden ihr Auslangen finden mögen, geht es für den Regulator, der an der Stabilität des gesamten Bankensystems interessiert ist, gerade und vornehmlich um eine Risikobeurteilung auf der Ebene des gesamten Bankensystems. Eine möglichst adäquate Beurteilung dieser Risiken ist aus dieser Sicht von höchster Bedeutung, da eine systemische Bankenkrise – eine Situation, in der die Finanzintermediation in hohem Ausmaß zusammenbricht – enorme volkswirtschaftliche Kosten verursacht.

Was bedeutet es aber genau, eine Risikobeurteilung auf Systemebene und nicht auf Einzelbankebene abzugeben, und wie kann so eine Beurteilung praktisch erfolgen? In einem Forschungsprojekt der Abteilung für volkswirtschaftliche Studien der Oesterreichischen Nationalbank (OeNB) in Zusammenarbeit mit dem BetriebsWirtschaftsZentrum der Universität Wien wird versucht, eine konkrete Antwort auf diese Frage zu finden.¹⁾ Unsere Fragen lauten: Wie kann – unter expliziter Berücksichtigung des Netzwerks wechselseitiger Kreditverpflichtungen – eine Beurteilung des Risikos von Interbankenkrediten auf Systemebene vorgenommen werden? Wie können bestehende Datenquellen, wie sie in Notenbanken üblicherweise vorhanden sind, optimal für diese Zwecke genutzt werden? Im Folgenden sollen die wesentlichen Resultate dieser Arbeit kurz dargestellt werden.

Das Modell im Überblick

Grundbestandteil unserer Methode ist ein Netzwerkmodell des Interbankenmarktes. Unter bestimmten Annahmen über die Auflösung von Insolvenzen erklärt das Modell für eine gegebene Struktur von Interbankenverpflichtungen und für eine gegebene Struktur der übrigen Aktiva und Passiva aus dem Bankgeschäft endogen die möglichen Zahlungsströme zwischen den Banken für verschiedene zukünftige Risikoszenarien. Risikoszenarien werden durch die systematische gemeinsame Analyse von Auswirkungen von Zinsänderungen, Wechselkurs- und Aktienkursschwankungen sowie Kreditausfällen auf das Bankgeschäft entworfen. Für jedes Szenario bestimmt das Netzwerkmodell eindeutig die möglichen Interbankenzahlungen. Aus diesem Ergebnis können dann Ausfallhäufigkeiten sowie die Höhe der Verluste abgelesen werden. Das Modell ist auch in der Lage, Insolvenzen, welche sich als direkte Konsequenz der Schocks ergeben, von solchen zu unterscheiden, die erst infolge der Insolvenz anderer Institutionen im System auftreten. Die relative Bedeutung von fundamentalen Insolvenzen gegenüber Insolvenzen durch Kettenreaktionen kann somit beurteilt werden. Wir nehmen eine Einschätzung des Risikos von Interbankenkrediten auf Grund dieser Analyse vor.

Als Datenquelle dienen uns Rohbilanzdaten aus dem Monatsausweis der OeNB sowie Daten aus der Großkreditevidenz der OeNB und des Krediterschutzverbands von 1870. Schließlich verwenden wir auch Marktdaten aus Datastream. Aus den Rohbilanzdaten schätzen wir bilaterale Interbankenpositionen ab und erhalten andere wichtige Informationen über das Aktiv- und

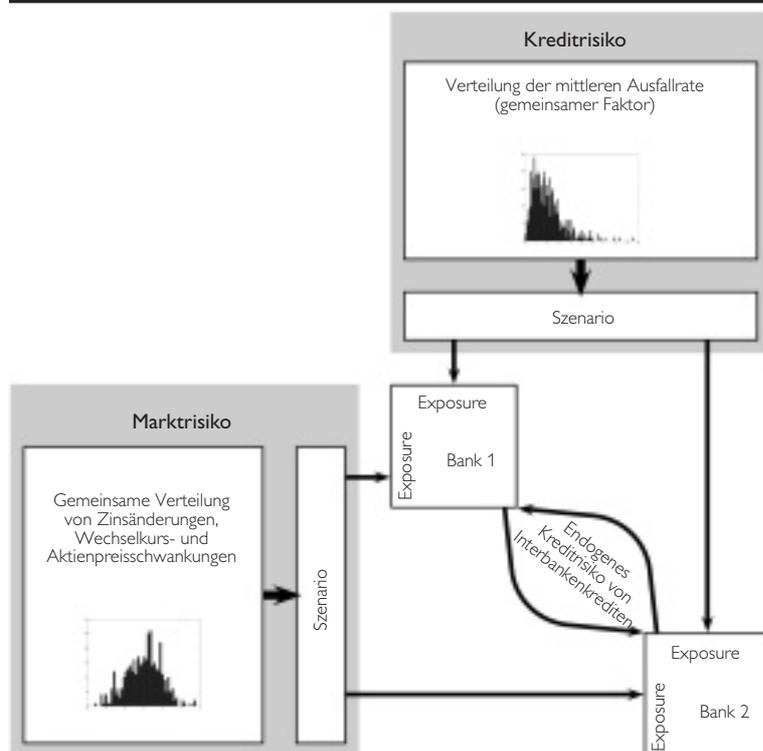
¹ Erste Resultate aus diesem Projekt finden sich in *Elsinger, Lehar und Summer (2002)*.

Passivgeschäft der einzelnen Institute. Die Marktdaten, die Daten aus der Großkreditevidenz und die Daten des Kreditschutzverbands von 1870 gehen in den Entwurf der Szenarien ein.

Die Modellrechnung wird für einen Querschnitt der österreichischen Kreditinstitute zum Beobachtungszeitpunkt September 2001 durchgeführt. Die Resultate aus dieser Rechnung zeigen, dass das österreichische Bankensystem sehr stabil ist und dass systemische Bankenrisiken äußerst unwahrscheinlich sind. Aus der Perspektive des Beobachtungszeitpunkts (September 2001) ist die Wahrscheinlichkeit, dass eine österreichische Bank insolvent wird, im Median kleiner als 1%. Nur ein sehr kleiner Prozentsatz aller Insolvenzen in der Modellrechnung kann als Insolvenz durch Kettenreaktionen bezeichnet werden. Die Häufigkeit von Kettenreaktionen ist klar mit der Stärke negativer Entwicklungen in den fundamentalen Risikofaktoren korreliert.

Einen Überblick über die grundsätzliche Struktur unseres Modells bietet Grafik 1.

Grafik 1



Die Grafik zeigt die Grundstruktur des Modells, Banken sind Schocks von Markt- und Kreditrisiken ausgesetzt. Das Risiko von Interbankenkrediten ergibt sich endogen durch das Netzwerkmodell.

Das Netzwerkmodell

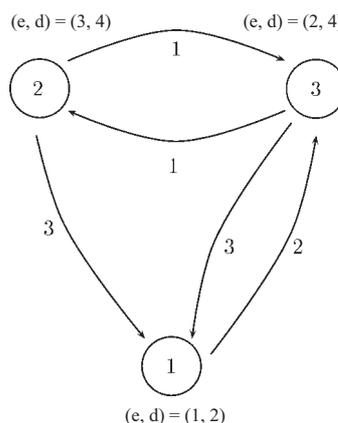
Das Netzwerkmodell, das wir zur Analyse der Interbankenbeziehungen heranziehen, wurde in der Literatur erstmals von Eisenberg und Noe (2001) eingeführt. Diese Autoren nehmen in ihrer Arbeit eine abstrakte, statische Analyse eines Clearingproblems vor. Für unsere Zwecke bauen wir dieses Modell für den Fall von Unsicherheit aus. Um die wesentlichen Ideen dieses Ansatzes zur Modellierung des Interbankennetzwerks zu illustrieren, wollen

wir uns ein stark vereinfachtes Beispiel ansehen. Hier besteht das Bankensystem aus drei Banken, deren Interbankenverpflichtungen bekannt seien. In diesem Fall könnte man sich die Forderungs- und Verbindlichkeitsstruktur als Matrix vorstellen. Sagen wir, diese Matrix sieht folgendermaßen aus:

$$L = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Die Zeilen dieser Matrix stellen die Verbindlichkeiten von Bank 1, Bank 2 und Bank 3 gegenüber den anderen Banken im System dar. So hat z. B. Bank 2 Verbindlichkeiten von 3 bei Bank 1 und Verbindlichkeiten von 1 bei Bank 3. Lesen wir die Matrix spaltenweise, so sehen wir die Forderungen, welche einzelne Banken gegen die anderen Banken im System haben. In der Diagonale stehen Nullen, da die Banken keine Verbindlichkeiten bei sich selbst haben. Die Gesamtverbindlichkeiten für jede Bank können wir durch eine Liste oder einen Vektor $d = (2, 4, 4)$ darstellen.

Grafik 2



Nehmen wir an, dass das Nettoeinkommen der Banken 1, 2 und 3, welches sich außerhalb des Interbankengeschäfts aus all ihren aktiv- und passivseitigen Geschäftsfeldern ergibt, durch den Einkommensstrom $e = (1, 3, 2)$ dargestellt werden kann. Wir können uns nun folgende Frage stellen: Sind die Banken in der Lage, alle ihre auf dem Interbankenmarkt eingegangenen Verpflichtungen zu erfüllen? Im konkreten Fall lautet die Antwort: Ja. Mit den gegebenen Einkommensströmen können alle Banken simultan ihre Zahlungsverpflichtungen erfüllen. Die Zahlungen, die zwischen den einzelnen Instituten stattfinden, sind schematisch in Grafik 2 dargestellt.

Nehmen wir an, dass Wechselkursschwankungen, Zinsänderungen oder Kreditausfälle die Positionen des Aktiv- und Passivgeschäfts, die nicht zum Interbankengeschäft gehören, in einer Weise verändern, sodass aus $e = (1, 3, 2)$ der neue Vektor $e = (1, 1, 1)$ wird. Sind die Banken in diesem Szenario in der Lage, ihre Verbindlichkeiten zu erfüllen? Die Antwort ist – im Gegensatz zu vorher – ein klares Nein!

Um sich das klar zu machen, ist es hilfreich, die Matrix L der Interbankenverbindlichkeiten so anzuschreiben, dass die einzelnen Einträge durch die Gesamtverbindlichkeiten normiert werden. Wir erhalten dadurch eine neue Matrix

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{3}{4} & 0 & \frac{1}{4} \\ \frac{3}{4} & \frac{1}{4} & 0 \end{pmatrix}$$

Angenommen, alle Banken würden ihre Verpflichtungen voll erfüllen, dann wäre der Nettowert aller Banken gegeben durch

$$\begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{4} & \frac{3}{4} \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} \\ 1 & \frac{1}{4} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Es ist zu beachten, dass wir für obige Rechnung, die normierte Verbindlichkeitsmatrix transponieren müssen, damit wir für jede Bank die Einnahmen aus dem Interbankengeschäft erhalten. Unter der Annahme, dass alle Banken ihre Zahlungsverpflichtungen voll erfüllen, hätte Bank 2 einen negativen Wert, sie wäre also insolvent. Nehmen wir also an, dass Bank 1 und Bank 2 proportional bedient werden und gleichzeitig ihre Versprechen voll erfüllen. Unter dieser Annahme erhalten wir

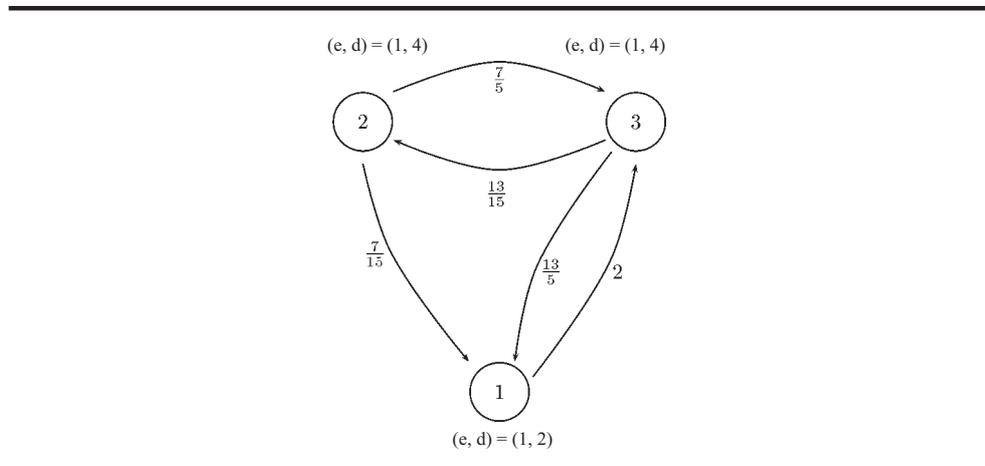
$$\begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{4} & \frac{3}{4} \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} \\ 1 & \frac{1}{4} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{7}{2} \\ -2 \\ -\frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

Wir sehen nun eine interessante Konsequenz aus der Insolvenz von Bank 2. Dieses Ereignis reduziert die Ansprüche von Bank 3 auf dem Interbankenmarkt so stark, dass sie nicht mehr in der Lage ist, ihre Zahlungsverpflichtungen einzuhalten. Sie wird ebenfalls insolvent. Die Insolvenz von Bank 2 induziert also durch eine *Kettenreaktion* die Insolvenz von Bank 3.

Eine wiederholte Anwendung der in diesem Beispiel beschriebenen Insolvenzauflösungsregel durch proportionale Bedienung der Gläubiger führt schließlich zu einem Zahlungsvektor zwischen den Banken, der alle Versprechungen konsistent macht. In unserem Fall lautet dieser Zahlungsstrom $p^* = (2.28, 15.52, 15)$. An diesem Vektor kann man unmittelbar ablesen, dass Bank 2 und Bank 3 insolvent sind und wie hoch deren Ausfälle sind. Das Verfahren zur Berechnung der Lösung hat darüber hinaus gezeigt, dass die Insolvenz von Bank 2 die Insolvenz von Bank 3 nach sich gezogen hat. Die konsistenten Zahlungsströme lassen sich ebenfalls in einer Grafik veranschaulichen (siehe dazu Grafik 3).

In der Arbeit von Eisenberg und Noe (2001) wurde bewiesen, dass sich dieses Beispiel verallgemeinern lässt. Insbesondere kann man zeigen, dass Vektoren, welche die wechselseitigen Versprechen konsistent machen, – so genannte „clearing payment“-Vektoren – stets existieren. Sie sind weiters unter sehr schwachen Regularitätsannahmen über das Netzwerk auch eindeutig. Der

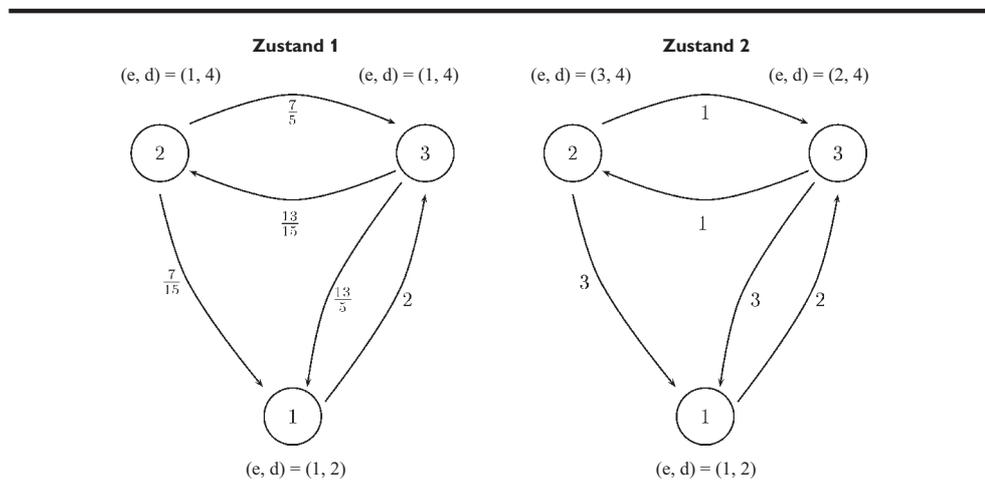
Grafik 3



im Beispiel verwendete Algorithmus, der diesen Vektor ausrechnet, konvergiert nach endlich vielen Schritten, und zwar nach maximal so vielen, wie es Banken im System gibt.

Diese Resultate erlauben es uns, eine *Szenarioanalyse* durchzuführen, da wir wissen, dass in jedem Szenario der Clearingvektor eindeutig festgelegt ist. Das legt folgende Vorgangsweise nahe: Zu einem gegebenen Beobachtungszeitpunkt werden die Rohbilanzdaten des Bankensystems erhoben, aus denen L und e ermittelt werden. Sodann werden für einen fiktiven Clearingzeitpunkt in der Zukunft – sagen wir in einem Jahr – Szenarien entworfen. Das Netzwerkmodell legt für jedes Szenario eindeutig die Zahlungsströme, und damit Ausfallhäufigkeiten, und die Höhe der Ausfälle sowie die Insolvenzen auf Grund von Kettenreaktionen fest. Durch die relativen Häufigkeiten der einzelnen Ereignisse über die unterschiedlichen Szenarien können dann Wahrscheinlichkeits-einschätzungen vorgenommen werden. Grafik 4 verdeutlicht diese Vorgangsweise anhand unseres vorangegangenen Beispiels.

Grafik 4



Die Schätzung der bilateralen Interbankenverbindlichkeiten

Die Rohbilanz der Banken aus dem Monatsausweis der OeNB weist Forderungen und Verbindlichkeiten gegenüber anderen Kreditinstituten gesondert aus. Diese Tatsache können wir uns bei der Analyse der Monatsausweisdaten zunutze machen. Allerdings gibt diese Information wenig Aufschluss über die Struktur der *bilateralen* Forderungen und Verbindlichkeiten. Die Regeln des Meldewesens fordern von den Banken, dass Forderungen und Verbindlichkeiten zwischen Kreditinstituten auch danach gegliedert werden, ob sie gegenüber Aktienbanken, Sparkassen, Landes-Hypothekenbanken, Raiffeisenkassen, Bausparkassen, Volksbanken, Sonderbanken, dem Ausland oder der OeNB gehalten werden. In den Sektoren mit einer Organisation, die eine oder zwei Ebenen von Spitzeninstituten vorsieht, also im Sparkassen-, Raiffeisen- und Volksbankensektor, haben die Banken darüber hinaus Forderungen und Verbindlichkeiten gegenüber dem Zentralinstitut zu melden. Da sehr viele Raiffeisenbanken, Sparkassen und Volksbanken ihre Interbankenverbindlichkeiten nahezu ausschließlich mit dem Zentralinstitut halten, können wir rund 80% der Einträge in der Matrix L aus den Daten rekonstruieren. Um die restlichen Eintragungen zu rekonstruieren, müssen wir anhand einer speziellen Methode vorgehen.

Das Problem kann man sich vielleicht wiederum am besten anhand unseres Beispiels vor Augen führen. Die Datenlage erlaubt es uns nicht, die gesamte Matrix L zu beobachten. Wir sehen aus den Daten Zeilensummen bzw. Spaltensummen für die einzelnen sektoralen Unterblöcke. Wir wissen, dass die Diagonale null sein muss. Wir kennen Einzeleinträge durch unsere Kenntnis der Positionen, die einzelne Institute beim Zentralinstitut halten. Da für viele Banken die Position beim Zentralinstitut ihre einzige Interbankenposition ist, ist mit der sektoralen Zeilen bzw. Spaltensumme gleichzeitig festgelegt, dass alle anderen Zeilen- bzw. Spalteneinträge null sein müssen. Auf unser Beispiel umgelegt, haben wir es mit einer Situation zu tun, in der wir anstelle der Matrix L folgende Beobachtung machen:

	1	2	3	
1	0	x	x	2
2	x	0	x	4
3	x	x	0	4
	6	1	3	10

Aus dieser Tabelle kennen wir Spalten- und Zeilensummen sowie die Diagonaleinträge. Über die anderen Einträge können wir zunächst nichts sagen.

Dieses Problem der Rekonstruktion von Tabellen ist ein Standardproblem der angewandten Mathematik und taucht in zahlreichen Kontexten auf. Der bekannteste Anwendungsfall aus der Ökonomie ist vielleicht die Input-Output-Rechnung. Hier geht es darum, aus der vergangenen Input-Output-Tabelle und den aktuellen aggregierten Informationen die neue Tabelle zu schätzen.

Das Verfahren, das wir in diesem Zusammenhang zur Anwendung bringen, heißt *Entropiemaximierung* und kann folgendermaßen beschrieben werden: Das

Verfahren versucht, die Masse aus den Zeilen- und Spaltensummen in einer solchen Weise auf die Zellen aufzuteilen, dass die Summenbedingungen eingehalten werden und dass größtmögliche Konsistenz mit der A-priori-Information über die unbekanntes Zelleinträge gewahrt wird. Die formalen Details sind in Elsinger, Lehar und Summer (2002) genauer beschrieben. Für den Zweck dieser Darstellung begnügen wir uns damit, anhand des Beispiels zu zeigen, wie dieses Verfahren die Matrix befüllt.

$$L = \begin{pmatrix} 0 & 0.443637 & 1.55456 \\ 2.55452 & 0 & 1.445441 \\ 3.44548 & 0.556363 & 0 \end{pmatrix}$$

Im Gegensatz zu unserem hier gewählten Illustrationsbeispiel sind die Daten, die wir aus dem Monatsausweis erhalten, nicht konsistent. Das ist auch nicht weiter verwunderlich, da auf Grund von Abgrenzungsproblemen bei der Meldung durch Irrtümer und auf Grund anderer Umstände die Bilanzidentitäten nicht *exakt* erfüllt sind. Zur Schätzung der Matrix ist natürlich eine exakte Einhaltung dieser Identitäten notwendig, da es keine Rolle spielen darf, in welcher Reihenfolge die Matrixeinträge summiert werden. Zurzeit experimentieren wir mit Hilfe verschiedener Methoden, mit diesen Diskrepanzen umzugehen. Für die vorliegende Rechnung haben wir in jedem Sektor eine artifizielle Bank eingeführt, die etwaige Diskrepanzen in den Bilanzidentitäten auffängt.

Die Erzeugung von Szenarien

Die Szenarien, die wir betrachten, werden durch die Exposition von unterschiedlichen Bilanzpositionen gegenüber Risikofaktoren erzeugt. In jedem Szenario haben Banken Gewinne bzw. Verluste aus Markt- und Kreditrisiken. Während Schocks auf alle Bilanzpositionen, die nicht dem Interbankengeschäft zuzurechnen sind, exogen erfolgen, ergibt sich das Interbankenkreditrisiko endogen durch das Netzwerkmodell. Tabelle 1 stellt die Bilanzpositionen dar und zeigt schematisch, welchen Risiken die einzelnen Positionen in unserer Analyse ausgesetzt sind.

Tabelle 1

Risiken nach Bilanzpositionen			
	Zinsen/Aktien	Kreditrisiko	Wechselkursrisiko
Aktiva			
Schuldtitle öffentlicher Stellen	Ja ¹⁾	Nein	Ja ¹⁾
Forderungen an Kreditinstitute	Ja ¹⁾	Endogen durch Netzwerkmodell	Ja ¹⁾
Forderungen an Kunden (Nichtbanken)	Ja ¹⁾	Kreditrisikomodell	Ja ¹⁾
Schuldverschreibungen	Ja ¹⁾	Nein ²⁾	Ja ¹⁾
Aktien	Ja ¹⁾	Nein	Ja ¹⁾
Sonstige Aktiva	Nein	Nein	Nein
Passiva			
Verbindlichkeiten gegenüber Kreditinstituten	Ja ¹⁾	Endogen durch Netzwerkmodell	Ja ¹⁾
Verbindlichkeiten gegenüber Kunden (Nichtbanken)	Ja ¹⁾	Nein	Ja ¹⁾
Verbriefte Verbindlichkeiten	Ja ¹⁾	Nein	Ja ¹⁾
Sonstige Passivposten	Nein	Nein	Nein

Um exogene Schocks zu modellieren, wählen wir einen klassischen Ansatz des Risikomanagements. Szenarioverluste oder Gewinne, die auf Marktrisiken zurückzuführen sind, werden mit Hilfe einer historischen Simulation durchgeführt, während Kreditverluste durch ein Kreditrisikomodell abgebildet sind. Bei der historischen Simulation werden vergangene Realisationen von Zinsen, Wechselkursen und Aktienkursen als empirische Verteilung aufgefasst, und aus dieser gemeinsamen Verteilung werden Marktszenarien gezogen. Die historische Simulation verlangt einige indirekte Überlegungen und die Anwendung einiger Approximationen, da nicht alle Informationen direkt aus den Monatsausweisdaten ablesbar sind. Dies betrifft etwa Abschätzungen von Änderungen in der Zinsstruktur. Genauere Details sind in Elsinger, Lehar und Summer (2002) ausführlich dargestellt.

Während wir für Marktrisiken direkt auf Datenzeitreihen aus Datastream zurückgreifen können, ist eine solche Vorgangsweise für Kreditausfälle nicht möglich. Wir versuchen daher, Kreditausfälle durch ein Standard-Kreditrisikomodell abzubilden. Wir verwenden für diesen Zweck CreditRisk+ (Credit Suisse, 1997), das wir allerdings dahingehend anpassen müssen, dass wir es nicht mit dem Kreditportfolio einer einzelnen Bank, sondern mit einem System von Kreditportfolios zu tun haben.

Was das Kreditrisikomodell – grob gesprochen – macht, ist Folgendes. Es berücksichtigt, dass alle Banken sowohl von aggregierten als auch von ideosynkratischen Schocks auf ihr Kreditportfolio betroffen sind. Das Kreditrisikomodell verlangt als Input für jede Bank die durchschnittliche Ausfallhäufigkeit ihres individuellen Kreditportfolios sowie die Standardabweichung dieser Häufigkeit. Mit diesen Parametern kann für jede Bank eine Kreditverlustverteilung berechnet werden, aus der dann die Kreditausfälle für jedes Szenario gezogen werden.

Diese Daten können natürlich nur näherungsweise abgeschätzt werden. Wir teilen zunächst den Gesamtbilanzposten Forderungen an Kunden (Nichtbanken) gemäß den Daten der Großkreditevidenz auf verschiedene in dieser Statistik ausgewiesene Industriezweige auf. Das residuale Kreditvolumen teilen wir einem generellen Posten zu. Da wir auch die Anzahl der Großkredite in den einzelnen Branchen wissen, kennen wir für die einzelnen Industriezweige die Anzahl der Kredite und deren durchschnittliches Volumen. Auf Grund der Daten des Kreditschutzverbands von 1870 können wir dann jedem dieser Kredite in den verschiedenen Branchen eine geschätzte Ausfallhäufigkeit und deren Standardabweichung zuordnen. Für den anderen Teil des Kreditvolumens, der sich nicht durch die Großkreditevidenzdaten zuordnen lässt, nehmen wir Näherungen aus Durchschnitten unserer vorhandenen Daten. Mit diesem Verfahren können wir die gewünschten Parameter für die einzelnen Kreditportfolios bilden und damit für jede Bank eine Kreditverlustverteilung ausrechnen. Aus dieser werden dann Kreditausfallszenarien gezogen. Die formalen Details dieses Verfahrens sind in Elsinger, Lehar und Summer (2002) dargelegt.

Die Kombination von historischer Simulation und Kreditrisikomodell ermöglicht es nun, Szenarien zu generieren. In jedem Szenario legt das Netzwerkmodell fest, was die Konsequenz der Schocks für die möglichen Zahlungen auf dem Interbankenmarkt ist.

Resultate für Österreich

Die folgenden Resultate stammen aus einer Modellrechnung für den Beobachtungszeitpunkt September 2001. Wir haben für diese Rechnung 10.000 Szenarien generiert. Auf Grund der Rechnung lässt sich Folgendes sagen:

Insolvenzhäufigkeiten

Tabelle 2 zeigt verschiedene Quantile der Insolvenzwahrscheinlichkeiten, die sich aus der Modellrechnung ergeben. Diese berechnet für jede der 908 Banken in unserem Datensatz die Insolvenzwahrscheinlichkeit über die 10.000 Simulationsszenarien. Im nächsten Schritt werden die Banken nach ihrer Ausfallwahrscheinlichkeit aufsteigend sortiert. Daraus berechnen wir die Kennzahlen, die in Tabelle 2 zu sehen sind. Nehmen wir z. B. die letzte Zeile, welche sich auf das gesamte Bankensystem bezieht: In der Spalte „10%-Quantil“ sehen wir, dass die „besten“ 10% der Banken eine Ausfallwahrscheinlichkeit von 0% haben. Sie werden also in keinem der 10.000 Szenarien insolvent. Die Spalte „Median“ zeigt, dass 50% der Banken in weniger als 0,73% der Szenarien insolvent werden. In der letzten Spalte – „90%-Quantil“ – sehen wir, dass nur 10% der Banken eine Konkurswahrscheinlichkeit von mehr als 5,52% haben. Diese Kennzahlen werden in Tabelle 2 auch für die einzelnen Sektoren ausgewiesen und sind in derselben Weise zu lesen. Man sieht, dass ein überwiegender Teil der Banken als sehr sicher eingeschätzt werden kann.

Tabelle 2

Insolvenzwahrscheinlichkeiten nach Sektoren

	10%-Quantil	Median	90%-Quantil
	in %		
Aktienbanken	0'00	0'06	2'39
Sparkassen	0'00	0'19	2'34
Landes-Hypothekenbanken	0'00	0'17	0'61
Raiffeisenbanken	0'09	0'98	6'33
Volksbanken	0'12	0'48	7'16
Bausparkassen	1'21	3'35	7'18
Sonderbanken	0'00	0'00	0'61
Gesamtes Bankensystem	0'00	0'73	5'52

Quelle: OeNB, eigene Berechnungen.

Höhe der Verluste

Bei der Einschätzung des Kreditrisikos ist natürlich nicht nur die Häufigkeit der Insolvenzen, sondern auch die Höhe der Verluste wichtig. Das Netzwerkmodell erlaubt eine endogene Bestimmung der Ausfallhöhe. Wir berechnen für jede Bank im Insolvenzfall den Anteil ihrer Verbindlichkeiten, der noch bedient werden kann. Über diese Anteile bilden wir für jede Bank einen Durchschnitt und sortieren die Resultate aufsteigend. Nehmen wir in Tabelle 3 z. B. wieder die letzte Zeile, welche das gesamte Bankensystem beschreibt: 10% der insolventen Banken fallen für ihre Gegenparteien vollständig aus. 50% der insolventen Banken können ihre Interbankenverbindlichkeiten durchschnittlich nur zu weniger als 53,31% erfüllen. Schließlich gibt es 10%, die im Insolvenzfall mehr als 90,8% ihrer Verbindlichkeiten erfüllen können. Tabelle 3 weist diese Rückzahlungsquoten („recovery rates“) auch nach Sektoren gegliedert aus.

Tabelle 3

Rückzahlungsquoten nach Sektoren

	10%-Quantil	Median	90%-Quantil
	in %		
Aktienbanken	0'00	57'80	92'30
Sparkassen	24'45	78'03	92'90
Landes-Hypothekenbanken	34'31	42'70	87'06
Raiffeisenbanken	0'00	51'42	90'35
Volksbanken	1'46	53'74	85'94
Bausparkassen	0'00	0'00	25'79
Sonderbanken	0'00	2'64	98'12
Gesamtes Bankensystem	0'00	53'31	90'80

Quelle: OeNB, eigene Berechnungen.

Systemische Stabilität

Ein Regulator, der das Risiko der Banken auf Systemebene einschätzen will, kann aus den Simulationsergebnissen einige interessante Dinge lernen. Bankinsolvenzen können als direkte Folge der Schocks auftreten (fundamentale Insolvenz), aber auch deshalb, weil andere Banken insolvent werden (Kettenreaktion). Der Algorithmus, mit dem wir den Clearingvektor berechnen, gibt uns diesbezüglich die Möglichkeit, beide Fälle auseinander zu halten.

Insolvenzen, die nicht als Folge einer Kettenreaktion auftreten, zeigen sich durch einen negativen Wert der Bank in der ersten Iteration des Verfahrens. Banken, deren Wert erst in weiteren Iterationsschritten negativ wird, werden insolvent als Folge der Insolvenz anderer Institutionen im System. Diese Fälle können als Insolvenzen auf Grund von Kettenreaktionen angesehen werden. Diese Risiken sind z. B. für eine Bankenaufsicht, welche auf Einzelinstitutionsebene agiert, nicht sichtbar.

Tabelle 4 zeigt die Resultate der Simulationsrechnung. Die Tabelle ist folgendermaßen zu lesen. Der Eintrag 0'075 in der Zeile „11–20“ und der Spalte „1–10“ zeigt z. B., dass die Wahrscheinlichkeit, dass zwischen 11 und

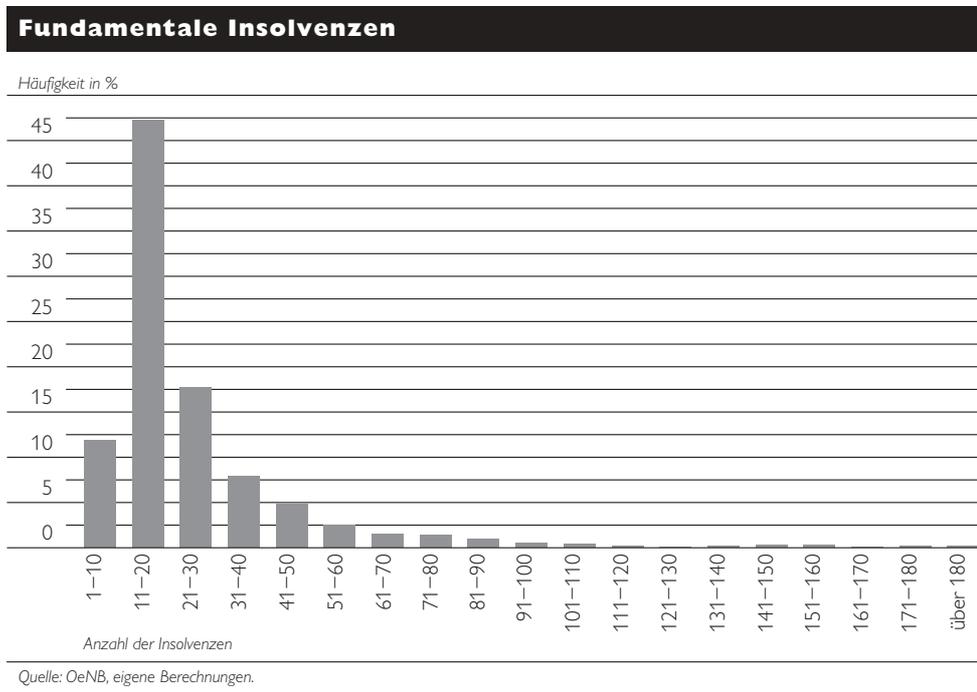
Tabelle 4

Fundamentale Insolvenzen und Insolvenzen durch Kettenreaktion

Anzahl der fundamentalen Insolvenzen	Insolvenzen durch Kettenreaktion				
	0	1–10	11–20	21–30	mehr als 31
	in %				
1–10	11'784	0'011	0'000	0'000	0'000
11–20	46'877	0'075	0'000	0'000	0'000
21–30	17'557	0'022	0'000	0'000	0'000
31–40	7'838	0'097	0'000	0'000	0'000
41–50	4'795	0'054	0'000	0'000	0'000
51–60	2'441	0'183	0'000	0'000	0'000
61–70	1'484	0'215	0'000	0'000	0'000
71–80	1'365	0'204	0'000	0'000	0'000
81–90	0'892	0'215	0'000	0'000	0'000
91–100	0'516	0'237	0'011	0'000	0'000
101–110	0'398	0'151	0'000	0'000	0'000
111–120	0'204	0'172	0'011	0'000	0'000
121–130	0'065	0'108	0'022	0'000	0'000
131–140	0'194	0'097	0'032	0'000	0'000
141–150	0'323	0'065	0'000	0'000	0'000
151–160	0'258	0'065	0'011	0'022	0'000
161–170	0'065	0'065	0'000	0'000	0'000
171–180	0'108	0'000	0'000	0'032	0'011
über 180	0'183	0'290	0'043	0'140	0'097
Summe	97'345	2'322	0'129	0'194	0'108

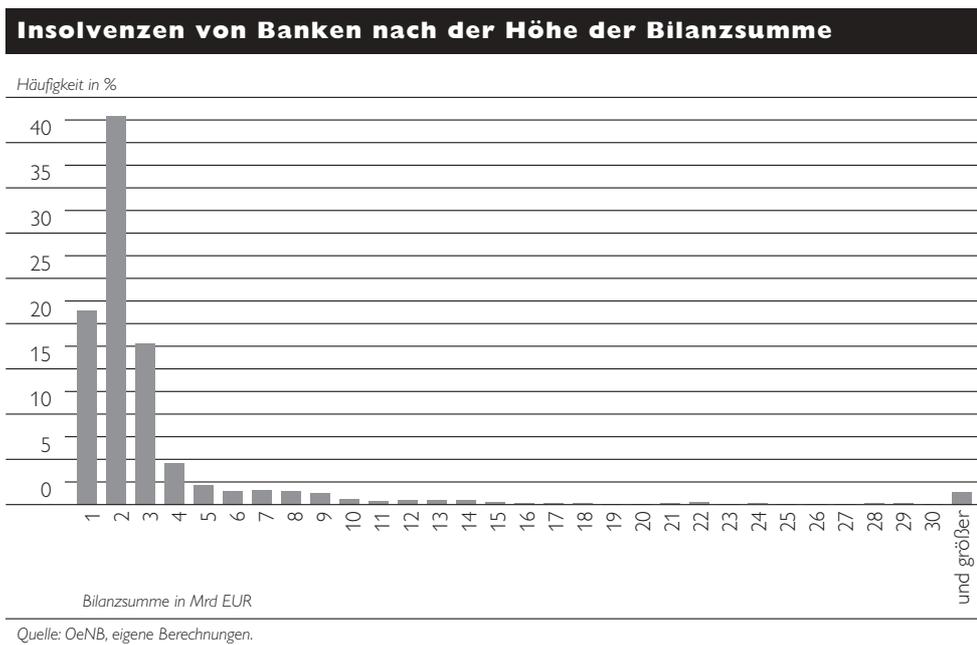
Quelle: OeNB, eigene Berechnungen.

Grafik 5



20 Banken als direkte Folge von Schocks insolvent werden und 1 bis 10 weitere Banken in die Insolvenz mitreißen, 0,075% beträgt. Aus der letzten Zeile der Tabelle geht hervor, dass der überwiegende Anteil der gesamten Insolvenzen, nämlich rund 97%, als fundamental klassifiziert werden kann, und nur ein sehr geringer Teil, nämlich rund 3%, der kettenreaktionsartigen Ausbreitung von Insolvenzen im System zugeschrieben werden kann.

Grafik 6



Die erste Spalte in Tabelle 4 – die Anzahl fundamentaler Insolvenzen – kann auch in einem Histogramm dargestellt werden (siehe dazu Grafik 5). Wenn man die Häufigkeit von Bankinsolvenzen über alle Szenarien betrachtet, sieht man, dass eine größere Bankenkrise sehr unwahrscheinlich ist.

Was Grafik 5 allerdings nicht zeigt, ist die Größe der insolventen Banken. Für ein Bankensystem kann eine Situation, in der wenige große Banken insolvent werden, viel bedrohlicher sein als Situationen, in denen viele kleine Banken in Schwierigkeiten geraten. Um diese Frage zu analysieren, berechnen wir abschließend die gesamten Bilanzsummen der insolventen Banken für jedes Szenario. Die Grafik 6 zeigt, dass die Bilanzsummen der insolventen Banken relativ gering sind und daher kleine Banken eine relativ höhere Wahrscheinlichkeit haben, insolvent zu werden.

Schlussfolgerungen

Wir haben eine neue Methode zur Einschätzung des Risikos von Interbankenkrediten vorgestellt und diese Methode auf einen österreichischen Datensatz angewendet. Die Innovation besteht einerseits darin, dass sie eine Risiko-beurteilung auf Systemebene anstatt auf Einzelinstitutionsebene vornimmt und andererseits aufzeigt, wie bestehende, in Notenbanken üblicherweise vorliegende Datenquellen zu diesem Zweck genutzt werden können. Wir sehen drei wesentliche Vorteile eines solchen Ansatzes:

Erstens macht die Systembetrachtung versteckte Expositionen gegenüber aggregierten Risiken sichtbar, die für eine Bankenaufsicht, die sich nur auf Einzelbankebene bewegt, unsichtbar bleiben müssen. Die Methode kann Risiken auf Grund von fundamentalen Schocks von Risiken, die sich aus der Gefahr von Kettenreaktionen ergeben, unterscheiden. Zweitens kann unsere Betrachtungsweise dazu beitragen, die zur Zeit sehr auf die Verfeinerung von Kapitaladäquanz-Richtlinien fixierte Regulierungsdebatte mehr auf die fundamentale Frage zu richten, wie es um die gesamtökonomische Risikoallokation bestellt ist und welchen Anteil des aggregierten Risikos das Bankensystem eigentlich trägt. In dieser Diskussion könnte unser Modell eine nützliche Rolle dahingehend spielen, dass sich in ihm leicht eine Vielzahl von Wenn-dann-Fragen analysieren lässt. Schließlich ist das Modell so angelegt, dass es versucht, so weit wie möglich auf bereits existierende Datenquellen zurückzugreifen. Auch wenn diese Daten nicht ideal sein mögen, so hoffen wir doch, dass unsere Arbeit zeigt, dass wir vor der Aufgabe einer Risikobeurteilung auf Systemebene nicht resignieren müssen. Im Zuge der Erfahrungen, die wir in diesem Prozess gewinnen werden, schärft sich möglicherweise auch der Blick dafür, was die wirklich essenziellen Informationen sind, die zur Beurteilung der Stabilität des Bankensystems erforderlich sind.

Wir hoffen, dass sich diese Ideen für Regulatoren und Zentralbanken als nützlich erweisen werden, indem sie einen praktikablen Weg aufzeigen, bestehende Datenquellen für die Analyse von systemischen Risiken einzusetzen. Wir hoffen aber auch, dass diese Ideen einen nützlichen Beitrag zur akademischen Debatte über den Systemzugang zur Bankenaufsicht leisten können.

Literaturverzeichnis

- Credit Suisse (1997).** CreditRisk+: A Credit Risk Management Framework. Credit Suisse Financial Products.
- Elsinger, H., Lehar, A. und Summer, M. (2002).** The Risk of Interbank Credits: A New Approach to the Assessment of Systemic Risk. Working Paper (in Vorbereitung).
- Eisenberg, L. und Noe, T. (2001).** Systemic Risk in Financial Systems. In: Management Science, 47, 236–249.
- Hellwig, M. (1997).** Systemische Risiken im Finanzsektor. In: Duwendag, D. (Hrsg.), Finanzmärkte im Spannungsfeld von Globalisierung, Regulierung und Geldpolitik. Duncker & Humblot, Berlin.