

Systemrelevante Konten, Netzwerk- topologie und Dominoeffekt in ARTIS¹

Michael Boss,
Gerald Krenn,
Valentina Metz,
Claus Puhr,
Stefan W. Schmitz²

In dieser Studie wird die Relevanz der Netzwerktopologie für die Stabilität von Zahlungssystemen bei Betriebsstörungen untersucht. Die Analyse beruht auf einer großen Anzahl von Simulationen des österreichischen Großbetragszahlungssystems ARTIS, in denen der Contagion-Effekt (Dominoeffekt) von Betriebsstörungen bei ARTIS-Teilnehmern quantifiziert wird. Dabei zeigt sich, dass nur wenige Konten systemrelevant sind. Des Weiteren wird festgestellt, dass Netzwerkindikatoren auf Ebene der Knoten einen gewissen Beitrag zur Erklärung des Contagion-Effekts leisten können. Dieser Erklärungsgehalt ist größer bei der Analyse des Dominoeffekts anhand der Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen als anhand des Werts der nicht abgewickelten Transaktionen. Allerdings ist er geringer als bei den traditionelleren Kennzahlen für die Knotenaktivität (Wert und Anzahl der Transaktionen). Nach dem aktuellen Stand unserer Forschungsarbeiten sind Netzwerkindikatoren auf Netzwerkebene von beschränktem Nutzen für Stabilitätsanalysen.

1 Einleitung

Neuere Arbeiten über die Stabilität von Bankensystemen weisen auf eine systematische Beziehung zwischen Netzwerktopologie, Systemstabilität und Dominoeffekten hin (Boss et al., 2004). Ebenso äußerten Soramäki et al. (2007) die Vermutung, dass die Netzwerktopologie für Stabilitätsmerkmale von Zahlungssystemen relevant sein könnte. In bisherigen Forschungsarbeiten (Schmitz und Puhr, 2007) stellten wir große Schwankungen des Dominoeffekts über Tage, Banken sowie Szenarien fest. In dieser Studie wird nun untersucht, ob die Position des betroffenen Kontos innerhalb des Netzwerks das Ausmaß des von ihm ausgelösten Dominoeffekts erklärt und ob die Schwankungen des Dominoeffekts auf Veränderungen der Netzwerktopologie – beides auf Tagesbasis – zurückzuführen sind.

Die Gründe für die Untersuchung der Netzwerktopologie im Zusammenhang mit der Netzwerkstabilität werden in Kapitel 2 kurz erläutert. In Kapitel 3 werden Daten zur Netzwerktopo-

logie des österreichischen Großbetragszahlungssystems ARTIS vorgelegt und mit den entsprechenden Ergebnissen für das US-amerikanische Großbetragszahlungssystem FedWire sowie den österreichischen Interbankenmarkt verglichen. Nach einer Einführung zu den Simulationen werden in Kapitel 4 die folgenden Fragen auf der Grundlage der Ergebnisse erörtert: Welche Konten lösen in welchem Ausmaß einen Dominoeffekt im System aus? Wie viele Konten sind systemrelevant? In Kapitel 5 wird Folgendes angesprochen: Stehen Netzwerkindikatoren auf Netzwerkebene am Tag einer Betriebsstörung im Zusammenhang mit den Dominoeffekten in den Simulationen? Besteht darüber hinaus eine Beziehung zwischen Netzwerkindikatoren auf Ebene der Knoten für den betroffenen ARTIS-Teilnehmer am Tag der Betriebsstörung und den Dominoeffekten in den Simulationen? Abschließend werden die Ergebnisse in Kapitel 6 zusammengefasst.

¹ Übersetzung aus dem Englischen.

² Oesterreichische Nationalbank, Abteilung für Finanzmarktanalyse; michael.boss@oebn.at, gerald.krenn@oebn.at, valentina.metz@oebn.at, claus.puhr@oebn.at, stefan.schmitz@oebn.at. Die in diesem Beitrag vertretenen Ansichten geben die Meinung der Autoren und nicht notwendigerweise jene der OeNB und des Eurosystems wider. Die Autoren danken Alfred Muigg und Wolfgang Draxler (beide OeNB) für die Bereitstellung von Daten und wertvollen Informationen.

Wissenschaftliche
Begutachtung:
Harry Leinonen,
Bank of Finland

2 Grundlagen der Netzwerktopologie und -stabilität

Viele reale Netzwerke (z. B. Internet, World Wide Web, Großbetragszahlungssysteme wie FedWire in den USA und BOJ-NET in Japan, der österreichische Interbankenmarkt) sind skalenfreie Netze. Ihre Gradverteilung folgt einem Potenzgesetz $P(k) \sim k^{-\gamma}$, d. h. die Wahrscheinlichkeit, dass ein Knoten k Grade aufweist, beträgt $k^{-\gamma}$. Einige wenige Knoten weisen eine große Anzahl von Verbindungen auf, während die meisten Knoten nur wenige Links haben. Die Merkmale skalenfreier Netze sind unabhängig von der Anzahl der Knoten und Verbindungen. Sie sind robust bei einem zufälligen Ausfall von Knoten, brechen aber bei gezielten Angriffen rasch zusammen, wenn die Knoten mit dem höchsten Verlinkungsgrad schrittweise ausgeschaltet werden. Zufallsnetzwerke, die eine eigene Klasse von Netzwerken bilden, weisen eine homogene Netzwerkstruktur auf, d. h. alle Knoten haben eine ähnliche Anzahl von Verbindungen. Im Vergleich zu skalenfreien Netzen sind sie weniger robust bei einem zufälligen Ausfall von Knoten, aber stabiler bei gezielten Angriffen.

Albert et al. (1999, 2000) untersuchen die Robustheit des World Wide Web (eines Teils des WWW mit 325.729 Knoten und einem durchschnittlichen Grad von $k=3,93$) und des Internet (auf domänenübergreifender Ebene mit 6.209 Knoten und $k=4,59$). Dabei entfernen sie schrittweise einen Teil der Knoten und Verbindungen aus dem Netz. Durch das Ausschalten von Knoten werden alle Verbindungen von und zu den ausgefallenen Knoten abgebrochen, so dass die Konnektivität des Netzes abnimmt. Somit stehen einige der kürzesten Pfade zwischen Knoten nicht mehr zur Verfügung, und einige Knotencluster, die zuvor an das übrige

Netz angebunden waren, werden abgetrennt. Beim zufälligen Ausfall von Knoten wird eine Störung simuliert, indem eine Zufallsstichprobe von Knoten entfernt wird, während zur Abbildung gezielter Angriffe die Knoten mit dem höchsten Verlinkungsgrad ausgeschaltet werden. Albert et al. (1999, 2000) stellen fest, dass sich die größten Cluster von Knoten im WWW und im Internet bei einem zufälligen Ausfall von Knoten sehr langsam verkleinern, aber bei gezielten Angriffen rasch schrumpfen. Im ersten Fall brechen die Netze auseinander, sobald rund 60% (WWW) bzw. 80% (Internet) aller Knoten entfernt wurden. In letzterem Fall brechen die Netze nach Ausfall von nur etwa 0,07% (WWW) bzw. 0,03% (Internet) aller Knoten zusammen. Die Autoren erklären die Ergebnisse für die Robustheit durch die skalenfreie Natur der Netze, da die meisten Knoten wenige Verbindungen aufweisen. Folglich ist es wahrscheinlich, dass ein zufälliger Ausfall Knoten mit wenigen Verbindungen trifft und somit nur sehr geringe Auswirkungen auf die Konnektivität des gesamten Netzes hat. In der Heterogenität der Knoten und ihrer Verteilung liegt auch der Grund für die geringe Robustheit der Netze gegen ein gezieltes Ausschalten von Knoten. Schon nach ein paar Runden von Abschaltungen sind die am stärksten verlinkten Knoten, welche Cluster von Knoten mit wenigen Verbindungen verknüpfen, verschwunden, und das Netz zerfällt.

Wie relevant sind diese Ergebnisse für die Untersuchung der Stabilität von Großbetragszahlungssystemen in Bezug auf Betriebsstörungen bei einzelnen Teilnehmern?

In Albert et al. (1999, 2000) wird die Netzwerkstabilität über die Konnektivität der verbleibenden Knoten definiert und anhand des Umfangs des

Tabelle 1

Indikatoren für die Netzwerktopologie (Netzwerkebene) der Systeme ARTIS (16. November 2005 bis 16. November 2007) und FedWire (Q1/2004) (Tagesdurchschnitte; Netzwerkdefinition: GSCC)

	FedWire		ARTIS			
	Mittelwert	Mittelwert	Median	Minimalwert	Maximalwert	Standardabweichungen
Zahlungen						
Anzahl der Transaktionen pro Tag	436.000	15.380	15.436	9.786	25.000	2.019
Wert pro Tag (in Mrd EUR)	1.068	48,5	46,9	22,6	84,9	10,6
Durchschnittlicher Wert pro Transaktion (in Mio EUR)	2,55	3,2	3	1,9	5,9	0,7
Konnektivitätsmaße						
Konnektivität (in %)	0,3	7,9	7,9	5,9	9,9	0,8
Distanzmaße						
Durchschnittliche Pfadlänge	2,6	2,4	2,4	2,2	2,6	0,08
Durchmesser	6,6	4,4	4	4	5	0,5
Sonstige Kennzahlen						
Clustering (%)	53	58,3	58,3	51	63,7	2,3
Durchschnittlicher Grad	15,2	15,6	15,5	14,2	17,8	0,6
Betweenness Centrality (%)	–	0,8	0,8	0,6	0,9	0,1
Dissimilaritätsindex	–	0,47	0,47	0,39	0,6	0,03

Quelle: Eigene Berechnungen (ARTIS), Soramäki et al. (2006; FedWire).

Anmerkung: Für FedWire wurden die Angaben über den Wert und den durchschnittlichen Wert pro Transaktion mit dem USD/EUR-Wechselkurs 1,21730 vom 31. März 2004 in Euro umgerechnet.

größten Clusters sowie der durchschnittlichen Pfadlänge im Netzwerk gemessen. Da ARTIS von seinem physischen Aufbau her ein komplettes Netzwerk ist (die Teilnehmer können ihre Transaktionen über direkte Verbindungen abwickeln und müssen nicht über zentrale Knotenpunkte, so genannte Hubs, gehen), stellt die Konnektivität keine sachdienliche Kennzahl für die Stabilität dar. Das Problem der Stabilität besteht ja nicht darin, dass die Bank A aufgrund einer unterbrochenen Verbindung keine Zahlung an Bank C leisten kann, sondern dass die Bank A nicht über ausreichend Liquidität verfügt. Da die Konnektivität mit den Liquiditätsflüssen im System zusammenhängt und die Liquiditätsflüsse über Hubs größer sind als über Knoten an der Peripherie, spielt sie allerdings eine indirekte Rolle bei der Analyse der

Stabilität. Deshalb konzentrieren wir uns bei der Messung des durch Störungen verursachten Dominoeffekts auf die Auswirkungen der Störungen auf die Liquiditätsflüsse (d. h. Anzahl der Konten mit nicht abgewickelten Transaktionen und Wert der nicht abgewickelten Transaktionen) anstatt auf den Zerfall des Netzwerks.

3 Die Netzwerktopologie von ARTIS

Die Definition des zu untersuchenden Netzwerks ist in der empirischen Netzwerkanalyse nicht trivial. Bei der Analyse der Topologie konzentrieren wir uns auf die größte starke Zusammenhangskomponente (Giant Strongly Connected Component, GSCC) von ARTIS.³ Die GSCC ist die größte Komponente des Netzwerks, in der alle Knoten über gerichtete Pfade mitein-

³ Mathematische Definitionen der Netzwerkindikatoren finden sich im Anhang von Schmitz und Puhr (2007) sowie bei Zhou (2003). In Schmitz und Puhr (2007) sind auch vergleichbare Daten zum Netzwerk aller aktiven Konten enthalten. Eine Beschreibung des österreichischen Bankwesens findet sich in OeNB und FMA (2004, S. 50–55).

ander verbunden sind (d. h. kein Knoten oder Link wird mehr als einmal passiert). Diese Definition des Netzwerks wurde aus zwei Gründen gewählt: Erstens umfasst ARTIS eine relativ große Anzahl von Konten, die für die Finanzmarktstabilität irrelevant sind (z. B. kleine karitative Einrichtungen und Verrechnungskonten der GELDSERVICE AUSTRIA Logistik für Wertgestionierung und Transportkoordination G.m.b.H. (GSA), der Bargeldlogistiktochter der OeNB) und die an den meisten Tagen der Stichprobe nicht aktiv sind. Zweitens soll sichergestellt werden, dass unsere Daten mit denjenigen der GSCC von FedWire aus Soramäki et al. (2006) vergleichbar sind.

In ARTIS werden pro Tag im Durchschnitt 15.380 Transaktionen im Gesamtwert von 48,5 Mrd EUR verarbeitet, wobei der durchschnittliche Wert einer Transaktion bei 3,2 Mio EUR liegt. Die Größe des Netzwerks wird über die Anzahl der Knoten n definiert. Im Untersuchungszeitraum umfasst die GSCC durchschnittlich 133,2 Konten, wovon 63 an allen Tagen in der GSCC aufscheinen. Die aktiven Knoten sind im Durchschnitt über 1.376,1 gerichtete Links (m) miteinander verbunden.⁴ Die Konnektivität p des Netzwerks wird durch die Anzahl der tatsächlich vorhandenen im Verhältnis zur Anzahl der möglichen gerichteten Verbindungen erfasst. Im Durchschnitt beträgt die Konnektivität p 7,9%.

Ein Indikator für die Entfernung zwischen den Knoten ist die geringste mögliche Anzahl von Links, über welche die Knoten in der GSCC miteinan-

der verbunden sind. Dies wird als die kürzeste Pfadlänge bezeichnet. Wir berechnen die durchschnittliche kürzeste Pfadlänge für jeden Ursprungsknoten, indem wir den Durchschnitt für alle Zielknoten und dann für alle Ursprungsknoten bilden, um so die durchschnittliche Pfadlänge l des gesamten Netzwerks zu erhalten. Auf Tagesbasis liegt dieser Wert bei 2,4, d. h. jeder Zielknoten des Netzes kann von jedem Ursprungsknoten des Netzes im Durchschnitt über etwas mehr als zwei Verbindungen erreicht werden. Das Netzwerk ist also kompakt, wobei beinahe alle aktiven Knoten mit den größten Banken verbunden sind. Angesichts der niedrigen Standardabweichung ist diese Netzwerkstruktur im Tagesdurchschnitt recht stabil. Die maximale Pfadlänge zwischen den Knoten ist als Durchmesser D definiert. Er wird durch Maximierung über maximale Pfadlängen berechnet, was der Auswahl eines Ursprungsknotens am äußersten Rand des Netzwerks und Ermittlung der niedrigsten möglichen Anzahl von Verbindungen zum am weitesten entfernten Zielknoten entspricht. Damit erhalten wir einen Wert von 4,4 Verbindungen.

Wie gut sind die Knoten im Netzwerk miteinander verbunden? Dies wird durch den durchschnittlichen Grad k des Netzwerks dargestellt, der durch die Ermittlung der Summe aller von jedem Knoten ausgehenden (ungerichteten) Verbindungen und anschließende Bestimmung des Durchschnitts für alle Knoten berechnet wird.⁵ Im Tagesdurchschnitt liegt der Wert für k im ARTIS-System bei 15,6. Bei Auswahl eines Knoten in der GSCC an

⁴ Im Durchschnitt waren in ARTIS jeden Tag 209,8 Knoten aktiv, die über 1.637,5 gerichtete Links miteinander verbunden waren.

⁵ Der Ausgangsgrad bezieht sich auf die Anzahl der von einem Knoten ausgehenden Verbindungen, während der Eingangsgrad auf der Anzahl der an einem Knoten endenden Verbindungen beruht. Im ganzen Netzwerk sind der durchschnittliche Ausgangsgrad und Eingangsgrad gleich m bzw. n .

einem beliebigen Tag des Untersuchungszeitraums kann also angenommen werden, dass 15,6 Verbindungen von diesem Knoten ausgehen (oder bei ihm enden). Die aktivsten Knoten sind allerdings Ursprung und Ziel von einer viel größeren Anzahl von Verbindungen. Der maximale Ausgangsgrad beträgt im Tagesdurchschnitt 76, so dass der aktivste Knoten an jedem Tag rund fünfmal so viele abgehende Verbindungen aufweist wie ein durchschnittlicher Knoten. Der maximale Eingangsgrad (90) liegt ebenfalls weit über dem Durchschnitt. Der Clustering-Koeffizient liefert ein Maß für die durchschnittliche Konnektivität der Nachbarn aller Knoten in der GSCC. Im Durchschnitt sind rund 58 % der Nachbarn jedes Knoten ebenfalls miteinander verbunden. Die Betweenness Centrality gibt an, wie viele der kürzesten Pfade durch die GSCC einen durchschnittlichen Knoten passieren. Mit einem Wert von 0,8 % ist sie ziemlich niedrig, was auf die zentrale Position einiger weniger Knoten mit einer hohen Betweenness Centrality und eine große Anzahl von Knoten mit geringen Werten zurückzuführen ist. Mit dem Dissimilaritätsindex wird die relative Sicht des Netzwerks von zwei beliebigen benachbarten Knoten erfasst. Wenn das Netzwerk von den jeweiligen Knotenpaaren aus sehr ähnlich aussieht, liegt der Dissimilaritätsindex nahe bei null. In der GSCC beträgt er 0,47, was bedeutet, dass sich das Bild der GSCC von zwei beliebigen benachbarten Knoten aus erheblich unterscheidet. Viele Knoten sind miteinander verbunden, obwohl sie ansonsten nicht viele Netzwerkmerkmale gemein haben. Wir deuten das als weiteren Beleg dafür, dass viele Knoten mit den größten

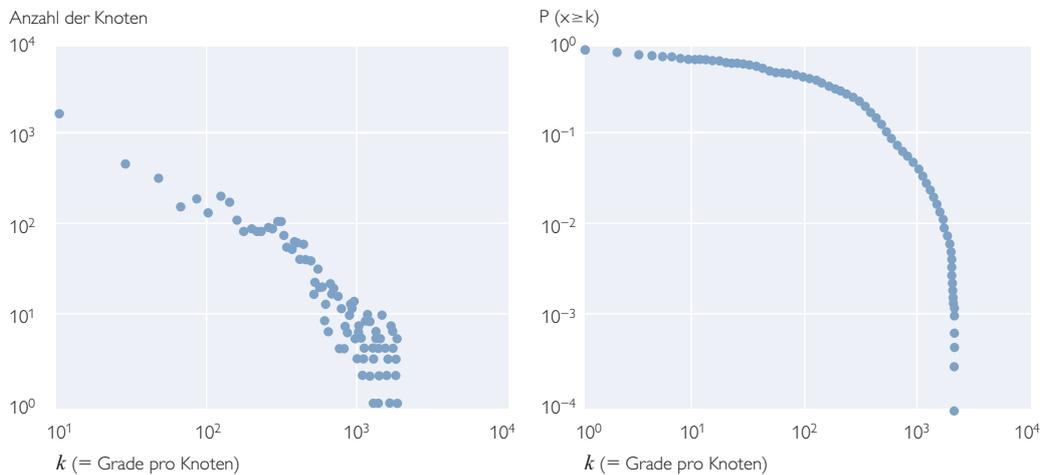
Knoten im Zentrum des Netzes verbunden sind.

Wie stellen sich diese Werte im Vergleich zu den Ergebnissen für FedWire dar? Zunächst ist zu beachten, dass sich die Daten für FedWire auf das erste Quartal 2004 beziehen. Der Wert und die Anzahl der Transaktionen in FedWire sind seither sicher gestiegen. Die Gegenüberstellung eines kleinen und eines großen Netzes kann aber interessante Erkenntnisse über die Struktur von Zahlungssystemen liefern. Die durchschnittliche Anzahl der Knoten in der GSCC von FedWire ($n = 5.086$) ist etwa 38 Mal so hoch wie in ARTIS, so dass die Anzahl der möglichen gerichteten Verbindungen in FedWire 1.469 Mal höher als in ARTIS ist. Die durchschnittliche Anzahl gerichteter Verbindungen ($m = 76.614$) ist jedoch lediglich rund 55 Mal so hoch wie in ARTIS, so dass die Konnektivität in FedWire um einen Faktor von etwa 26 niedriger sein sollte (1.469 gegenüber 55). Das Verhältnis zwischen der Konnektivität p in ARTIS (7,9 %) und in FedWire (0,3 %) ist auch tatsächlich 26:1. Auf der Grundlage dieser Beobachtung kann man vermuten, dass die Anzahl der möglichen gerichteten Verbindungen in Zahlungssystemen exponentiell, die Anzahl der tatsächlichen gerichteten Verbindungen aber nur proportional zunimmt. Die Distanzmaße (durchschnittliche Pfadlänge von 2,6 bzw. 2,4 und Durchmesser von 6,6 bzw. 4,4) scheinen allerdings wie in anderen Kleine-Welt-Netzwerken ziemlich unabhängig von der Größe zu sein.⁶ Dieses Ergebnis wird durch die hohen Clustering-Koeffizienten in beiden Netzen bestätigt (im Durchschnitt sind 53 % bzw. 58 % der direkten Nachbarn jedes Knoten auch miteinander

⁶ In einem Kleine-Welt-Netzwerk können die meisten Knoten voneinander über eine kleine Anzahl von Knoten oder Schritten erreicht werden, obwohl ihre Konnektivität niedrig ist und die meisten Knoten nicht benachbart sind.

Grafik 1

Histogramm und (umgekehrte) kumulative Verteilungsfunktion (auf logarithmischen Skalen) für die Gradverteilung im monatlichen Netzwerk von ARTIS (GSCC)



Quelle: OeNB.

verbunden). Des Weiteren weisen beide Netze einen sehr ähnlichen durchschnittlichen Grad auf (15,6 gegenüber 15,2).

Vergleiche von Netzwerken stützen sich häufig auf die Gradverteilung. In skalenfreien Netzen entspricht sie einer Yule-Simon-Verteilung (oder einem Potenzgesetz) $P(x) \sim k^{-\gamma}$ für Gradwerte über einer gewissen Schwelle. Von vielen realen Netzen heißt es, dass sie einem Potenzgesetz folgen. Der erste Hinweis auf das Vorliegen des Potenzgesetzes ist, dass das Histogramm der Gradverteilung (auf logarithmischen Skalen) eine Gerade mit der Neigung $-\gamma$ zeigt, wobei in vielen realen Netzen $-2 > -\gamma > -3$ gilt. Der Koeffizient γ wird mit einem Maximum-Likelihood-Schätzer ermittelt (z. B. Newman, 2005). Der entsprechende Wert für FedWire liegt laut Soramäki et al. (2005) bei 2,11 für $k > 10$, und beträgt nach Inaoka et al. (2002) in BOJ-NET 2,3 für $k > 20$. Für den österreichischen Interbanken-

markt geben Boss et al. (2004) γ getrennt für den Eingangsgrad mit 1,7, den Ausgangsgrad mit 3,1 und die Gradverteilung mit 2,0 für $k > 40$ an. Für unser monatliches Netzwerk⁷ (Gradbereich von 1 bis 1.925 für die Knoten in der GSCC über einen Zeitraum von 20 Tagen) scheint das Histogramm auf eine Potenzgesetzverteilung mit $\hat{\gamma}_{ML} = 1,4$ für $k > 10$ hinzuweisen (siehe linke Darstellung in Grafik 1). Nach Newman (2003) muss die grafische Darstellung der kumulativen Verteilungsfunktion (KVF, auf logarithmischen Skalen) allerdings ebenfalls eine Gerade mit der Neigung $-\gamma + 1$ ergeben. Newman argumentiert, dass die KVF-Grafik dem Histogramm überlegen ist, da sie den gesamten Informationsgehalt der Daten bewahrt und nichts durch die Einteilung in Kategorien verloren geht. Darüber hinaus wird dadurch das Problem des Rauschens an den Enden der Verteilung, das sich aus der Kategorisierung ergibt, vermieden.

⁷ Für die täglichen, vierteljährlichen und halbjährlichen Netzwerke führten diese Berechnungen zu denselben Ergebnissen.

Wie aus der KVF für das monatliche Netz in der rechten Darstellung von Grafik 1 hervorgeht, ergibt die KVF keine Gerade, so dass wir die Hypothese der Potenzgesetzverteilung für das ARTIS-Netzwerk verwerfen.

Interessant ist auch ein Vergleich der Netzwerkindikatoren des ARTIS-Systems mit den beiden Netzwerkindikatoren für den österreichischen Interbankenmarkt aus Boss et al. (2004; Daten für den Zeitraum 2000–2003). Da die Transaktionen auf dem Interbankenmarkt über ARTIS abgewickelt werden, können sie als Teilmenge der in ARTIS verarbeiteten Transaktionen betrachtet werden. Ihre durchschnittliche Pfadlänge beträgt $2,26 \pm 0,02$ und liegt somit sehr nahe bei dem in Tabelle 1 angegebenen Wert von $2,3 \pm 0,05$. Diese Ähnlichkeit ist darauf zurückzuführen, dass sowohl der Interbankenmarkt als auch das Zahlungssystem von Großbanken dominiert wird. In beiden Bereichen gruppieren sich viele Banken um die Spitzeninstitute in ihrem Sektor.⁸ Der Clustering-Koeffizient ist jedoch in ARTIS wesentlich höher als im Interbankennetz. Da das Aufrechterhalten von Interbankenbeziehungen kostspielig ist, müssen die Banken die Vorteile einer Diversifizierung und die durch Verbindungen entstehenden Kosten abwägen. Dies trifft für das komplette physische Netz des Großbetragszahlungssystems nicht zu, da hier die Grenzkosten einer zusätzlichen Verbindung gleich null sind.

Darüber hinaus werden die Transaktionen in ARTIS zum Teil durch Kundenzahlungen ausgelöst (etwa 20% des gesamten Werts). Diese spiegeln die vernetzte Struktur der Realwirtschaft wider, die nicht unbedingt dem Aufbau des Interbankenmarkts entspricht.

4 Die Simulationen: Methoden, Daten und Ergebnisse

Auf der Grundlage von 63 verschiedenen Szenarien wurden 31.311 Simulationen für 497 Transaktionstage mit rund 650 Millionen Transaktionen im Zeitraum vom 16. November 2005 bis zum 16. November 2007 (ohne die österreichischen Feiertage) durchgeführt.⁹ Diese Simulationen wurden mit einem selbsterstellten Softwaretool auf der Basis von MATLAB durchgeführt, das genau auf die Besonderheiten von ARTIS abgestimmt wurde (inspiriert vom Bank of Finland Payment and Settlement System Simulator). Dieses Tool berechnet nach jeder Transaktion die Kontostandsänderungen der beteiligten Teilnehmer neu, indem es zum jeweiligen Kontostand der Teilnehmer eingehende Zahlungen addiert und ausgehende Zahlungen davon subtrahiert. Da die Transaktionen in den Eingabedaten mit Zeitstempeln versehen sind, kann der Simulator – abhängig von den institutionellen Eigenschaften des Systems, z. B. Abwicklungsalgorithmus, Verfahren zur Freigabe aus der Warteschlange – die Guthaben der ARTIS-Teilnehmer während des gesamten

⁸ Von den sieben Sektoren sind der Raiffeisen-, der Volksbanken- und der Sparkassensektor mehrstufig. Ihr Anteil am österreichischen Bankwesen entspricht rund 80% im Hinblick auf die Anzahl der Kreditinstitute und ungefähr 50% in Bezug auf die Bilanzsumme (unkonsolidiert). Des Weiteren gibt es in Österreich keine automatisierte nationale Clearingstelle, so dass sich das österreichische Bankensystem bei der Abwicklung einer Reihe von Kundenzahlungen (z. B. Überweisungen) auf Korrespondenzbankbeziehungen stützt. Die in ARTIS aktiven Banken haben auf der Grundlage ihrer eigenen internen Systeme direkten Zugang zu ARTIS. Auch wenn sich die IT-Lösungen innerhalb der Sektoren häufig ähneln, gibt es keine Belege für eine Korrelation des operationellen Risikos unter den einzelnen Banken innerhalb eines Sektors.

⁹ Nähere Einzelheiten zu den Simulationen, ihre Begründung und Gestaltung werden in Schmitz und Puhr (2007) dargelegt. ARTIS wurde aufgrund der Einführung von TARGET2 nach dem 16. November 2007 außer Betrieb genommen.

Tagesverlaufs neu berechnen. Einige institutionelle Merkmale des Systems, die im Simulator nicht abgebildet werden konnten, mussten in den Inputdaten berücksichtigt werden. Da es auch nicht möglich ist, das Reaktionsverhalten der ARTIS-Teilnehmer direkt im Simulator zu berücksichtigen, musste dieses exogen bestimmt werden. Erstens könnten die anderen ARTIS-Teilnehmer unter Umständen keine weiteren Zahlungen an einen von Betriebsstörungen betroffenen Teilnehmer einreichen. Wenn bei einem Transferkonto einer Zentralbank im TARGET-System Betriebsstörungen auftreten, wird ein Sendestopp angewandt, d. h. es werden keine weiteren Zahlungen auf das betroffene Transferkonto überwiesen.¹⁰ Zahlungen an andere Teilnehmer werden dadurch nicht beeinträchtigt. Laut Angaben der Zahlungsverkehrsmitarbeiter in der OeNB reichen ARTIS-Teilnehmer bei Betriebsstörungen in anderen Banken weiterhin Zahlungen an die betroffenen Teilnehmer ein, auch wenn diese viele Stunden lang selbst keine Zahlungen durchführen können. Zweitens könnten die Teilnehmer als Reaktion auf Betriebsstörungen ihre verfügbaren Sicherheiten erhöhen. Anekdotische Evidenz deutet darauf hin, dass die ARTIS-Teilnehmer bereits einen großen Anteil

ihrer notenbankfähigen Sicherheiten auf Konten bei der OeNB halten. Folglich wird davon ausgegangen, dass die ARTIS-Teilnehmer ihre Sicherheiten bei Betriebsstörungen, die bis zu einem Tag lang dauern, nicht anheben. Die Simulationen beruhen auf Echtdateien für die Liquidität im Untersuchungszeitraum. Die Summe der Guthaben auf den ARTIS-Konten zu Tagesbeginn und der bei der OeNB verfügbaren Sicherheiten werden als verbindliche Liquiditätsbeschränkungen für die Banken interpretiert. Drittens werden im Simulationsalgorithmus Kontoverfügungsberechtigungen von Banken für eine Reihe anderer ARTIS-Teilnehmer berücksichtigt.¹¹

Die in Schmitz und Puhr (2007) beschriebenen Szenarien wurden auf der Grundlage der tatsächlichen Zahlungsflüsse in ARTIS konstruiert, wobei der Schwerpunkt auf den aktivsten Konten lag, welche im Untersuchungszeitraum auch die höchsten Werte bei den Konzentrationsrisiken aufwiesen.¹² Daraus ergaben sich drei Szenarien: im ersten kommt es beim aktivsten Transferkonto¹³ zu einem Ausfall, im zweiten wird angenommen, dass die aktivste Bank von Betriebsstörungen betroffen ist, und im dritten treten bei den drei aktivsten Banken gleichzeitig Probleme auf.

¹⁰ Aufgrund der betrieblichen Verfahren verstreichen vom Erkennen der Betriebsstörung beim Transferkonto bis zur tatsächlichen Aktivierung des Sendestopps rund 40 Minuten. Diese kurze Verzögerung wird bei der Umsetzung des Sendestopps im Simulationsalgorithmus berücksichtigt.

¹¹ Teilnehmer A kann gemäß den Geschäftsbestimmungen (§ 9) für das ARTIS-System der OeNB Teilnehmer B eine Kontoverfügungsberechtigung gewähren. Diese wird als das Recht von Teilnehmer B definiert, (bestimmte im Vorfeld festgelegte) Zahlungen vom Konto des Teilnehmers A einzuleiten. Kontoverfügungsberechtigungen werden einer geringen Anzahl von Teilnehmern für im Vorhinein vereinbarte Zwecke (sehr häufige Standardgeschäfte) gewährt und können somit nicht als kurzfristig implementierbares Instrument zur Krisenbewältigung im Falle einer Betriebsstörung gesehen werden.

¹² Folgende Kennzahlen wurden herangezogen: (1) Wert der an den Knoten konzentrierten Liquidität, (2) Anzahl und Wert der eingereichten und eingegangenen Zahlungen (Zahlungskonzentration), (3) der Herfindahl-Index für die Konzentration der Zahlungsflüsse (basierend auf der Anzahl und dem Wert der eingereichten und eingegangenen Zahlungen) sowie (4) die monatliche Netzwerktopologie.

¹³ Transferkonten sind von anderen ESZB-Zentralbanken bei der OeNB gehaltene ARTIS-Konten. Alle nationalen TARGET-Komponenten sind direkt über solche Konten verbunden, über die alle ein- und ausgehenden Zahlungen mit dem betreffenden Land abgewickelt werden.

In der vorliegenden Studie werden Simulationen für alle 50 Banken, die an allen österreichischen Arbeitstagen während des gesamten Untersuchungszeitraums in der GSCC aufscheinen, sowie für alle 13 Transferkonten, die an allen Tagen des Untersuchungszeitraums Teil des Systems sind, durchgeführt. In jeder Simulation wird von einer Betriebsstörung bei einem Konto ausgegangen. Diese Störung wird in der Simulation dadurch abgebildet, dass der betroffene Teilnehmer einen ganzen Tag lang keine abgehenden Zahlungen durchführen kann, d. h. er kann keine Transaktionen einreichen.¹⁴ Diese Annahme ist zwar extrem, aber doch plausibel. Wie Schmitz und Puhr (2007) darlegen, können kürzere Ausfälle bei Teilnehmern dazu führen, dass sich die Abwicklung von Transaktionen verzögert, aber nicht unterbleibt.

Die Ergebnisse werden in den vier Schaubildern von Grafik 2 dargestellt. Oben links wird die Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts (d. h. die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen) pro Simulation auf der x-Achse und die Anzahl der Simulationen mit x Ausfällen aufgrund des Dominoeffekts auf der y-Achse abgebildet. Daraus geht hervor, dass es bei rund 27% aller Simulationen (8.604) überhaupt nicht zu einem Dominoeffekt kommt. Bei weiteren 26% (8.230) greift die Störung auf eine andere Bank über und bei 16% (4.919) auf zwei Banken. Bei ungefähr 29% der Simulationen (5.456) betrifft der Dominoeffekt drei bis fünf andere Teilnehmer und bei 17% (4.102) mehr als fünf Banken. Für alle 31.311 Simulati-

onen liegt der Höchstwert bei 33 vom Dominoeffekt betroffenen Konten.

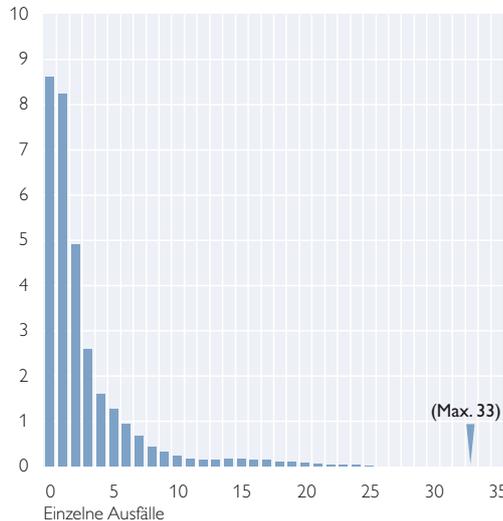
Die Zeitreihe der durchschnittlichen Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts (dargestellt anhand der Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen) pro Tag wird in der Darstellung oben rechts abgebildet. Mit einer Standardabweichung von ungefähr 25% des Mittelwerts ist sie relativ großen Schwankungen unterworfen. Dieses Ergebnis veranlasst uns in Abschnitt 5.1 zu untersuchen, inwieweit die Veränderung der Netzwerktopologie von Tag zu Tag zur Erklärung dieses Phänomens beitragen kann.

Die unteren Schaubilder von Grafik 2 zeigen die durchschnittlichen Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts pro Simulation (anhand der Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen, links unten) und den durchschnittlichen Wert der Transaktionen pro Simulation, die aufgrund von solchen Ausfällen nicht abgewickelt wurden (rechts unten). Anhand dieser Informationen werden die systemrelevanten Konten ermittelt. Wie bereits erörtert, stellt die Konnektivität kein sachdienliches Kriterium für die Erfassung der Auswirkungen einer Betriebsstörung an einem der Knoten auf das gesamte Netzwerk in einem Großbetragszahlungssystem dar. Als Alternative wird vorgeschlagen, einen Schwellenwert auf der Grundlage des von einzelnen Konten ausgehenden durchschnittlichen Dominoeffekts festzulegen. Dieser Schwellenwert, der anhand der Anzahl von Ausfällen aufgrund des Dominoeffekts oder anhand des Werts der nicht abgewickelten

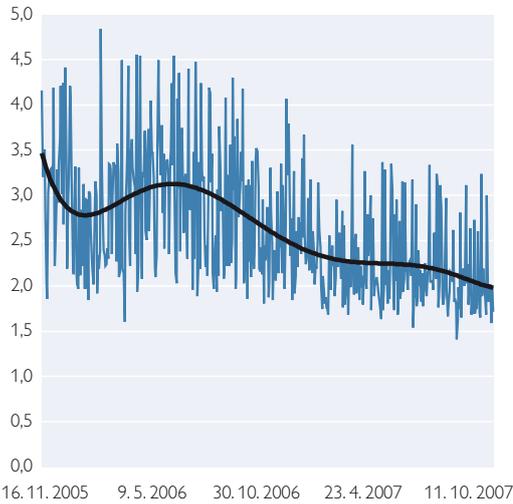
¹⁴ Es wird angenommen, dass die sich daraus ergebende Illiquidität des Teilnehmers von den anderen Teilnehmern und dem Finanzsystem insgesamt nicht als mögliche Zahlungsunfähigkeit interpretiert wird. Darüber hinaus bietet ARTIS seinen Teilnehmern Vorkehrungen zur Aufrechterhaltung des Systembetriebs. Ihre Auswirkungen, die von Schmitz und Puhr (2007) untersucht wurden, werden in dieser Studie außer Acht gelassen, da sie für die Wechselwirkung zwischen Netzwerktopologie und Dominoeffekten von geringer Relevanz sind.

Simulationsergebnisse

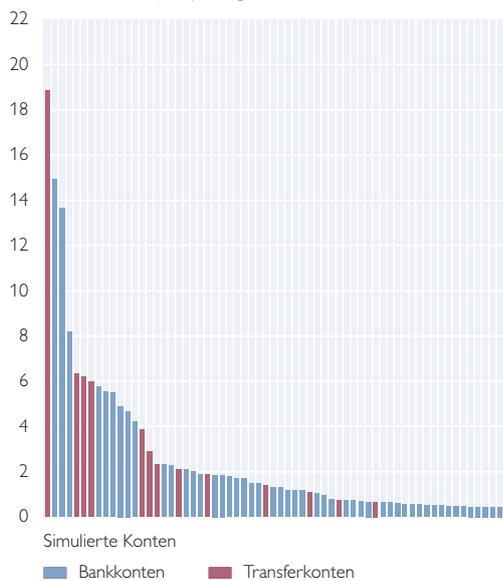
Anzahl der Simulationen (in 1.000)



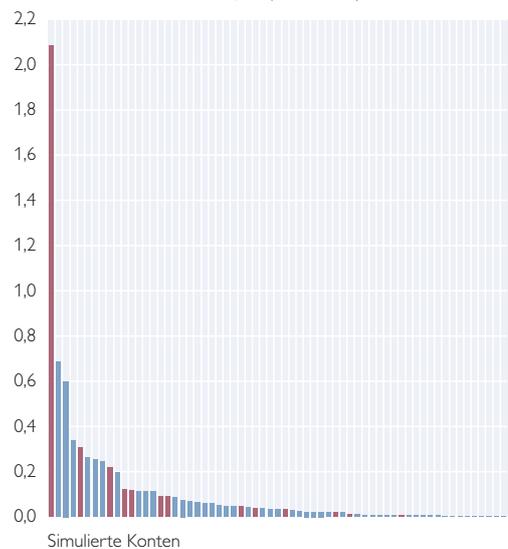
Durchschnittliche Ausfälle pro Tag für alle Simulationen



Durchschnittliche Ausfälle pro Tag



Durchschnittlicher Wert der Ausfälle (in Mrd EUR)



Quelle: OeNB.

Transaktionen im System gemessen werden kann, ist in gewissem Maße willkürlich und hängt davon ab, wie risikovers die Aufsichtsbehörde ist. Setzt man die Schwelle bei durchschnittlich einem Ausfall aufgrund einer Kettenreaktion an (um Konten zu erfassen, die bewirken, dass im Durchschnitt mindestens eine Bank nicht abgewickelte Transaktionen aufgrund

eines Dominoeffekts im gesamten Untersuchungszeitraum aufweist), so stellt man fest, dass nur 39 Konten in der GSCC systemrelevant sind. Dazu gehören elf Transferkonten von Zentralbanken (links unten in Grafik 2). Die 28 Konten von Banken machen 12% der durchschnittlich rund 230 Bankkonten in ARTIS (während des Untersuchungszeitraums) aus und stellen ungefähr 3%

der durchschnittlich rund 850 Banken in Österreich dar. Definiert man die Schwelle in Bezug auf den Wert der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts so, dass nur Konten aufgezeigt werden, die im Durchschnitt zu nicht abgewickelten Transaktionen in Höhe von mindestens 48,5 Mio EUR (oder 0,1 % des Tagesdurchschnitts für den Wert der abgewickelten Transaktionen) führen, so erweisen sich 24 Konten als systemrelevant (links unten in Grafik 2). Bei 7 davon handelt es sich um Transferkonten, und die verbleibenden 17 Konten von Banken machen ungefähr 7 % der durchschnittlich 230 Bankkonten in ARTIS (während des Untersuchungszeitraums) aus und stellen rund 2 % der durchschnittlich 850 Banken in Österreich dar.

Nachdem die Transferkonten keine Liquidität halten (d. h. ihr Ausfall führt zu keinem Liquiditätsentzug) und der Sendestopp den Liquiditätsverlust stark verringert, ist der von den Transferkonten ausgehende starke Dominoeffekt bemerkenswert. Dies weist darauf hin, dass das Risiko durch eine Konzentration von Zahlungsflüssen für den Dominoeffekt von größerer Bedeutung ist als das Risiko aufgrund einer Liquiditätskonzentration. Da TARGET2 auf einer Single Shared Plattform (Gemeinschaftsplattform) ohne Transferkonten läuft, die zu starken Dominoeffekten führen können, könnte dadurch die Stabilität dieser besonders wichtigen Infrastruktur gegenüber Betriebsstörungen auf Ebene der Konteninhaber (wenn auch nicht unbedingt auf Ebene der Plattform selbst) steigen.

Die Ergebnisse legen nahe, dass sich die Aufsicht beim operationellen Risiko in Bezug auf die Fähigkeit der Banken, Zahlungen zu verarbeiten/einzureichen, auf eine relativ kleine Gruppe von systemrelevanten Banken in Österreich und auf deren Vorkehrungen zur Auf-

rechterhaltung des Systembetriebs konzentrieren könnte.

4.1 Approximation einer Wahrscheinlichkeitsverteilung für den Dominoeffekt pro Simulation

In Kapitel 3 wurde dargelegt, dass Großbetragszahlungssysteme trotz bedeutender Größenunterschiede Gemeinsamkeiten bei den Netzwerkmerkmalen aufweisen können. Um die Simulationsergebnisse mit anderen Großbetragszahlungssystemen vergleichen zu können, wird das Verhältnis zwischen der Anzahl der Simulationen und der Anzahl von Ausfällen aufgrund des Dominoeffekts (gemessen an der Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen) geschätzt. Grafik 2 (links oben) zeigt, dass die Anzahl der Simulationen y mit einer gewissen Anzahl von Ausfällen x aufgrund des Dominoeffekts eine ziemlich regelmäßig abnehmende Funktion von x darstellt. In diesem Zusammenhang erscheint es naheliegend, eine einfache parametrische Wahrscheinlichkeitsverteilung zu suchen, mit der sich die Anzahl der Ausfälle durch einen Contagion-Effekt in einer Simulation bei tatsächlichem Auftreten eines Dominoeffekts beschreiben lässt. Da eine derartige Verteilung Ereignissen mit niedriger Wahrscheinlichkeit, aber starken Auswirkungen positive Wahrscheinlichkeiten zuschreiben würde, könnte man sie in künftigen Simulationsstudien für die Analyse von extremen Ereignissen nutzen.

Als mögliche Verteilungen zogen wir diskretisierte Varianten der folgenden kontinuierlichen Verteilungen in Betracht: Exponential-, Weibull- und Gammaverteilungen. Diese drei Verteilungen sind für nicht negative Werte definiert und weisen einen (Exponentialverteilung) oder zwei Para-

meter (Weibull- und Gammaverteilung) auf. Die Diskretisierung dieser Verteilungen wurde folgendermaßen durchgeführt: Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines einzigen Ausfalls wurde mit der Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung der kontinuierlichen Verteilung im Intervall von null bis eins gleichgesetzt; die Beobachtung von zwei Ausfällen wurde dem Intervall von eins bis zwei zugeordnet usw. Zur Schätzung der unbekannt Parameter wurde die Maximum-Likelihood-Methode angewandt.

Eine grafische Beurteilung der geschätzten Verteilungen zeigt, dass Exponentialverteilungen für die Beschreibung der beobachteten Anzahl von Ausfällen nicht ausreichend flexibel sind, da dieser Typ von Verteilungen nur einen Skalen-, aber keinen Formparameter aufweist. Eine viel bessere Übereinstimmung wird mit Weibull- und Gammaverteilungen erzielt. Es überrascht allerdings nicht, dass diese Verteilungen beim Chi-Quadrat-Test zur Beurteilung der Übereinstimmung mit den Daten für jedes gebräuchliche Konfidenzniveau verworfen werden, da die Anzahl der Beobachtungen sehr groß ist (22.707).¹⁵ Es lässt sich allerdings feststellen, dass die Weibull-Verteilung einen kleineren Wert für die Chi-Quadrat-Statistik als die Gamma-Verteilung liefert, was auf eine bessere Anpassung der Weibull-Verteilung hinweist. Für Simulationen mit mindestens einem Ausfall aufgrund des Dominoeffekts kann somit die Wahrscheinlichkeit, dass die Anzahl C von beobachteten Ausfällen gleich einer positiven ganzen Zahl n ist, mittels einer Weibull-Verteilung angemessen

modelliert werden. Diese Wahrscheinlichkeit ist gegeben durch:

$P\{C=n\}=Wei(n|a,b)-Wei(n-1|a,b)$ für alle $n \geq 1$, wobei $Wei(\cdot|a,b)$ die kumulative Verteilungsfunktion einer Weibull-Verteilung mit den Parametern a und b bezeichnet:

$Wei(x|a,b)=1-\exp(-(x/a)^b)$ für alle $x \geq 0$.

Als Näherung für die Verteilung der Anzahl von durch Dominoeffekten ausgelösten Ausfällen in einer Simulation, in der es tatsächlich zu solchen Effekten gekommen ist, wird daher eine diskretisierte Weibull-Verteilung mit $\hat{a}_{ML}=2,61$ und $\hat{b}_{ML}=0,77$ verwendet.

5 Die Wechselwirkung zwischen Netzwerktopologie und Stabilität in ARTIS

In diesem Kapitel wird untersucht, ob sich die Schwankungen beim Dominoeffekt für die einzelnen Tage und die einzelnen betroffenen Konten durch die täglichen Veränderungen von Netzwerkindikatoren auf Netzwerkebene (Abschnitt 5.1) bzw. auf Ebene der Knoten für alle betroffenen Konten (Abschnitt 5.2) erklären lässt.

Die Auswahl der geeigneten Kennzahl für die Netzwerktopologie ist angesichts der großen Anzahl verfügbarer Indikatoren keine einfache Aufgabe. Auf Netzwerkebene berechnen wir 44 Netzwerkindikatoren, wobei nicht nur die in Tabelle 1 aufgeführten Größen, sondern auch gerichtete und/oder nach Wert oder Anzahl der Transaktionen gewichtete und/oder durchschnittliche/maximale Werte für ausgewählte Indikatoren berücksichtigt werden. Darüber hinaus liegen auf Ebene der Knoten 71 Indikatoren vor.

¹⁵ Aufgrund des großen Umfangs der Stichprobe führen schon geringe Abweichungen zwischen den theoretischen und beobachteten Werten zu einer formalen Ablehnung der Nullhypothese. Dieser Kritikpunkt besteht allgemein bei statistischen Tests (DeGroot, 1985).

Boss et al. (2004) setzen den Dominoeffekt auf dem Interbankenmarkt mit der Betweenness Centrality auf Knotenebene in Beziehung, da diese Größe aussagekräftiger ist als die anderen Netzwerkindikatoren in ihrem Datenbestand. Sie stellen eine lineare Beziehung mit einem Knick fest. Banken mit einer Betweenness Centrality von $0 \leq C_B(h) \leq 2$ lösen keinen Dominoeffekt aus. Für $C_B(h) > 2$ wird eine lineare Beziehung mit einem Anstieg von ungefähr 0,8 beschrieben.

Borgatti (2005) untersucht die Auswahl des geeigneten Zentralitätsmaßes für verschiedene Typologien von Flussprozessen. Er klassifiziert Flüsse anhand von zwei Dimensionen: die Merkmale der Route durch das Netz und die Merkmale des Übertragungsmodus. Die erste Dimension umfasst „Paths“, „Trails“ und „Walks“. „Paths“ sind Abfolgen von Verbindungen und Knoten, in denen weder Verbindungen noch Knoten mehr als einmal vorkommen (kürzeste Pfade sind eine Sonderform der Pfade). Unter „Trails“ sind Abfolgen zu verstehen, in denen sich Knoten, nicht aber Verbindungen wiederholen können. „Walks“ sind Abfolgen, die keinen Einschränkungen unterliegen. Die zweite Dimension bezieht sich darauf, wie das fließende Gut auf der Route von einem Knoten zum nächsten übermittelt wird. Während eine Krankheit ohne sofortige Genesung des Trägers übertragen werden kann (Borgatti bezeichnet dies als parallele Duplizierung), wird Liquidität so weitergegeben, dass sich der ursprüngliche Besitzer davon trennen muss („Transfer“). Was bedeutet das für den Liquiditätsfluss in ARTIS? In einem physisch kompletten Netzwerk müssen Banken Zahlungen an andere Banken nicht über Dritte durchführen, sondern leisten sie direkt an den Endempfänger. Der Liquiditätsfluss endet hier jedoch nicht.

Liquidität kann an jeden anderen Knoten im Netz transferiert werden (auch an den Teilnehmer, der die erste Zahlung eingereicht hat). Wohin die Liquidität letztendlich fließt, liegt außerhalb der Kontrolle (und des Interesses) des ersten Einreichers einer Zahlung. Dies bedeutet, dass die Liquidität einem „Walk“ und nicht einem „Path“ oder „Trail“ folgt. Da die Betweenness Centrality auf dem Anteil aller kürzesten Pfade durch einen Knoten beruht, ist sie kein gutes Maß für die Zentralität bei der Untersuchung von Liquiditätsflüssen. Die Gradzentralität ist hierfür besser geeignet.

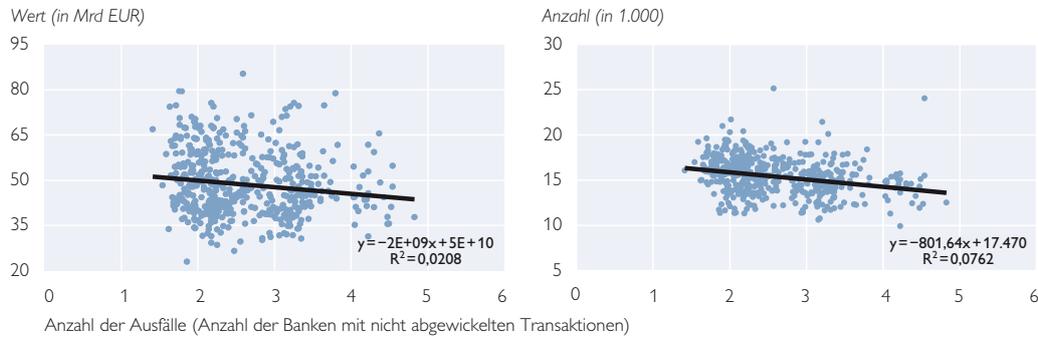
Wir präsentieren unsere Ergebnisse aus drei Gründen anhand von vier Netzwerkindikatoren: Erstens sind wir davon überzeugt, dass die Gradzentralität aufgrund des Wesens der Liquiditätsflüsse der angemessene Indikator ist. Zweitens wollen wir sicherstellen, dass unsere Ergebnisse in hohem Maße mit anderen Studien vergleichbar sind, in denen andere Netzwerkindikatoren (z. B. die Betweenness Centrality) verwendet werden. Drittens wollen wir untersuchen, ob Netzwerkindikatoren im Allgemeinen einen zusätzlichen Nutzen gegenüber traditionelleren Kennzahlen (d. h. Größe der einzelnen Knoten in Bezug auf Wert und Anzahl der Transaktionen), die in vergleichbaren Simulationsstudien herangezogen werden, bieten. Deshalb konzentrieren wir uns in den beiden folgenden Abschnitten jeweils auf die Kennzahlen Wert und Anzahl der Transaktionen sowie auf die Netzwerkindikatoren Grad, durchschnittliche Pfadlänge, Betweenness Centrality und Dissimilaritätsindex.

5.1 Netzwerkebene

In Grafik 3 werden der Wert (linke Darstellung) und die Anzahl aller Transaktionen (rechte Abbildung), die

Grafik 3

Wert und Anzahl der Transaktionen (Netzwerkebene) pro Tag im Vergleich zur durchschnittlichen Anzahl der Ausfälle pro Tag



Quelle: OeNB.

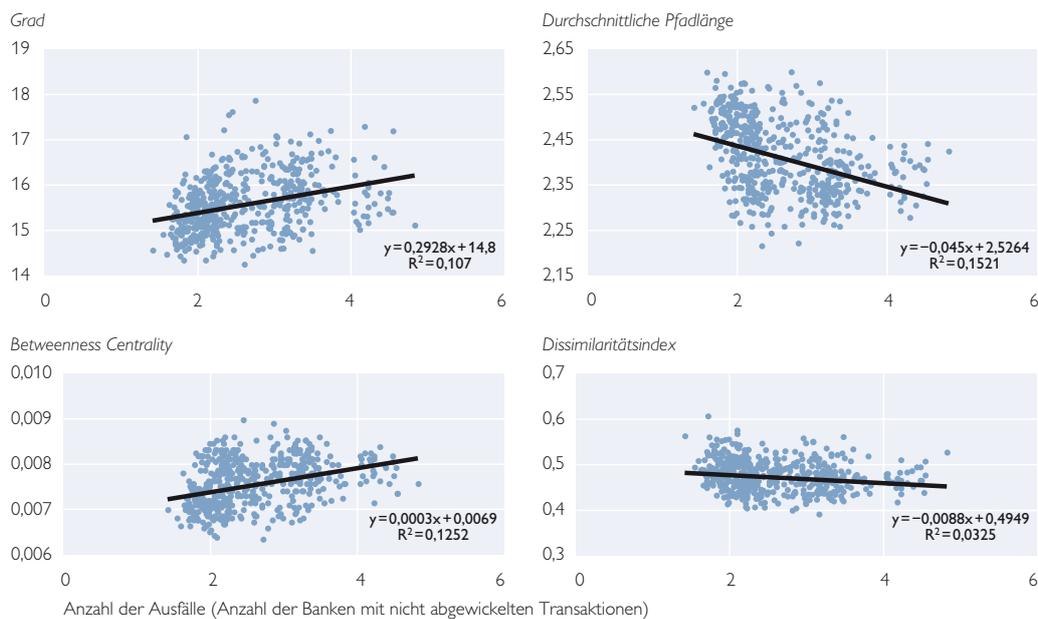
pro Tag in ARTIS eingereicht werden, auf der y-Achse und die Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts (ausgedrückt durch die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen – Tagesdurchschnitt über alle Szenarien) pro Tag auf der x-Achse dargestellt. Schwankungen des Werts und der Anzahl der Transaktionen erklären 2% bzw. 8% der Veränderun-

gen des Dominoeffekts von Tag zu Tag.

Die Variablen Wert und Anzahl der Transaktionen haben nur geringe Aussagekraft. Schneiden Netzwerkindikatoren hier besser ab? In Grafik 4 werden folgende Indikatoren (ungewichtet und ungerichtet) abgebildet: Grad, durchschnittliche Pfadlänge, Betweenness Centrality und Dissimilaritätsin-

Grafik 4

Ausgewählte Netzwerkindikatoren (Netzwerkebene) pro Tag im Vergleich zur durchschnittlichen Anzahl der Ausfälle pro Tag



Quelle: OeNB.

dex. Analog zu Grafik 3 werden die tägliche Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts (ausgedrückt durch die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen – Tagesdurchschnitt über alle Szenarien) auf der x-Achse und die tagesbezogenen Werte des jeweiligen Netzwerkindikators auf der y-Achse der einzelnen Darstellungen aufgetragen.

Die durchschnittliche Pfadlänge (15%) und Betweenness Centrality (13%) haben den größten Erklärungsgrad. Die tägliche Schwankung des Grads und des Dissimilaritätsindex ist für 10% bzw. nur 3% der Veränderung des Dominoeffekts verantwortlich. Obwohl der Erklärungsgrad von drei der Netzwerkindikatoren höher ist als jener von Wert und Anzahl der Transaktionen, ist sein Niveau dennoch gering. Unter den restlichen 39 Indikatoren liegt der beste Erklärungsgrad bei 15,4% (für den durchschnittlichen, nach Anzahl gewichteten Clustering-Koeffizienten), während eine Reihe von Indikatoren keine Erklärung liefern. Daraus wird geschlossen, dass die tagesbezogenen Veränderungen der Netzwerkstruktur für die Analyse der Stabilität von ARTIS von beschränktem Nutzen sind. Dies schließt jedoch nicht aus, dass strukturelle Unterschiede zwischen Netzwerken die relative Stabilität eines Netzwerks beeinflussen könnten. Wie oben dargelegt, weisen allerdings sogar Großbetragszahlungssysteme, deren Umfang sich erheblich voneinander unterscheidet, bemerkenswerte strukturelle Gemeinsamkeiten auf.

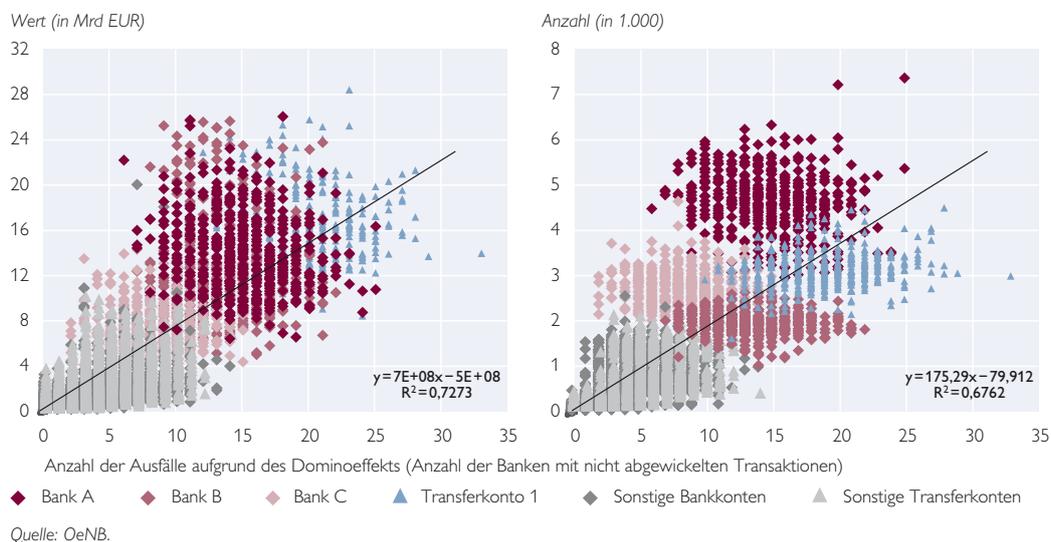
5.2 Knotenebene

In diesem Abschnitt wird die große Streuung der von verschiedenen Knoten ausgehenden Dominoeffekte untersucht (siehe untere Hälfte von Gra-

fik 3). Sind die unterschiedlichen Positionen der Knoten (die von der Betriebsstörung betroffen sind) im Netzwerk dafür verantwortlich? In Grafik 5 werden der Wert und die Anzahl der Transaktionen des betroffenen Knoten in jeder Simulation seinem Dominoeffekt in Bezug auf die Anzahl der ausgelösten Ausfälle gegenübergestellt (ausgedrückt durch die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen), d. h. jede Darstellung enthält 31.311 Datenpunkte. Des Weiteren werden die Datenpunkte der drei aktivsten Banken (A, B und C) und des aktivsten Transferkontos (Transferkonto 1) in Farbe dargestellt, während alle anderen Konten von Banken und Transferkonten dunkelgrau bzw. hellgrau erscheinen. Die Schwankungen des Werts und der Anzahl der Transaktionen erklären 73% bzw. 68% der Veränderungen des Dominoeffekts in den einzelnen Simulationen. Die Anstiege weisen die erwarteten Vorzeichen auf: aktivere Knoten führen zu einem stärkeren Dominoeffekt. Die Differenzierung der Simulationen nach dem betroffenen Konto führt in beiden Darstellungen zu einer ausgeprägten Gruppierung. Im rechten Schaubild weist sie auf strukturelle Unterschiede beim Dominoeffekt hin, die sich nicht durch die Schwankung der Anzahl der Transaktionen erklären lassen. Das Transferkonto 1 und die Bank B bilden eine Gruppe eher unterhalb der Regressionsgeraden (d. h. der von ihnen ausgelöste Dominoeffekt fällt stärker aus als die Schätzung anhand der Anzahl ihrer Transaktionen), während die Banken A und B oberhalb der Regressionsgeraden liegen (d. h. der von ihnen verursachte Dominoeffekt ist schwächer als die Schätzung anhand der Anzahl ihrer Transaktionen).

Grafik 5

Wert und Anzahl der Transaktionen (Knotenebene) pro betroffenem Konto im Vergleich zur Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts pro Simulation

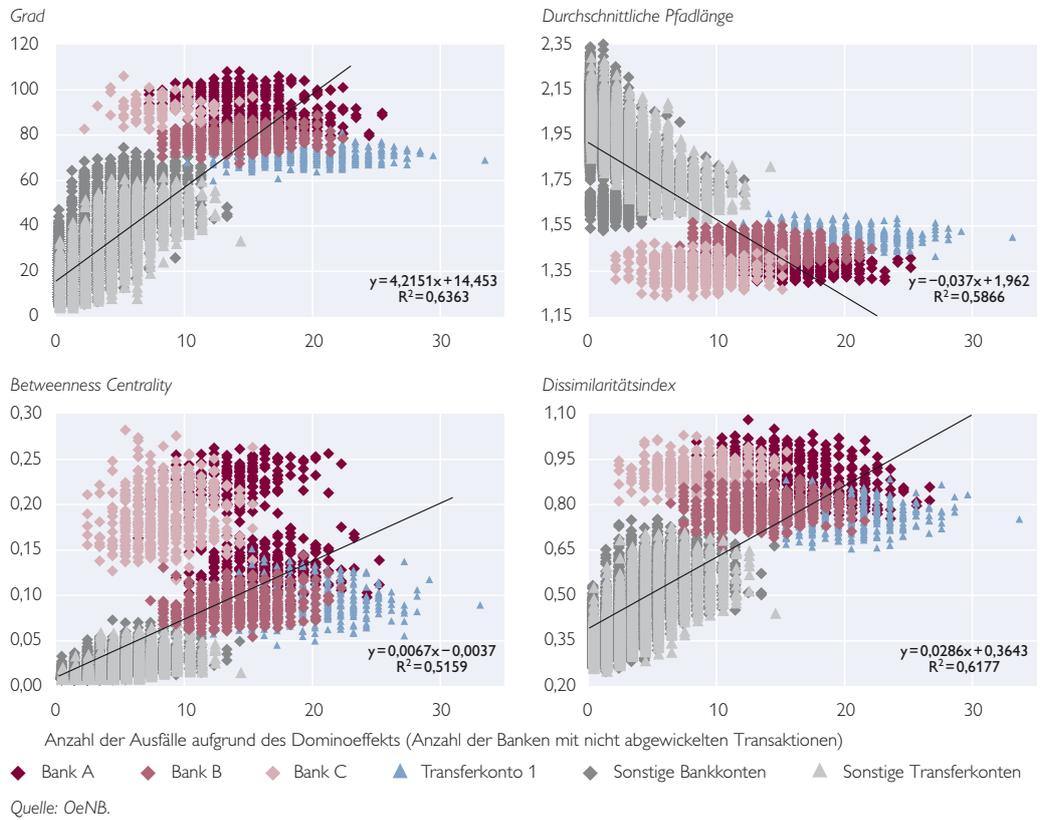


Grafik 6 zeigt unsere vier Netzwerkindikatoren (Grad, durchschnittliche Pfadlänge, Betweenness Centrality und Dissimilaritätsindex) für jeden betroffenen Knoten in Relation zum ausgelösten Dominoeffekt in Bezug auf die Anzahl der Ausfälle (d. h. jede Darstellung enthält 31.311 Datenpunkte). Dabei werden die Datenpunkte der Banken A, B und C sowie das Transferkonto 1 wie in Grafik 5 hervorgehoben. Der Erklärungsgehalt aller vier Netzwerkindikatoren ist ziemlich hoch; die einfachste Kennzahl – der Grad – ergibt ein R^2 von 64%, und Schwankungen der durchschnittlichen Pfadlänge sind für 59% der Veränderungen bei der Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts in den einzelnen Simulationen verantwortlich. Für die komplexeren Indikatoren Betweenness Centrality und Dissimilaritätsindex liegt R^2 bei 52% bzw. 62%. Ihrer Größenordnung nach entsprechen diese Werte der von Boss et al. (2004) berichteten Wechselwirkung zwischen der Betweenness Centrality und dem Dominoeffekt im österreichischen Inter-

bankenmarkt. Die Vorzeichen der Anstiege entsprechen den Erwartungen: in Simulationen, in denen aktivere und zentralere Knoten betroffen sind, ist der Dominoeffekt stärker ausgeprägt. Für die restlichen 65 Netzwerkindikatoren reicht der Erklärungsgehalt von null (nach Anzahl gewichtete, durchschnittliche Pfadlänge auf der Basis eingegangener Zahlungen) bis 77% (relative Anzahl der eingegangenen Zahlungen). Die Ergebnisse belegen, dass Netzwerkindikatoren auf Knotenebene tatsächlich große Teile des von den betroffenen Konten ausgehenden Dominoeffekts erklären können. Allerdings scheinen die Netzwerkindikatoren wenig zusätzlichen Nutzen gegenüber dem hohen Erklärungswert der traditionellen Aktivitätskennzahlen (Wert und Anzahl der Transaktionen) zu bringen. Des Weiteren werfen die große Anzahl verfügbarer Indikatoren und die enormen Unterschiede bei ihrem Erklärungswert ein Problem im Zusammenhang mit dem Data Mining auf. Die Differenzierung nach betroffenem Konto bestätigt die ausgeprägte Grup-

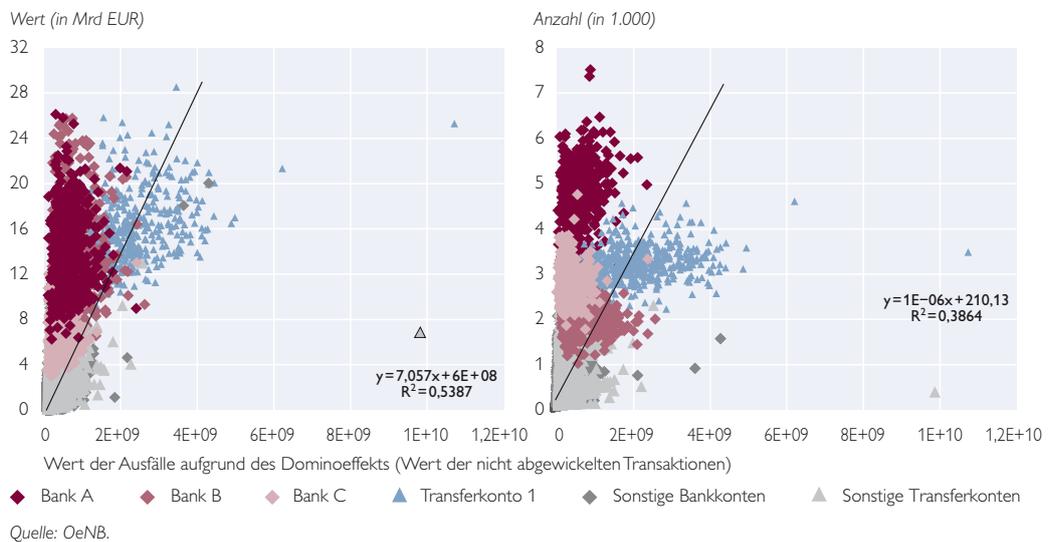
Grafik 6

Netzwerkindikatoren (Knotenebene) pro betroffenem Konto im Vergleich zur Anzahl der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts pro Simulation



Grafik 7

Wert und Anzahl der Transaktionen (Knotenebene) pro betroffenem Konto im Vergleich zum Wert der nicht abgewickelten Transaktionen pro Simulation



penbildung, die auch schon in Grafik 5 erkennbar ist. In allen vier Darstellungen erscheinen Simulationen auf Basis des Transferkontos 1 in einem Cluster rechts von der Regressionsgeraden, während diejenigen für die Bank C und in geringerem Ausmaß für die Bank A links von der Regressionsgeraden liegen. Dieses Ergebnis deutet auf strukturelle Unterschiede beim Dominoeffekt hin, die nicht durch Aktivitätskennzahlen oder Netzwerkindikatoren erklärt werden und weitere Forschungsarbeiten erfordern.

Darüber hinaus untersuchen wir die Wechselwirkung zwischen der Topologie des Netzwerks und seiner Stabilität auch für ein weiteres Maß für den Dominoeffekt, nämlich den Wert der nicht abgewickelten Transaktionen. Auch hier wird zunächst der Erklärungswert der Knotengröße, d. h. Wert und Anzahl der von einem Knoten ausgehenden Transaktionen analysiert (Grafik 7). Veränderungen des Dominoeffekts lassen sich zu 54 % und 39 % durch Schwankungen des Werts bzw. der Anzahl der Transaktionen erklären. Beide Werte liegen unter den entsprechenden Ergebnissen aus Grafik 5.

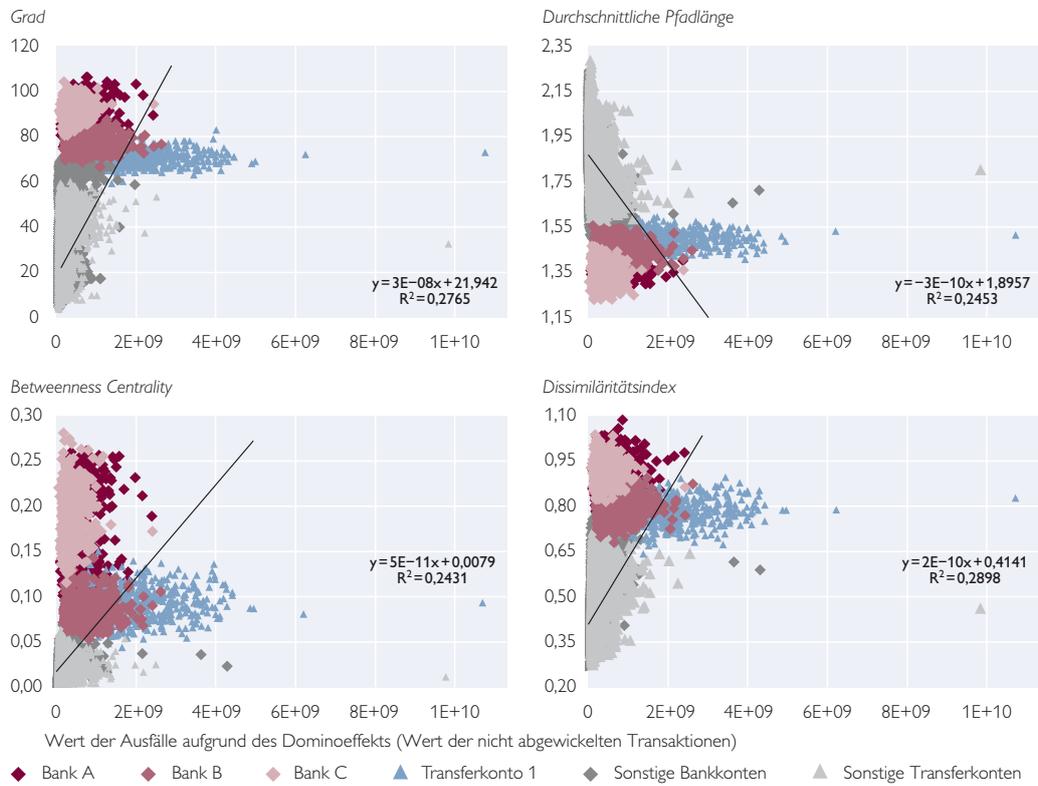
Wie gut schneiden im Vergleich dazu die Netzwerkindikatoren auf Knotenebene ab? Der Erklärungswert der vier Netzwerkindikatoren ist ähnlich (Grad 28 %, durchschnittliche Pfadlänge 25 %, Betweenness Centrality 24 % und Dissimilaritätsindex 29 %, siehe Grafik 8) und liegt erheblich unter den entsprechenden Werten für die Größenkennzahlen aus Grafik 7. Bei Messung des Dominoeffekts anhand des Werts der nicht abgewickelten Transaktionen stellen die traditionellen Größenkennzahlen die Netzwerkindikatoren eindeutig in den

Schatten. Die Gruppierung der Ausfälle aufgrund eines Dominoeffekts nach den drei aktivsten Bankkonten und dem aktivsten Transferkonto ist jedoch auch in den Grafiken 7 und 8 klar zu erkennen. Ein Vergleich der Ergebnisse für die beiden Kennzahlen zur Messung des Dominoeffekts – d. h. Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen (Grafik 5 und 6) und Wert der nicht abgewickelten Transaktionen (Grafik 7 und 8) – zeigt, dass der Dominoeffekt bei der letzteren Kennzahl durch die traditionelleren Variablen (Wert und Anzahl der Transaktionen) und durch die Netzwerkindikatoren viel schwerer erklärt werden kann. Relativ gesehen, schneiden die Netzwerkindikatoren aber sogar noch schlechter ab. In künftigen Arbeiten werden wir uns darauf konzentrieren, die Veränderungen in der Stärke des Dominoeffekts in einem multivariaten Umfeld zu untersuchen, in dem wir Kontrollvariablen (z. B. Liquidität zu Tagesbeginn an einzelnen Knoten) mit Indikatoren für die Netzwerktopologie auf Netzwerk- und Knotenebene kombinieren.

Um zu untermauern, dass die Netzwerkindikatoren auf Knotenebene nicht viel zusätzlichen Nutzen für die Stabilitätsanalyse bringen, werden in Tabelle 2 die Korrelationen zwischen den traditionellen Aktivitätskennzahlen (Wert und Anzahl der Transaktionen) und ausgewählten Netzwerkindikatoren vorgelegt. Diese Daten zeigen, dass verschiedene Indikatoren für die Zentralität (durchschnittliche Pfadlänge, Grad, Konnektivität, Betweenness Centrality und Dissimilaritätsindex) mit dem Wert und der Anzahl der Transaktionen stark korrelieren.

Grafik 8

Netzwerkindikatoren (Knotenebene) pro betroffenem Konto im Vergleich zum Wert der Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts pro Simulation



Quelle: OeNB.

Tabelle 2

Korrelationen zwischen Netzwerkindikatoren (Knotenebene)

	Anzahl der Transaktionen	Wert	Durchschnittliche Pfadlänge	Grad	Konnektivität	Clustering	Betweenness Centrality	Dissimilaritätsindex
	%							
Anzahl der Transaktionen	100	89	-77	84	83	-57	89	85
Wert		100	-70	76	75	-52	77	78
Durchschnittliche Pfadlänge			100	-96	-97	62	-79	-85
Grad				100	99	-72	85	95
Konnektivität					100	-72	85	93
Clustering						100	-56	-78
Betweenness Centrality							100	87
Dissimilaritätsindex								100

Quelle: OeNB.

Diese Analyse deutet darauf hin, dass der zusätzliche Nutzen von Netzwerkindikatoren für die Analyse der Stabilität von Großbetragszahlungssystemen im Hinblick auf Betriebsstörun-

gen bei einem Teilnehmer gering ist. In künftigen Forschungsarbeiten werden wir die univariate zu einer multivariaten Analyse ausweiten.

6 Zusammenfassung

Die Auswertung der Netzwerkindikatoren von ARTIS zeigt, dass das Netzwerk kompakt ist, vor allem weil beinahe alle aktiven Knoten mit einer kleinen Anzahl von Konten im Zentrum des Netzwerks (den größten Banken und den aktivsten Transferkonten) verbunden sind. Diese Netzwerkstruktur ist von Tag zu Tag recht stabil. Ein Vergleich des ARTIS-Systems mit dem viel größeren FedWire-Netzwerk liefert interessante Erkenntnisse über die Beziehung zwischen Größe und Aufbau von Zahlungssystemen. Wie in anderen Kleine-Welt-Netzwerken scheinen die Distanzmaße, der durchschnittliche Grad und der Clustering-Koeffizient unabhängig von der Größe zu sein. Betrachtet man die Netzwerkindikatoren von ARTIS in Gegenüberstellung zu denjenigen für den österreichischen Interbankenmarkt, so zeigen sich starke Ähnlichkeiten bei den Distanzmaßen, aber erhebliche Unterschiede bei den Clustering-Koeffizienten. Diese Ähnlichkeit ist darauf zurückzuführen, dass auch der Interbankenmarkt von wenigen großen Knoten im Zentrum des Netzwerks dominiert wird.

Auf der Grundlage von 63 verschiedenen Szenarien wurden 31.311 Simulationen für 497 Transaktionstage im Zeitraum vom 16. November 2005 bis zum 16. November 2007 (ohne die österreichischen Feiertage) durchgeführt. Obwohl sich die Szenarien lediglich auf die Banken und Transferkonten konzentrieren, die an allen Tagen in der GSCC vertreten sind, zeigt sich bei mehr als einem Viertel aller Simulationen überhaupt kein Dominoeffekt (in Bezug auf die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen), während es bei zwei Fünftel zu einem oder zwei Ausfällen aufgrund des Dominoeffekts kommt. Auf der Grundlage von zwei vorsichtig angesetzten

Schwellenwerten stellen wir fest, dass nur eine sehr kleine Anzahl von Konten systemrelevant ist. Betrachtet man ausschließlich Konten als systemrelevant, die während des Untersuchungszeitraums im Durchschnitt mindestens einen Ausfall pro Tag verursachen, so zeigt sich, dass nur 28 Bankkonten, aber fast alle von Zentralbanken gehaltenen Transferkonten systemrelevant sind. Definiert man den Schwellenwert für die Auswirkungen des Dominoeffekts bei einem Tagesdurchschnitt von mindestens 0,1 % des wertmäßigen Tagesdurchschnitts der Transaktionen, so sind 17 Bankkonten und 7 Transferkonten systemrelevant. In beiden Fällen sind bloß 7 % bis 12 % aller Bankkonten in ARTIS und 2 % bis 3 % aller österreichischen Banken systemrelevant. Die Simulationsergebnisse deuten darauf hin, dass das ARTIS-System im Hinblick auf Betriebsstörungen bei einem Teilnehmer bemerkenswert stabil ist. Der in den Simulationen aufgezeigte starke Dominoeffekt, der von den Transferkonten ausgeht, ist ein interessanter Aspekt, der Grund zu der Annahme gibt, dass der Wegfall der Transferkonten aus der Single Shared Platform von TARGET2 die Stabilität gegenüber dem alten TARGET-System verbessern kann.

Die Zeitreihe der durchschnittlichen Ausfälle aufgrund des Dominoeffekts ist recht volatil. Nach unseren Ergebnissen leistet die Veränderung der Netzwerkstruktur von Tag zu Tag keinen großen Beitrag zur Erklärung der tagesbezogenen Schwankungen des Dominoeffekts. Nach dem aktuellen Stand unserer Forschungsarbeiten sind Netzwerkindikatoren auf Netzwerkebene von beschränktem Nutzen für Stabilitätsanalysen.

Netzwerkindikatoren auf Knotenebene können einen Erklärungsgehalt aufweisen. In den Simulationen korre-

lieren einige davon mit dem Dominoeffekt, der von einer Betriebsstörung an einem Knoten ausgeht. Ihr Erklärungswert ist höher, wenn sich die Analyse des Dominoeffekts auf die Anzahl der Banken mit nicht abgewickelten Transaktionen anstatt auf den Wert der nicht abgewickelten Transaktionen konzentriert. Zurzeit ist es fraglich, ob Netzwerkindikatoren im Vergleich zum Wert und zur Anzahl der Transaktionen viele zusätzliche Informationen bieten. Auf diesen beiden Kennzahlen lag traditionellerweise der Schwerpunkt von Stabilitätsanalysen in Simulationen des operationellen Risikos in Großbetragszahlungssystemen. Darüber

hinaus werfen die große Anzahl von verfügbaren Netzwerkindikatoren auf Knotenebene und die enormen Unterschiede bei ihrem Erklärungsgehalt ein Problem des Data Mining auf. In künftigen Forschungsarbeiten beabsichtigen wir, den großen Datenbestand, der in den Simulationen aufgebaut wurde, für die Untersuchung des Erklärungsgehalts von Netzwerkindikatoren auf Netzwerk- und Knotenebene in einem multivariaten Umfeld zu nutzen, was es ermöglicht, zusätzlich Kontrollvariablen wie die Liquidität zu Tagesbeginn auf Netzwerk- und Knotenebene heranzuziehen.

Literaturverzeichnis

- Albert, R., H. Jeong und A.-L. Barabasi. 1999.** Diameter of the World Wide Web. *Nature* 401. 130–131.
- Albert, R., H. Jeong und A.-L. Barabasi. 2000.** Error and Attack Tolerance of Complex Networks. *Nature* 406. 378–381.
- Albert, R. und A.-L. Barabasi. 2002.** Statistical Mechanics of Complex Networks. *Reviews of Modern Physics* 74. 47–97.
- Borgatti, S. P. 2005.** Centrality and Network Flow. *Social Networks* 27. 55–71.
- Boss, M., H. Elsinger, M. Summer und S. Thurner. 2004.** An Empirical Analysis of the Network Structure of the Austrian Interbank Market. *OeNB Financial Stability Review* 7. 77–87.
- DeGroot, M. H. 1985.** Probability and Statistics. Second Edition. Addison-Wesley. Reading, Massachusetts.
- Inaoka, H., T. Ninomiya, K. Taniguchi, T. Shimizu und H. Takayasu. 2004.** Fractal Network Derived from Banking Transaction – An Analysis of Network Structures Formed by Financial Institutions. Bank of Japan Working papers No. 04-E-04.
- Latzer, M. und S. W. Schmitz (Hrsg.). 2002.** Carl Menger and the Evolution of Payment Systems – From Barter to Electronic Money. Edward Elgar, Cheltenham.
- Leinonen, H. (Hrsg.). 2005.** Liquidity, Risk and Speed in Payment and Settlement Systems – A Simulation Approach. Bank of Finland Studies E:31. Helsinki.
- Newman, M. E. J. 2003.** The Structure and Function of Complex Networks. <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0303516>
- Newman, M. E. J. 2005.** Power Laws, Pareto Distributions, and Zipf's Law. *Contemporary Physics* 46. 323–351.
- OeNB und FMA. 2004.** The Austrian Financial Markets. Vienna.
- Schmitz, S. W., C. Pühr. 2006.** Liquidity, Risk Concentration and Network Structure in the Austrian Large Value Payment System. <http://ssrn.com/abstract=954117>

- Schmitz, S. W. und C. Puhr. 2007.** Risk Concentration, Network Structure and the Assessment of Contagion in the Austrian Large Value System ARTIS. In: Leinonen, H. (Hrsg.). Simulation Studies of the Liquidity Needs, Risks and Efficiency in Payment Network. Bank of Finland Scientific Monograph E:39. Helsinki. 183–226.
- Schmitz, S. W. und G. E. Wood (Hrsg.). 2006.** Institutional Change in the Payments System and Monetary Policy. London: Routledge.
- Soramäki, K., M. L. Bech, J. Arnold, R. J. Glass und W. E. Beyeler. 2006.** The Topology of Interbank Payment Flows. Federal Reserve Bank of New York Staff Report Nr. 243. New York.
- Soramäki, K., W. E. Beyeler, M. L. Bech und R. J. Glass. 2007.** New Approaches for Payment System Simulation Research. In: Leinonen, H. (Hrsg.). Simulation Studies of the Liquidity Needs, Risks and Efficiency in Payment Network. Bank of Finland Scientific Monograph E:39. Helsinki. 15–40.
- Zhou, H. 2003.** Distance, Dissimilarity Index, und Network Community Structure. Physical Review E 67, 061901. 1–8.