Superknoten in Sozialen Netzwerken

- eine entropieoptimale Analyse -

Dominic Brenner, Wilhelm Rödder, Friedhelm Kulmann

Diskussionsbeitrag Nr. 485

2013

Diskussionsbeiträge der Fakultät für Wirtschaftswissenschaft der FernUniversität in Hagen Herausgegeben vom Dekan der Fakultät Alle Rechte liegen bei den Verfassern

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Wissen über Strukturen Sozialer Netzwerke	3
	2.1 Syntax und Semantik	. 3
	2.2 Erwerb und Abruf von Wissen über die Netzstruktur	. 4
3	Starke Zusammenhangskomponenten (SZK)	9
	3.1 Informations theoretische Charakterisierung von SZK	. 9
	3.2 Kompression von SZK zu Superknoten	. 13
4	Netzreduktion durch Kompression	17
5	Zusammenfassung und Ausblick	23

Kapitel 1

Einleitung

Die Soziale Netzwerkanalyse (SNA) will Interaktionen zwischen Akteuren in einem Netzwerk beschreiben, die Netzwerkstruktur herausarbeiten, die Vor- oder Nachteilhaftigkeit der Netzwerkzugehörigkeit einzelner Akteure oder von Gruppen solcher Akteure ermitteln und damit schließlich auch Handlungsanweisungen für den Nutzer des Sozialen Netzes (SN) geben. Weitere Beschreibungselemente der SNA findet der Leser bspw. in Scott (1991) oder auch in Rödder u. a. (2012).

Da SN Akteure und Relationen zwischen diesen darstellen, bedient man sich häufig einer graphentheoretischen Repräsentationsform G = (V, E), wobei V die Menge der Akteure und E die Menge der Relationen bedeuten. Graphen oder Hypergraphen sind ein in der Literatur anerkanntes Instrument zur Abstraktion konkreter SN. Die eigentliche SNA wird dann reduziert auf die Analyse dieser Graphen (Barnes, 1969). Naturgemäß ist der Graph nur ein ungenaues Modell der Wirklichkeit; die an diesem Modell gemachten Beobachtungen und die daraus gezogenen Schlüsse sind nur teilweise auf das Original-SN übertragbar.

So werden die Vermaschung des Netzwerkes und die Position eines Akteurs im Netz oft durch graphentheoretische Indizes gemessen: Netzdichte oder Zentralitätsmaße wie Degree-, Closeness-, Betweenness- oder Eigenvector-Centrality. Der Leser wird auf die einschlägige Literatur verwiesen (Newman, 2010; Wasserman u. Faust, 1994). Eine kurze Einführung findet sich auch wiederum in Rödder u. a. (2012).

Dieser Arbeitsbericht setzt auf den Überlegungen in Rödder u. a. (2012) auf und erweitert sie. Erstmalig wurde dort die graphentheoretische Analyse durch eine informationstheoretische und hier speziell eine entropiebasierte ersetzt. Für eine bestimmte Form sozialer Kontakte wurden die gerichteten Kanten eines Graphen als Konditionale formuliert und dann die oben genannten Indizes um informationstheoretische Maße erweitert. Dabei kann auch dieses Instrumentarium nur dann Erkenntnisse liefern, wenn es zu dem zu analysierenden SN passt. Borgatti (2005) liefert eine Typologie hinsichtlich der Relationen zwischen Akteuren. Er fokussiert dabei auf solche Netze, in denen (im-)materielle Güter, Neigungen, Verhaltensweisen, Krankheitserreger, Meldungen etc. von Akteur zu Akteur fließen oder vererbt werden. Seine Typologie findet sich in Tabelle 1.1.

In Rödder u. a. (2012) werden die einzelnen Felder erläutert; hier wie dort untersuchen wir Netzstrukturen, die dem Feld [Walks, Parallel duplication] entsprechen. Neigungen oder Attitüden werden von Akteur zu Akteur weitergegeben und verbrauchen sich dabei nicht.

[Replication]	Parallel duplication	Serial duplication	Transfer
[Trajectory]			
Geodesics	No process	Mitotic reproduction	Package delivery
Paths	Internet name-server	Viral infection	Mooch
Trails	E-mail broadcast	Gossip	Used goods
Walks	Attitude influencing	Emotional support	Money exchange

Tabelle 1.1: Typologie von Relationen nach (Borgatti, 2005)

Will heißen: Verfügt ein Akteur z.B. über eine Information, so gibt er sie voll und ganz an eine direkt von ihm erreichbare Menge von Akteuren weiter; und diese wiederum an andere Mitakteure usw.

Moderne SN umfassen oft in die Million gehende Akteursmengen und noch größere Zahlen an Verbindungen zwischen ihnen. In solchen Fällen ist die Reduktion der Netzstruktur – z.B. durch Zusammenfassung von Akteursgruppen ohne wesentlichen Informationsverlust – ein zentrales Thema. Dieser Frage ist der vorliegende Beitrag gewidmet.

Die Arbeit gliedert sich wie folgt. In Kapitel 2 erfolgt eine kurze Einführung in die entropieoptimale Modellierung von SN. Dazu werden in 2.1 Syntax und Semantik festgelegt und wird in 2.2 der Wissensaufbau beschrieben. Zum besseren Verständnis zeigen wir einige Wissensbasen zu (kleineren) Netzen. Kapitel 3 betrachtet die besondere Rolle von starken Zusammenhangskomponenten (SZK) im entropiebasierten Netz. In 3.1 wird ein Netz mittlerer Größe vorgestellt, in dem mehrere SZK vorliegen, und es werden ihre informationstheoretischen Charakteristika erarbeitet. In 3.2 berichten wir über die Kompression von SZK zu Superknoten und die informationstheoretischen Konsequenzen der Kompression. Kapitel 4 schließlich zeigt das Reduktionspotenzial durch Kompression in großen Netzen auf. Kapitel 5 fasst die Ergebnisse zusammen und wagt einen Blick auf zukünftige Forschungsarbeiten.

Kapitel 2

Wissen über Strukturen Sozialer Netzwerke

2.1 Syntax und Semantik

In Rödder u.a. (2012) wird ausführlich über den Aufbau von Wissen über konditionale Strukturen im Allgemeinen und im Besonderen für SN berichtet. Im Kontext des vorliegenden Berichts wählen wir eine leicht modifizierte und reduzierte Form der Darstellung – eben auf die jetztige Thematik zugeschnitten. Zentrale Bausteine der Wissensrepräsentation sind

- eine Variablenmenge $V = \{V_1, \ldots, V_L\}$ mit Werten oder Ausprägungen $V_l = v_l$ mit $v_l = 1$ oder 0 für $l \in \{1, \ldots, L\}$,
- Konditionale $V_l = 1 | V_k = 1$ für einige $k \neq l \in \{1, \dots, L\}$.

Die Semantik einer Variablen V_l ist die einer Proposition: Akteur l verfügt über ein (im-)materielles Gut, hat eine Neigung oder eine Verhaltensweise (1) oder nicht (0). Die Semantik eines Konditionals ist die der potenziellen Weitergabe eines solchen Artefakts von Akteur k zu l. Das Konditional $V_l = 1 | V_k = 1$ erlaubt und erzwingt die Weitergabe des Gutes von k zu l, falls k darüber verfügt. Durch die Angabe der Konditionale wird also gleichsam die potenzielle Flussstruktur des Gutes festgelegt. Tabelle 2.1 zeigt die Menge der 2^L möglichen Zustände des Netzes, ergänzt um 2^L Wahrscheinlichkeiten.

Der Schlüssel zum Verständnis der Modellierung der Netzwerkstruktur sind die Wahrscheinlichkeiten! Ihre genaue Festlegung wird im Folgeabschnitt erläutert, eine notwendige Bedingung für ihre Festlegung soll jedoch hier schon erwähnt werden.

Tabelle 2.1: Zustandsraum und Wahrscheimichkeiten eines Siv	Tabelle 2.1: Zustandsraun	und V	Wahrsch	heinlich	keiten	eines	SN
--	-----------------------------------	-------	---------	----------	--------	-------	----

$V_1V_2\ldots V_L$	Wkt.
111	p_{11}
1 1 0	p_{10}
:	:
0 0 0	p_{00}

Betrachten Sie den Zustand in (2.1) und vollziehen Sie nach: Soll das Netz die potenzielle Weitergabe des Gutes von k zu l modellieren, ist also $V_l = 1 | V_k = 1$ gefordert, ist der Zustand in (2.1) unmöglich. Denn er würde ja bedeuten: V_k hat das Gut, V_l aber nicht. Diese Unmöglichkeit wird durch die Wahrscheinlichkeit $p_{\dots 0\dots 1\dots} = 0.0$ ausgedrückt. Es zeichnet sich bereits jetzt ab, dass auf der Menge der 2^L Zustände eine Wahrscheinlichkeitsverteilung festzulegen ist, die zumindest die unmöglichen Zustände mit 0.0 belegt. Alles Weitere im Folgeabschnitt. Wenn unmissverständlich, bedienen wir uns zur Visualisierung von Konditionalen auch gerichteter Kanten oder Pfeile. $V_k \to V_l$ oder gelegentlich auch einfach $k \to l$ steht dann für das Konditional $V_l = 1 | V_k = 1$. Trotz dieser anschaulichen Darstellung muss stets beachtet werden, dass im Wissensverarbeitungsprozess der vorliegenden Arbeit der Pfeil die Semantik eines Konditionals hat.

2.2 Erwerb und Abruf von Wissen über die Netzstruktur

Bekannt seien nunmehr alle erwünschten potenziellen Güterflüsse im Netz, ausgedrückt als eine Menge von I sicheren Konditionalen der Form

$$\mathcal{R} = \{ V_{l_i} = 1 \mid V_{k_i} = 1[1.0] \text{ für einige } l_i \neq k_i \text{ und } i = 1, \dots, I \}.$$
(2.2)

Jedes Konditional bedeutet hierbei: Falls Akteur k_i über das Gut verfügt, so auch – mit Wahrscheinlichkeit 1.0 – Akteur l_i . Zur Erzeugung einer Verteilung auf dem Zustandsraum löst man nun die Aufgabe

$$\mathsf{P}^* = \arg\min R(V; \mathsf{Q}, \mathsf{P}^0) \text{ s.d. } \mathsf{Q} \models \mathcal{R}.$$
(2.3)

 P^0 ist die Gleichverteilung auf dem Zustandsraum, Q die variable Verteilung in (2.3), sie ist die Entscheidungsvariable. arg min bestimmt als P^* die Verteilung, die (2.3) löst, Rist die Relative Entropie von P^0 zu Q auf V. Die Aufgabe (2.3) errechnet die Verteilung $\mathsf{Q} = \mathsf{P}^*$ so, dass alle sicheren Konditionale in \mathcal{R} erfüllt sind $-\mathsf{Q} \models \mathcal{R}$ – und dabei minimalen informationstheoretischen Abstand von P^0 hat. Hierbei weist P^0 allen Zuständen des Netzes die gleiche Wahrscheinlichkeit $\frac{1}{2^L}$ zu, sie "kennt" die geforderte Netzstruktur (noch) nicht. Durch Lösen von (2.3) wird sie zu P^* abgeändert und über die Flussstruktur "informiert". Bekanntlich kann die Zielfunktion in (2.3) durch $\mathsf{P}^* = \arg \max H(V; \mathsf{Q})$ ersetzt werden, wobei H die Entropie der Verteilung Q auf V ist. Aus diesem Grund wird die Wissensakquisition gemäß (2.3) auch oft entropiebasiert genannt. Maximal ist die Entropie der Verteilung auf dem Zustandsraum dann, wenn alle Wahrscheinlichkeiten entweder 0.0 – siehe oben – oder gleich sind. Jedes Lehrbuch über Informationstheorie hält den Nachweis dieser Aussage bereit, das folgende Beispiel verdeutlicht die Zusammenhänge.

Beispiel 1. Zu den Netzen i) $V_1 \to V_2$, ii) $V_1 \to V_2 \to V_3$, iii) $V_2 \leftarrow V_1 \to V_3$ und iv) $V_1 \to V_3 \leftarrow V_2$ werden nun die Zustände und die Lösungen von (2.3) angegeben.

Zu i)
$$\begin{array}{c|c|c} V_1 & V_2 & \mathsf{P}^* \\ \hline 1 & 1 & \frac{1}{3} \\ 1 & 0 & 0.0 \\ 0 & 1 & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} \end{array}$$

Zu ii)	V_1	V_2	V_3	P*	Zu iii)	V_1	V_2	V_3	P*	Zu iv)	V_1	V_2	V_3	P*
	1	1	1	$\frac{1}{4}$		1	1	1	$\frac{1}{5}$		1	1	1	$\frac{1}{5}$
	1	1	0	0.0		1	1	0	0.0		1	1	0	0.0
	1	0	1	0.0		1	0	1	0.0		1	0	1	$\frac{1}{5}$
	1	0	0	0.0		1	0	0	0.0		1	0	0	0.0
	0	1	1	$\frac{1}{4}$		0	1	1	$\frac{1}{5}$		0	1	1	$\frac{1}{5}$
	0	1	0	0.0		0	1	0	$\frac{1}{5}$		0	1	0	0.0
	0	0	1	$\frac{1}{4}$		0	0	1	$\frac{1}{5}$		0	0	1	$\frac{1}{5}$
	0	0	0	$\frac{1}{4}$		0	0	0	$\frac{1}{5}$		0	0	0	$\frac{1}{5}$

Bitte vollziehen Sie nach, dass die Wahrscheinlichkeiten in P^* stets 0.0 oder gleich sind und dass ferner die den Pfeilen entsprechenden Konditionale nie verletzt sind: Ist ein $V_k = 1$, so ist $V_l = 0$ unmöglich, falls es einen Pfad von k nach l gibt.

Soweit der Wissenserwerb über mögliche Flüsse von Artefakten im Netz. Anzumerken ist noch, dass die Konditionalstruktur des Netzes transitiv ist. Falls $V_l | V_k[1.0]$ und $V_j | V_l[1.0]$ gelten, so gilt in P^* : $\mathsf{P}^*(V_j | V_k) = 1.0$. Der Nachweis ist schnell erbracht und wird hier ausgespart.

Das aufgebaute Wissensmodell ist rein konditionaler Natur: wenn, dann. Noch ist nicht bekannt, ob und welcher Akteur über das (im-)materielle Gut verfügt bzw. die Neigung oder Verhaltensweise zeigt, die nun weitergegeben werden kann und muss. Wie viele und welche Mitakteure jemand erreicht, bestimmt sein aktives Potenzial im Netz, von wie vielen und welchen er erreicht wird, bestimmt sein passives Potenzial. Solchen Fragen ist der Rest dieses Abschnitts gewidmet.

Wird Akteur k in den Zustand versetzt, über das Artefakt zu verfügen oder nicht (!), nennen wir das Evidenziieren: Akteur k's Zustand wird evident. Die mathematische Entsprechung dieses Vorgangs ist die Aufgabe (2.4):

$$\mathsf{P}^{**}(\overline{\mathsf{P}^{**}}) = \arg\min R(V; \mathsf{Q}, \mathsf{P}^*) \text{ s.d. } \mathsf{Q} \models V_k = 1[1.0] \ (\mathsf{Q} \models V_k = 0[1.0]).$$
(2.4)

So werden bei Evidenziierung von $V_k = 1$ alle von ihm erreichbaren Akteure ebenfalls in den Genuss des Artefakts kommen und in den Zustand 1 überführt. So können bei Evidenziierung von $V_k = 0$ alle ihn erreichenden Akteure ebenfalls nicht im Genuss des Artefakts sein und werden in den Zustand 0 überführt.

Beispiel 2. (Fortsetzung von Beispiel 1)

Es werden ausgewählte Evidenziierungen zu den Fällen ii), iii) und iv) vorgenommen und die jeweiligen Verteilungen P^{**} sowie die Randverteilungen auf den Variablen angegeben; zur Berechnung vgl. Rödder u. Kern-Isberner (1997); Meyer (1998, S. 64).

Zu ii) a. Evidenziierung $V_1 = 1$ V_1 V_2 $V_3 \mid \mathsf{P}^{**}$

0 1	-	-	0	
	1	1	1	1.0
	1	1	0	0.0
	1	0	1	0.0
	1	0	0	0.0
	0	1	1	0.0
	0	1	0	0.0
	0	0	1	0.0
	0	0	0	0.0

$$\mathsf{P}^{**}(V_1 = 1) = 1.0, \, \mathsf{P}^{**}(V_2 = 1) = 1.0, \, \mathsf{P}^{**}(V_3 = 1) = 1.0$$

b. Evidenziierung
$$V_2 = 1$$
 V_1 V_2 V_3 P^{**}
 1 1 1 1 $\frac{1}{2}$
 1 1 0 0.0
 1 0 1 0.0
 1 0 0 0.0
 0 1 1 $\frac{1}{2}$
 0 1 0 0.0
 0 1 1 $\frac{1}{2}$
 0 1 0 0.0
 0 0 1 0.0
 0 0 1 0.0
 0 0 0 0.0

$$\mathsf{P}^{**}(V_2 = 1) = 1.0, \ \mathsf{P}^{**}(V_3 = 1) = 1.0$$

c. Evidenziierung
$$V_3 = 1$$
 V_1 V_2 V_3 P^{**}
 1 1 1 1 $\frac{1}{3}$
 1 1 0 0.0
 1 0 1 0.0
 1 0 0 0.0
 0 1 1 $\frac{1}{3}$
 0 1 0 0.0
 0 1 1 $\frac{1}{3}$
 0 0 0 1 $\frac{1}{3}$
 0 0 0 0.0
 $P^{**}(V_3 = 1) = 1.0$

Zu iii) a. Evidenziierung
$$V_1 = 1$$
 $V_1 V_2 V_3$ P^{**}
 $1 1 1 1 1 1 1.0$
 $1 0 0 0.0$
 $1 0 0 0.0$
 $1 0 0 0.0$
 $0 1 1 0 0.0$
 $0 1 0 0.0$
 $0 0 1 0 0.0$
 $0 0 1 0.0$
 $0 0 0 1 0.0$
 $0 0 0 0 0.0$
 $P^{**}(V_1 = 1) = 1.0, P^{**}(V_2 = 1) = 1.0, P^{**}(V_3 = 1) = 1.0$
b. Evidenziierung $V_2 = 1$ $V_1 V_2 V_3$ P^{**}
 $1 1 0 0.0$
 $1 0 1 0.0$
 $1 0 0 1 0.0$
 $1 0 0 0.0$
 $0 1 1 1 \frac{1}{3}$
 $0 1 0 \frac{1}{3}$
 $0 0 1 0.0$
 $0 0 0 1 0.0$

 $\mathsf{P}^{**}(V_2 = 1) = 1.0$

Zu iv) a. Evidenziierung $V_1 = 1$ V_1 V_2 $V_3 \mid \mathsf{P}^{**}$

	· · 1	• 2	, 9	•
	1	1	1	$\frac{1}{2}$
	1	1	0	0.0
	1	0	1	$\frac{1}{2}$
	1	0	0	0.0
	0	1	1	0.0
	0	1	0	0.0
	0	0	1	0.0
	0	0	0	0.0
	/	. `		
$P^{**}(V_1 = 1) = 1.0, P^{**}$	$(V_3 =$:1)=	= 1.0	
 P**(V₁ = 1) = 1.0, P** b. Evidenziierung V₃ = 1 	$V_{3} = V_{1}$	$(1) = V_2$	= 1.0 V ₃	P**
$P^{**}(V_1 = 1) = 1.0, P^{**}$ b. Evidenziierung $V_3 = 1$	$V_3 = \frac{V_1}{1}$	$(1) = \frac{V_2}{1}$	$\frac{1.0}{V_3}$	$\frac{P^{**}}{\frac{1}{4}}$
 P**(V₁ = 1) = 1.0, P** b. Evidenziierung V₃ = 1 	$\frac{V_1}{\frac{V_1}{1}}$	$(V_2) = \frac{V_2}{1}$	= 1.0 $\frac{V_3}{1}$ 0	
$P^{**}(V_1 = 1) = 1.0, P^{**}$ b. Evidenziierung $V_3 = 1$	$V_{3} = \frac{V_{1}}{1}$ 1 1	$(V_2) = \frac{V_2}{1}$		$ \begin{array}{c} P^{**} \\ \frac{1}{4} \\ 0.0 \\ \frac{1}{4} \end{array} $
 P**(V₁ = 1) = 1.0, P** b. Evidenziierung V₃ = 1 	$V_{1} = \frac{V_{1}}{1}$	$(V_2) = \frac{V_2}{1}$		$\begin{array}{c} P^{**} \\ \hline \frac{1}{4} \\ 0.0 \\ \frac{1}{4} \\ 0.0 \end{array}$
 P**(V₁ = 1) = 1.0, P** b. Evidenziierung V₃ = 1 	$V_{1} = \frac{V_{1}}{1}$	$(1) = \frac{V_2}{1}$ 1 0 1	V_{3} V_{3} V_{3} 1 0 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	$ \begin{array}{c} $
 P**(V₁ = 1) = 1.0, P** b. Evidenziierung V₃ = 1 	$V_{1} = \frac{V_{1}}{1}$ 1 1 1 0 0	$V_2 = \frac{V_2}{1}$ 0 1 1 1		$\begin{array}{c} {P^{**}} \\ {1\over 4} \\ 0.0 \\ {1\over 4} \\ 0.0 \\ {1\over 4} \\ 0.0 \end{array}$

$$\mathsf{P}^{**}(V_3 = 1) = 1$$

Die Randverteilungen auf den Variablen zeigen das gewünschte Ergebnis. Die erreichbaren Variablen nehmen bei der jeweiligen Evidenziierung den Wert 1 an. Die Berechnung der Verteilungen $\overline{\mathsf{P}^{**}}$ und die entsprechenden Ränder auf den Variablen zeigen ebenfalls die gewünschten Ergebnisse. Sie werden hier ausgespart.

0 0.0

0

0

Die berechneten Verteilungen P^{**} des Beispiels zeigen also den gewünschten Effekt: Sie übertragen die Evidenziierung $V_k = 1[1.0]$ auf alle von k erreichbaren Akteure und die Evidenziierung $V_k = 0[1.0]$ auf alle den k erreichenden Akteure. Wäre das das Ziel unserer Überlegungen, wäre der Wissensverarbeitungsprozess (2.3) und (2.4) natürlich zu aufwändig; einfache Markierungsalgorithmen würden das Gleiche leisten. Die Vorteilhaftigkeit des Prozesses liegt in den aus den Verteilungen P^{*} und P^{**} ableitbaren informationstheoretischen Maßen, deren Berechnung benutzerfreundlich in der Expertensystemshell SPIRIT (Rödder, 2009) möglich ist. Die in Rödder u. a. (2012) abgeleiteten Maße und ihre Bedeutung für die Netzanalyse werden hier kurz wiederholt, für eine genauere Darstellung und für mathematische Beweise vergleiche man die Originalliteratur.

- Wird $V_k = 1[1.0]$ wie in (2.4) evidenziiert, so misst $R(V; \mathsf{P}^{**}, \mathsf{P}^*)$ die Information in [bit], die dem Netz durch die Evidenziierung zugeflossen ist. $R(V; \mathsf{P}^{**}, \mathsf{P}^*)$ ist also gleichsam der globale(!) Wissenszuwachs – von Akteur k ausgelöst; R misst das Diffusionspotenzial (des Akteurs).
- $R(V; \mathsf{P}^{**}, \mathsf{P}^{*})$ ist gleich $-\log_2 \mathsf{P}^{*}(V_k = 1).$ (2.5)

Bereits vor(!) Evidenziierung ist k's Diffusionspotenzial ablesbar! P^{*} "kennt" die Diffusionspotenziale aller Akteure – und diese Potenziale sind in SPIRIT benutzerfreundlich dargestellt. Es bedarf also keines Abzählens von Pfeilen auf Erreichbarkeitspfaden; die Shell hält das Potenzial bereit. Anzumerken ist noch, dass der Wert $-\log_2 \mathsf{P}^*(V_k = 1)$ nicht nur die Erreichbarkeit "zählt", sondern auch die Positionen der erreichbaren Akteure im Netz berücksichtigt; mehr dazu wiederum in Rödder u. a. (2012).

- Wird $V_k = 0[1.0]$ wie in (2.4) evidenziiert, so misst $R(V; \overline{\mathsf{P}^{**}}, \mathsf{P}^*)$ die Information in [bit], die dem Netz durch die Evidenziierung zugeflossen ist. Es misst die Lage der Akteure, von denen k erreichbar ist. Die oben genannten Autoren nennen es das Rezeptionspotenzial von k.
- $R(V; \overline{\mathsf{P}^{**}}, \mathsf{P}^*)$ ist gleich $-\log_2 \mathsf{P}^*(V_k = 0)$. (2.6) Auch hier sind die Rezeptionspotenziale aller Akteure bereits in P^* bekannt und werden in SPIRIT benutzerfreundlich zur Verfügung gestellt.

Bisher wurden kleinere Beispiele von *zyklenfreien* Netzen betrachtet; in vielen Anwendungen enthalten die Netze jedoch starke Zusammenhangskomponenten (SZK), in denen jeder Akteur von jedem über einen Pfad gerichteter Kanten – Konditionale – erreichbar ist. Die informationstheoretische Charakterisierung solcher Netze ist Gegenstand der beiden folgenden Kapitel.

Kapitel 3

Starke Zusammenhangskomponenten (SZK) unter maximaler Entropie

3.1 Informationstheoretische Charakterisierung von SZK

Zur Einführung dieses Abschnitts betrachten wir das modifizierte Newcomb-Netz wie in Abbildung 3.1. Für eine genauere Beschreibung des Netzes siehe Newcomb (1961); Trappmann u. a. (2005) oder wiederum Rödder u. a. (2012). Die modifizierte Semantik des Netzes jedoch möge die einer potenziellen Weitergabe von Neigungen, Informationen oder Botschaften sein; Akteur 18 ist isoliert. Die Konditionalstruktur gemäß Aufgabe (2.3) wurde in SPIRIT eingegeben und die Verteilung P^{*} berechnet. Die Randverteilungen von P^{*} auf allen Akteuren zeigen wir in Abbildung 3.2 und die zugehörigen Diffusionspotenziale und Rezeptionspotenziale in Abbildung 3.3.

Auffällig ist, dass auf den SZK $\{1, 6, 8, 9, 13, 17\}$, $\{7, 12\}$, $\{4, 5\}$ die Randverteilungen und damit die Diffusions- und Rezeptionspotenziale aller Akteure jeweils gleich sind. Es gibt zwar auch Akteure mit gleicher Randverteilung, die nicht in einer SZK liegen; sie werden



Abbildung 3.1: Modifiziertes Newcomb-Netz, Quelle: Rödder u. a. (2012)



Abbildung 3.2: Randverteilungen P* für alle Akteure, Quelle: Rödder u. a. (2012)



Abbildung 3.3: Diffusions-und Rezeptionspotenziale der Akteure, Quelle: [RöBrKu]

hier jedoch nicht weiter betrachtet. Siehe hierzu die Diskussion in Rödder u. a. (2012). Wir formulieren nun einen Satz, der die wesentlichen informationstheoretischen Charakterisierungen von SZK in einem SN zusammenfasst. Zwecks einfacher Schreibweise notieren wir ein Konditional der Form $V_l = 1 | V_k = 1[1.0]$ ab jetzt in der Form l | k.

Satz 1. Es sei ein SN mit der Konditionalstruktur $l_1 | k_1, \ldots, l_I | k_I$ gegeben, es sei ferner $SZK \subset \{1, \ldots, L\}$ die Indexmenge einer starken Zusammenhangskomponente $V_{SZK} \subset V$.

- i) Die Randverteilungen auf allen Akteuren $l \in SZK$ sind gleich.
- ii) Ist das gesamte SN eine SZK, sind die Randverteilungen auf allen Akteuren gleich und nehmen die Werte $\mathsf{P}^*(V_l = 1) = \mathsf{P}^*(V_l = 0) = \frac{1}{2}$ für alle $l \in SZK$ an.
- iii) Unter den Bedingungen wie in ii) ist $R(V_{SZK}; \mathsf{P}^*, \mathsf{P}^0) = L 1$ und maximal für alle möglichen Konditionalstrukturen.

Beweis.

- Zu i) Es sei $p_{1...1}^* = p$ die Wahrscheinlichkeit des Zustands 1...1 von V_{SZK} . Für ein beliebiges $l \in SZK$ betrachte $p_{v_l=1,v_{j\neq l}}^*$ für alle $j \in SZK$. Ist $v_j = 0$ für mindestens ein j, gilt wegen $v_l = 1$: $p_{v_l=1,v_{j\neq l}}^* = 0.0$. Damit ist $p_{v_l=1}^* = p_{1...1}^* + \sum_{v_j=0,\text{mind. ein } j} p_{v_l=1,v_{j\neq l}}^* = p + 0.0$. Da $l \in SZK$ beliebig gewählt wurde, hat man $p_{v_l=1}^* = p$ und $p_{v_l=0}^* = 1 - p$ für alle $l \in SZK$.
- Zu ii) Wegen i) gilt mit $V_{SZK} = V$: Nur die Zustände 1...1 und 0...0 von V liefern positive Wahrscheinlichkeiten p und 1 p und sie sind unter maximaler Entropie $p_{1...1}^* = p_{0...0}^* = \frac{1}{2}$.
- Zu iii) Für die Verteilung P* wie in ii) gilt $H(V; \mathsf{P}^*) = 1$. Damit hat man $R(V; \mathsf{P}^*, \mathsf{P}^0) = \log_2 2^L H(V; \mathsf{P}^*) = L 1$. Es bleibt zu zeigen: Für ein nicht stark zusammenhängendes Netz ist $R(V; \mathsf{P}^*, \mathsf{P}^0) < L 1$. In diesem Fall nämlich haben auch andere Netzzustände als $1 \dots 1$ und $0 \dots 0$ eine positive Wahrscheinlichkeit. Ist die Zahl dieser Zustände m, gilt $H(V; \mathsf{P}^*) = m[-\frac{1}{m}\log_2 \frac{1}{m}] > 1$ und somit $R(V; \mathsf{P}^*, \mathsf{P}^0) = \log_2 2^L H(V; \mathsf{P}^*) = L (-\log_2 \frac{1}{m}) < L 1$.

Teile des Satzes 1 wurden bereits in Rödder u.a. (2012) gezeigt, werden hier jedoch in einen erweiterten Kontext gestellt. Akteure in SZK sind informationstheoretisch nicht unterscheidbar, sie haben die gleichen Diffusions- und Rezeptionspotenziale. Im Übrigen ist die Konditionalstruktur eins SN dann ideal, wenn sie es zu einer einzigen SZK macht.

Im folgenden Abschnitt wollen wir die Frage untersuchen, ob SZK ohne größeren Wissensverlust zu einem Superknoten zusammengefasst werden können und welche informationstheoretischen Konsequenzen eine solche Knotenkompression hat. Zuvor jedoch noch eine Illustration der Ergebnisse des Satzes 1.

Beispiel 3. Für die folgenden Konditionalstrukturen geben wir die Verteilungen P^{*} an und erläutern:

i)

$$V_1 \rightarrow V_2 \swarrow V_4$$
 $V_1 \leftarrow V_2 \swarrow V_4$
 $V_1 \leftarrow V_2 \swarrow V_4$
 $V_2 \swarrow V_4$
 $V_1 \rightarrow V_2 \swarrow V_4$
 $V_1 \rightarrow V_2 \swarrow V_4$
 $V_4 \rightarrow V_5$

Zu i) Die Lösung der Aufgabe (2.3) liefert V_1 V_2 V_3 V_4 P^* 1 1 1 1 1 $\frac{1}{3}$

T	T	T	T	$\frac{1}{3}$
1	1	1	0	0.0
1	1	0	1	0.0
1	1	0	0	0.0
1	0	1	1	0.0
1	0	1	0	0.0
1	0	0	1	0.0
1	0	0	0	0.0
0	1	1	1	$\frac{1}{3}$
0	1	1	0	0.0
0	1	0	1	0.0
0	1	0	0	0.0
0	0	1	1	0.0
0	0	1	0	0.0
0	0	0	1	0.0
0	0	0	0	$\frac{1}{2}$

Für die Randverteilungen hat man $\mathsf{P}^*(V_1 = 1) = \frac{1}{3}$ und $\mathsf{P}^*(V_2 = 1) = \mathsf{P}^*(V_3 = 1) = \mathsf{P}^*(V_4 = 1) = \frac{2}{3}.$

Zu ii)	Die Lösung der Aufgabe (2.3) liefert	V_1	V_2	V_3	V_4	P*
		1	1	1	1	$\frac{1}{3}$
		1	1	1	0	0.0
		1	1	0	1	0.0
		1	1	0	0	0.0
		1	0	1	1	0.0
		1	0	1	0	0.0
		1	0	0	1	0.0
		1	0	0	0	$\frac{1}{3}$
		0	1	1	1	0.0
		0	1	1	0	0.0
		0	1	0	1	0.0
		0	1	0	0	0.0
		0	0	1	1	0.0
		0	0	1	0	0.0
		0	0	0	1	0.0
		0	0	0	0	$\frac{1}{2}$
	Für die Randverteilungen hat man 1) = $P^*(V_4 = 1) = \frac{1}{3}$.	$P^*(V_1$	= 1) =	$\frac{2}{3}$ uno	d $P^*(V_2 = 1) = P^*(V_3 =$

Zu iii) Die Lösung der Aufgabe (2.3) liefert	V_2	V_3	V_4	P*
	1	1	1	$\frac{1}{2}$
	1	1	0	0.0

	0	0	$0 \frac{1}{2}$		
Für die Randverteilungen hat	man $P^*(V_2)$	2 = 1)	$= P^*(V_3$	$= 1) = P^*$	$(V_4 = 1) = \frac{1}{2}.$

 $0 \frac{1}{2}$

0.0

0.0

0.0

0.0

0.0

Zu iv) Ohne die Lösung der Aufgabe (2.3) explizit aufzuschreiben, geben wir die Randverteilungen an: $\mathsf{P}^*(V_1 = 1) = \frac{1}{4} \; \mathsf{P}^*(V_2 = 1) = \mathsf{P}^*(V_3 = 1) = \mathsf{P}^*(V_4 = 1) = \frac{1}{2}$ und $\mathsf{P}^*(V_5 = 1) = \frac{3}{4}$.

Die Verteilungen P^* in Beispiel 3 zeigen die erwünschten Effekte; Randwahrscheinlichkeiten in SZK sind gleich. Ansonsten beobachten wir – wie schon in den Beispielen 1 und 2 – kleinere Wahrscheinlichkeiten $\mathsf{P}^*(V_l = 1)$ bei größerem Diffusions- und kleinere Wahrscheinlichkeiten $\mathsf{P}^*(V_l = 0)$ bei größerem Rezeptionspotenzial.

3.2 Kompression von SZK zu Superknoten

In diesem Abschnitt bezeichne wiederum $SZK \subset \{1, \ldots, L\}$ die Indexmenge einer starken Zusammenhangskomponente $V_{SZK} \subset V, k \in SZK$ einen beliebigen Akteur aus dieser Komponente, $REST = \{1, \ldots, L\} \setminus SZK$ die restlichen Knoten des Netzes, und es sei P* die Lösung der Aufgabe (2.3).

Definition 1. (Knotenkompression)

Eine Knotenkompression nach V_{SZK} ist die Bildung des Netzes mit der Akteursmenge $V_{\sigma} \cup V_{REST}$, wobei der Akteur V_{σ} die Komponente V_{SZK} ersetzt. Die Verteilung $\mathsf{P}^*\mathsf{I}_{V_{\sigma}\cup V_{REST}}$ ist Lösung von (2.3) auf dem neuen Netz, d.h. unter Wegfall der Konditionale "in" SZK und bei Übertragung der Konditionale zwischen $V_l, l \in SZK$ und $V_j, j \in REST$, auf V_{σ} und $V_j, j \in REST$.

Bemerkung: $\mathsf{P}^*\mathsf{I}_{V_{\sigma}\cup V_{REST}}$ – auch kurz $\mathsf{P}^*\mathsf{I}$ – ist identisch mit der Randverteilung von P^* auf $V_l \cup V_{REST}$ für ein beliebiges $l \in SZK$. Anstelle eines formalen Beweises führen wir Beispiel 3 fort.

Beispiel 4. (Fortsetzung von Beispiel 3)

Zu den Konditionalstrukturen i), ii), iii), iv) erhält man folgende reduzierte Graphen und die zugehörigen Randverteilungen.

Zu i) $V_1 \rightarrow V_\sigma$ ist der reduzierte Graph mit der Verteilung

V_1	V_{σ}	P*I	Überprüfen Sie bitte, dass die Verteilung den
1	1	$\frac{1}{3}$	Rand auf z.B. V_1, V_2 widerspiegelt.
1	0	0.0	
0	1	$\frac{1}{3}$	
0	0	$\frac{1}{3}$	

Zu ii) $V_1 \leftarrow V_{\sigma}$ ist der reduzierte Graph mit der Verteilung

V_1	V_{σ}	P*I	Überprüfen Sie bitte, dass die Verteilung den
1	1	$\frac{1}{3}$	Rand auf z.B. V_1, V_2 widerspiegelt.
1	0	$\frac{1}{3}$	
0	1	0.0	
0	0	$\frac{1}{3}$	

Zu iii) V_{σ} ist der reduzierte Graph mit der Verteilung

$$\begin{array}{c|c}
V_{\sigma} & \mathsf{P}^*\mathsf{I} \\
\hline
1 & \frac{1}{2} \\
0 & \frac{1}{2}
\end{array}$$

Wiederum stellt die Verteilung den Rand auf jedem $V_l \in V$ dar.

Zu iv) $V_1 \rightarrow V_{\sigma} \rightarrow V_5$ ist der reduzierte Graph mit der Verteilung

V_1	V_{σ}	V_5	P*I
1	1	1	$\frac{1}{4}$
1	1	0	0.0
1	0	1	0.0
1	0	0	0.0
0	1	1	$\frac{1}{4}$
0	1	0	0.0
0	0	1	$\frac{1}{4}$
0	0	0	$\frac{1}{4}$

Auffällig in diesem Beispiel ist, dass der reduzierte Graph

- wie in i) die gleiche Verteilung wie in Beispiel 1 i),
- wie in iv) die gleiche Verteilung wie in Beispiel 1 ii) hat.

Ist die SZK einmal zum Superknoten komprimiert, ist er informationstheoretisch nicht mehr als solcher zu erkennen. Das reduzierte Netz ist einem strukturgleichen ohne Superknoten äquivalent. Das wird nun in einem Satz festgehalten.

Satz 2.

- i) Die Entropien im Netz sind vor und nach Knotenkompression gleich.
- ii) Der Superknoten V_{σ} im reduzierten Netz hat das gleiche Diffusions- und Rezeptionspotenzial wie jeder Knoten der SZK vor Kompression.

Beweis.

Es sei $k \in SZK$ ein beliebig fester Knoten.

Zu i) Mit der in diesem Abschnitt eingeführten Symbolik sei $v = v_k v_{SZK \setminus \{k\}} v_{REST}$ ein beliebiger Zustand des Netzes und P* die Lösung von (2.3). Faktorisiere

 $\mathsf{P}^*(v) = \mathsf{P}^*(v_k) \cdot \mathsf{P}^*(v_{SZK \setminus \{k\}} \mid v_k) \cdot \mathsf{P}^*(v_{REST} \mid v_{SZK}).$

Damit ergibt sich für die Entropie des Netzes

$$H(V; \mathsf{P}^*) = -\sum_{\text{alle } v} \mathsf{P}^*(v) \log_2 \mathsf{P}^*(v) = -\sum_{\text{alle } v_k} \mathsf{P}^*(v_k) \log_2 \mathsf{P}^*(v_k)$$
$$- \sum_{\text{alle } v_k} \mathsf{P}^*(v_k) \sum_{\text{alle } v_{SZK \setminus \{k\}}} \mathsf{P}^*(v_{SZK \setminus \{k\}} \mid v_k) \log_2 \mathsf{P}^*(v_{SZK \setminus \{k\}} \mid v_k)$$
$$- \sum_{\text{alle } v_{SZK}} \mathsf{P}^*(v_{SZK}) \sum_{\text{alle } v_{REST}} \mathsf{P}^*(v_{REST} \mid v_{SZK}) \log_2 \mathsf{P}^*(v_{REST} \mid v_{SZK})$$

Nun ist aber der mittlere Term – also die bedingte Entropie gegeben V_k – gleich 0.0, da alle auftretenden bedingten Wahrscheinlichkeiten 1.0 oder 0.0 sind. Damit hat man $H(V; \mathsf{P}^*) = H(V_k; \mathsf{P}^*) + \underbrace{H(V_{SZK} \mid V_k; \mathsf{P}^*)}_{H(V_{SZK} \mid V_k; \mathsf{P}^*)} + H(V_{REST} \mid V_{SZK}; \mathsf{P}^*).$

Nun sei das reduzierte Netz betrachtet. O.B.d.A. sei V_k der Superknoten V_{σ} und \overline{V} die Akteursmenge. $\overline{v} = v_k v_{REST}$ sei wiederum ein beliebiger Zustand des Netzes und $\mathsf{P}^*\mathsf{I}_{\{k\}\cup REST}$ oder einfach $\mathsf{P}^*\mathsf{I}$ die Randverteilung von P^* . Mit der Faktorisierung $\mathsf{P}^*\mathsf{I}(\overline{v}) = \mathsf{P}^*\mathsf{I}(v_k)\mathsf{P}^*\mathsf{I}(v_{REST} \mid v_k)$ erhält man jetzt

$$H(\overline{V}; \mathsf{P}^*\mathsf{I}) = H(V_k; \mathsf{P}^*\mathsf{I}) + H(V_{REST} | V_k; \mathsf{P}^*\mathsf{I})$$

= $H(V_k; \mathsf{P}^*) + H(V_{REST} | V_k; \mathsf{P}^*)$

Zu ii) Die Aussage ist eine unmittelbare Folge aus der Tatsache, dass die Randverteilung auf V_{σ} identisch mit der jedes Akteurs in SZK ist.



Abbildung 3.4: Komprimiertes Newcomb-Netzwerk

Zusammenfassend lässt sich also feststellen:

- Die Entropien des ursprünglichen und des reduzierten Netzes sind gleich.
- Der Superknoten hat die gleiche Randverteilung wie jedes $V_k \in V_{SZK}$ im ursprünglichen Netz.
- Damit hat der Superknoten im reduzierten Netz auch das gleiche Diffusions- und Rezeptionspotenzial wie jedes $V_k \in V_{SZK}$ im ursprünglichen Netz.

Hat ein Netz zahlreiche SZK, kann der Reduktionsvorgang solange wiederholt werden, bis alle SZK zu Superknoten komprimiert sind; die Entropie bleibt dabei stets gleich. Informationstheoretisch entstehen also stets äquivalente Netze. Die Aussagen (2.5) und (2.6) aus Abschnitt 2.2 sind auch im reduzierten Netz mit P*I statt P* gültig. Informationstheoretisch äquivalent bedeutet natürlich(!) nicht graphentheortisch äquivalent. Inzidenzen und Adjazenzen ändern sich in dem Maße, wie ursprüngliche Akteure in SZK aus dem Netz entfernt werden und in die Superknoten "einfließen". Aufgrund der Transitivität der Konditionale – siehe wiederum Abschnitt 2.2 – sind alle Akteure in einer SZK untereinander erreichbar, sie alle erhalten also das (im-)materielle Gut oder die Botschaft, falls es nur ein Akteur erhält. Kompression von SZK zu Superknoten ist ein probates Mittel zur Vereinfachung der Netzstruktur zwischen den Akteuren. Zur Illustration der Aussage greifen wir wieder das Newcomb-Netz auf und zeigen in Abbildung 3.4 den zu Abbildung 3.3 reduzierten Graphen mit den Superknoten 1.6-8-9-13_17, 7_12, 4_5. In jedem Superknoten sind die Randwahrscheinlichkeiten erkennbar; sie entsprechen denen der Akteure in den SZK des nicht komprimierten Netzes.

Kapitel 4

Netzreduktion durch Kompression

Für viele Anwendungen von SN trägt eine Reduktion des Netzes zur Transparenz bei. Gruppierungen von Akteuren in SZK werden erkennbar und die Abhängigkeiten zwischen den Gruppen ebenfalls. In diesem Kapitel demonstrieren wir das Reduktionspotenzial in größeren Netzen an zwei Beispielen, je einem Zufallsnetz mit 750 und 672 Akteuren.



Abbildung 4.1: Ausschnitt eines Zufallsnetzes mit 750 Knoten

Beispiel 5. Man betrachte ein Zufallsnetz mit 750 Akteuren und 756 Konditionalen. Abbildung 4.1 zeigt einen Ausschnitt des Netzes, so wie es in SPIRIT eingegeben wurde.

Für den vorliegenden Fall ergibt sich eine Entropie des Netzes von 6.022 [bit], dem System sind also $\log_2 2^{750} - H(V; \mathsf{P}^*) = 750 - 6.022$ [bit] zugeflossen. Durch Ausnutzung der Scilab-Funktionen (Scilab Enterprises, 2012) *strong_connex* und *supernode* werden die SZK identifiziert und das reduzierte Netz erstellt. Abbildung 4.2 zeigt das Ergebnis: 8 Knoten, zwei getrennte Teilnetze.



Abbildung 4.2: Das reduzierte Netz zu Abbildung 4.1

Die Entropie in den Teilnetzen beträgt 2.322 [bit] und 3.700 [bit], also insgesamt 6.022 [bit]. Die Reduktion des Netzes ist erheblich und lässt tiefe Einblicke über die in Abbildung 4.1 noch verborgenen Strukturen zu. Das beeindruckende Ergebnis legt jedoch die Vermutung nahe, dass dieses Netz nicht wirklich zufällig ist. Und diese Vermutung ist richtig. Es handelt sich um ein synthetisches Netzwerk, das um das reduzierte Netz aus Abbildung 4.2 herum konstruiert wurde. Zu den 8 Knoten wurden zufällig weitere Akteure und Verbindungen hinzugefügt, bis die gewünschte Anzahl an Akteuren erreicht war. Dabei wurden die ursprünglichen Knoten zu SZK aufgebläht. Das Trivialbeispiel zeigt immerhin die informationstheoretische Äquivalenz der Netze.

Nun soll ein echtes zufälliges Netzwerk untersucht werden. Die Bildung des Netzes mit Scilab ist schnell beschrieben. Nach Anlegen einer unbesetzten $L \times L$ Matrix wird eine Verbindungswahrscheinlichkeit q festgelegt. Das Matrixelement (k, l) wird mit 1 besetzt, falls ein gleichverteilter Zufallsgenerator einen Wert $\leq q$ erzeugt, anderenfalls mit 0; die Matrix wird zur Adjazenzmatrix A. Nach Bereinigung isolierter Knoten enthält A den Bauplan für ein verbundenes Zufallsnetzwerk. Die Wahl von q entscheidet, ob es sich dabei um ein eher dicht oder eher dünn besetztes Netzwerk handelt. Eine hohe Dichte geht i.d.R. mit der Bildung weniger großer SZK einher; eine geringe Dichte ist aber kein Grund für das Gegenteil. Für unsere Zwecke sollen aber gerade Netzwerke mit mehreren sZK erzeugt werden. Die Idee ist, ein recht dünn besetztes Netzwerk zufällig generieren zu lassen und anschließend gezielt geschlossene Kantenzüge einzubauen. Dies geschieht, indem eine gewünschte Anzahl an Akteuren zufällig ausgewählt und anschließend zu einem geschlossenen Kantenzug verbunden wird. Dabei sollen jedoch nur die Akteure miteinander verbunden werden, die noch nicht Element einer SZK sind. Das Vorgehen wird beliebig oft wiederholt.

Anschließend können die Konditionale $V_l \mid V_k[1.0]$ der Shell SPIRIT übergeben werden.



Abbildung 4.3: Synthetisches Netz mit 672 Knoten

Beispiel 6. Ein so erzeugtes Netz zeigt Abbildung 4.3. Mit Parametern L = 1500 und q = 0.000175 wurde ein Netzwerk mit insgesamt 672 Akteuren erzeugt. Zusätzlich wurde in 1000 Iterationen versucht, SZK mit einer Größe von 6 Mitgliedern zu erzeugen. Das resultierende Netzwerk enthält 141 SZK mit der in Tabelle 4.1 gezeigten Größenverteilung. Nach Eingabe in SPIRIT weist die Shell eine Entropie von 186.42 [bit] bei 1703 Konditionalen aus. Nach dem oben beschriebenen Reduktionsprozess enthält das Netz noch 388

Mitglieder	2	3	4	5	6	12	17	29
Anzahl	69	26	23	11	9	1	1	1

Tabelle 4.1: Größenverteilung der SZK des 672er Netzwerks



Abbildung 4.4: Komprimiertes synthetisches Netz mit 388 Knoten

(Super-)Knoten bei natürlich gleicher Entropie. Die Anzahl der Konditionale reduziert sich auf 535. Abbildung 4.4 illustriert die erhebliche Reduktion.

Ein weiteres Beispiel, an dem auch gleichzeitig wichtige Aussagen dieses Berichts demonstriert werden können, stammt von Opsahl u. Panzarasa (2009) und enthält 1899 Knoten mit 20296 Konditionalen. Wie Abbildung 4.5 anschaulich zeigt, handelt es sich dabei um ein eher dichtes Netz. Trotz ausgeklügelter Berechnungsverfahren (vgl. Meyer, 1998) stößt SPIRIT hier sowohl hinsichtlich des Aufbaus der Verteilung als auch des grafischen Darstellungsvermögens an Grenzen. Die Darlegung der Gründe hierfür sprengen den Rahmen dieses Arbeitsberichts. Stattdessen nutzen wir Satz 2 aus und führen unsere Analyse am komprimierten Netz durch. Vorher werfen wir noch einen genaueren Blick auf die Strukturen des Originalnetzwerks. Dort finden sich 5 bilaterale SZK (SZK 2 - SZK 6) sowie eine große SZK (SZK 1) mit 1294 Mitgliedern. 595 Knoten sind in keiner SZK (Peripherie). Von den Mitgliedern der SZK 1 werden 20170 ausgehende und 19117 eingehende Kontakte unterhalten. Davon dienen jeweils 19026 der Kommunikationen innerhalb der SZK. Lediglich 1144 der ausgehenden Pfeile haben Destinationen außerhalb der Komponente, eine verschwindende Anzahl von 91 Beziehungen finden ihr Ziel dorthin von außerhalb. Allein diese Zahlen lassen erwarten, dass die Kompression eindrucksvolle Effekte erzeugen wird und diese Erwartung wird nicht enttäuscht: Das komprimierte Netz enthält nur noch 601 Knoten, davon natürlich 6 Superknoten, und 614 Konditionale. Abbildung 4.6 ist zum einen die umfangreiche Komplexitätsreduktion anzusehen, zum anderen zeigt sich, dass sich das Netzwerk um den Superknoten 1 herum gruppiert.

Entropy	Measure of Inconsistency	Transinformation
Dependencies LEG Structure	Impacts	
	0- 0 1140	
0-0-12H	0- 0 - 0	0 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
	- • • • • • • • • • • • • • • • • • • •	
	0- 0 F217	
0- 0 ====	0- 0 0- 0 F127	
	() F451 ()- () F657	
	0- 0 = 0	C++
	0- 0 - 0 - 0-	
	0- 0- 0 F4	Late 0 → 0 → 0 → 0 → 0 → 0 → 0 → 0 → 0 → 0
0-0-0-0	0- 0 FOI	Co-0,512 Co-0,5
		O-⊕ 100 <
	0- 0 rass	

Abbildung 4.5: Facebook-like network, in Anlehnung an Opsahl u. Panzarasa (2009)

Das Diffusionspotenzial des Superknotens 1 ist immens. Der Abbildung 4.6 ist es leider nicht zu entnehmen, daher geben wir den Wert hier an: etwa 519 [bit]. Das entspricht einer Wahrscheinlichkeit von ca. 10^{-156} für die Variablenausprägung 1, das Rezeptionspotenzial ist dagegen vernachlässigbar gering mit der Gegenwahrscheinlichkeit von $1 - 10^{-156}$. Die extreme Ausprägung der Potenziale lässt sich auch hier mittels der Struktur des reduzierten Netzwerks erläutern. Von den insgesamt 614 Konditionalen beschreiben 555 die ausgehende und nur 34 die eingehende Kommunikation des Superknotens 1. Damit nimmt

Tabelle 4.2: Zentralitäten vor und nach Kompression Opsahls Netzwerk

	Opsahls Ne	komprimiertes Opsahl-Netz		
Knoten-Nr.	c_D^+	Netzwergruppe	Knoten-Nr.	c_D^+
32	0,0721812	SZK 1	Super 1	0,1516667
784	0,0136986	Peripherie	784	0,0433333
10	0,0010537	SZK 2	Super 10	0,0016667
433	0,0010537	SZK 5	Super 433	0,0033333
20	0,0031612	SZK 3	Super 20	0,0083333
187	0,0005269	SZK 4	Super 187	0
1797	0,0005269	SZK 6	Super 1797	0

Superknoten 1 ganz offensichtlich eine zentrale Position im Netzwerk ein – ruft man sich den Ursprung der Daten in Erinnerung, scheint es nicht falsch, diese als "information



Abbildung 4.6: Reduziertes Netz zu Abbildung 4.5

hub" (vgl. bspw. Kleinberg, 1999) zu bezeichnen.

Tabelle 4.2 zeigt einen Vergleich der out degree-Zentralitäten (c_D^+) (vgl. Freeman, 1979) ausgewählter Akteure der einzelnen Netzwerkgruppen vor und nach Kompression des Netzwerks.

Die Berechnungen wurden mit Scilab ausgeführt. Nicht überraschend ist der "zentralste" Akteur (32) ein Vertreter der SZK 1. Den höchsten Zentralitätswert außerhalb von SZK 1 nimmt der Akteur 784 ein; er gehört keiner SZK an. Die Vertreter der anderen SZK folgen mit deutlichem Abstand. Wie in Abschnitt 3.2 erwähnt, ändern sich die Zentralitäten natürlich mit der Kompression. Akteur 32 wird nun von dem Superknoten 1 repräsentiert und weist eine vergleichsweise höhere Zentralität aus. Auch der Peripherieknoten behält seine hohe Zentralität bei. Die Ergebnisse der Knoten Super 10, Super 433 sowie Super 20 sind unspektakulär. Für die SZK 187 bzw. 1797 sinkt die Zentralität hingegen auf Null. Für die jeweiligen Superknoten kann festgehalten werden, dass ihre Zentralität lediglich auf dem bilateralen Verhältnis beruhte. Beide SZK bzw. Superknoten sind lediglich "Informationsempfänger". Dieser Zusammenhang ist rein graphentheoretischer Natur. Was bei der graphentheoretischen Betrachtung nicht offensichtlich wird, ist, dass sich das Diffusions- und Rezeptionspozenzial auch bei Kompression nicht ändert. Etwas unsauber ausgedrückt, ist ihre informationstheoretische Position invariant gegenüber der Netzreduktion.

Kapitel 5

Zusammenfassung und Ausblick

Im Diskussionsbeitrag Nr. 481 der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften an der Fern-Universität in Hagen wurde eine neue Form der Analyse von Interaktionen in Netzwerken vorgestellt. Dazu prägt man einem gerichteten Netzwerk eine Konditionalstruktur und in Folge eine solche Wahrscheinlichkeitsverteilung auf, deren Entropie minimal von der der Gleichverteilung abweicht. Das damit intendierte Vorsichtsprinzip besagt: Wähle eine solche probabilistische Abhängigkeitsstruktur, die kein nicht mitgeteiltes Wissen über das Netz beinhaltet.

Für solche informationstheoretisch aufbereiteten Netze konnten dann neue Analyseinstrumente vorgestellt werden:

- ein Maß für die (Struktur-)Dichte des Netzes,
- Maße für das Diffussions- und Rezeptionspotenzial aller Akteure,
- ein Maß für die Einbindung jedes Akteurs ins Netz

etc.

Multiple Netze – d.h. Netze mit mehreren Interaktionsarten – konnten ebenso modelliert werden, wie die Trennung von Akteur und dem Interaktionssubstrat. Alle Netze sind in der Expertensystem-Shell SPIRIT abbildbar, und die genannten Maße werden von dieser Shell bereitgestellt.

Bereits bei diesen Untersuchungen fiel auf, dass Akteure in sogenannten starken Zusammenhangskomponenten des Netzes informationstheoretisch nicht unterscheidbar sind; sie alle haben gleiches Diffusions- und Rezeptionspotenzial. Hier setzt der aktuelle Diskussionsbeitrag an.

Zunächst wird die Darstellung der Wissensakquisition vereinfacht und auf die Lösung der zu stellenden Fragestellungen zugeschnitten. Dann erfolgt eine informationstheoretische Charakterisierung von solchen Zusammenhangskomponenten und ihre Verdichtung zu sogenannten Superknoten. Superknoten ersetzen diese Komponenten, wahren dabei jedoch die gesamte konditionale Einbindung ins Netz. Es kann dann gezeigt werden, dass die Verdichtung von – auch mehreren – Zusammenhangskomponenten den informationstheoretischen Charakter des Netzes nicht ändert. Ein wenig lax gesagt: Die verbleibende Unsicherheit=Entropie nach Erlernen der Struktur im *reduzierten* Netz ist der verbleibenden Unsicherheit (nach Erlernen der Struktur) im *ursprünglichen* Netz gleich. Der Vorteil solcher Reduktionen liegt auf der Hand:

- Sie filtern Zusammenhangskomponenten aus dem Netz heraus,
- sie machen die Abhängigkeiten zwischen Akteursgruppen transparent.

Ein kleines (18 Akteure mit 34 Konditionalen) und zwei größere (750 Akteure mit 756 Konditionalen, 672 Akteure und 1703 Konditionale) werden untersucht, reduziert und ihre informationstheoretischen Charakteristika erarbeitet. Die Reduktionseffekte sind beeindruckend. Es schließen sich einige Bemerkungen über das Netzwerk von Opsahl u. Panzarasa (2009) an. Dieses "facebook-like" Netz hat 1899 Knoten und 20296 Konditionale. In dieser Form entzieht es sich der Berechenbarkeit durch SPIRIT (Rödder, 2009), nicht aber das reduzierte Netz. In der reduzierten Form lassen sich informationstheoretische Eigenschaften von Superknoten ableiten, die Schlüsse über das Originalnetz ermöglichen und über rein graphentheoretische Analysen hinausgehen.

Wie bereits in Diskussionsbeitrag Nr. 481 erwähnt, sind die bisher untersuchten Netze ein Spezialfall insofern, als alle Konditionale sicher sind. Die Frage der Berechnung aller informationstheoretischen Indizes wie Netzdichte, Diffusion, Rezeption und Einbindung für den Fall, dass die Konditionale nicht sicher, sondern mit einer von 1.0 verschiedenen Wahrscheinlichkeit gelten, ist Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

Literaturverzeichnis

- [Barnes 1969] BARNES, John A.: Networks and political process. In: MITCHELL, James C. (Hrsg.): (Social networks in urban situations). Manchester : Manchester University Press, 1969, S. 1–50
- [Borgatti 2005] BORGATTI, S.: Centrality and network flow. In: *Social Networks* 27 (2005), January, Nr. 1, S. 55–71
- [Freeman 1979] FREEMAN, Linton C.: Centrality in social networks conceptual clarification. In: Social Networks 1 (1979), Nr. 3, S. 215–239
- [Kleinberg 1999] KLEINBERG, Jon M.: Authoritative sources in a hyperlinked environment. In: Journal of the ACM (JACM) 46 (1999), Nr. 5, S. 604–632
- [Meyer 1998] MEYER, Carl H.: Korrektes Schließen bei unvollständiger Information, FernUniversität in Hagen, Diss., 1998
- [Newcomb 1961] NEWCOMB, Theodore M.: *The acquaintance process*. Holt, Rinehart and Winston, 1961 (Report (Western Behavioral Sciences Institute))
- [Newman 2010] NEWMAN, Mark E. J.: Networks: An Introduction. OUP Oxford, 2010
- [Opsahl u. Panzarasa 2009] OPSAHL, Tore ; PANZARASA, Pietro: Clustering in weighted networks. In: *Social Networks* 31 (2009), Nr. 2, S. 155 163
- [Rödder u. a. 2012] RÖDDER, Wilhelm ; BRENNER, Dominic ; KULMANN, Friedhelm: Entropiebasierte Analyse von Interaktionen in Sozialen Netzwerken. In: *Diskussionsbeitrag der Fakultät für Wirtschaftswissenschaft*, FernUniversität in Hagen, 2012 (481)
- [Rödder u. Kern-Isberner 1997] RÖDDER, Wilhelm ; KERN-ISBERNER, Gabriele: Léa Sombé und entropie-optimale Informationsverarbeitung mit der Expertensystem-Shell SPIRIT. In: Operations-Research-Spektrum 19 (1997), Nr. 1, S. 41–46
- [Rödder 2009] Rödder, Wilhelm: SPIRITshell. 3.8.1.3.Extended. Hagen: FernUniversität in Hagen, 2009. – http://xspirit.de/ (19.09.2013)
- [Scilab Enterprises 2012] SCILAB ENTERPRISES: Scilab: Free and Open Source software for numerical computation. 5.4.0. Orsay, France: Scilab Enterprises, 2012. – http://www.scilab.org (19.09.2013)
- [Scott 1991] SCOTT, John: Social network Analysis. London : Sage, 1991
- [Trappmann u. a. 2005] TRAPPMANN, Mark ; HUMMELL, Hans J. ; SODEUR, Wolfgang: Strukturanalyse sozialer Netzwerke. Konzepte, Modelle, Methoden. VS Verlag, 2005
- [Wasserman u. Faust 1994] WASSERMAN, Stanley ; FAUST, Katherine: Social network analysis: methods and applications. Cambridge University Press : Cambridge, 1994

Die Diskussionspapiere ab Nr. 183 (1992) bis heute, können Sie im Internet unter <u>http://www.fernuni-hagen.de/wirtschaftswissenschaft/forschung/beitraege.shtml</u> einsehen

und zum Teil downloaden.

Ältere Diskussionspapiere selber erhalten Sie nur in den Bibliotheken.

Nr	Jahr	Titel	Autor/en
420	2008	Stockkeeping and controlling under game theoretic aspects	Fandel, Günter Trockel, Jan
421	2008	On Overdissipation of Rents in Contests with Endogenous Intrinsic Motivation	Schlepütz, Volker
422	2008	Maximum Entropy Inference for Mixed Continuous-Discrete Variables	Singer, Hermann
423	2008	Eine Heuristik für das mehrdimensionale Bin Packing Problem	Mack, Daniel Bortfeldt, Andreas
424	2008	Expected A Posteriori Estimation in Financial Applications	Mazzoni, Thomas
425	2008	A Genetic Algorithm for the Two-Dimensional Knapsack Problem with Rectangular Pieces	Bortfeldt, Andreas Winter, Tobias
426	2008	A Tree Search Algorithm for Solving the Container Loading Problem	Fanslau, Tobias Bortfeldt, Andreas
427	2008	Dynamic Effects of Offshoring	Stijepic, Denis Wagner, Helmut
428	2008	Der Einfluss von Kostenabweichungen auf das Nash- Gleichgewicht in einem nicht-kooperativen Disponenten- Controller-Spiel	Fandel, Günter Trockel, Jan
429	2008	Fast Analytic Option Valuation with GARCH	Mazzoni, Thomas
430	2008	Conditional Gauss-Hermite Filtering with Application to Volatility Estimation	Singer, Hermann
431	2008	Web 2.0 auf dem Prüfstand: Zur Bewertung von Internet- Unternehmen	Christian Maaß Gotthard Pietsch
432	2008	Zentralbank-Kommunikation und Finanzstabilität – Eine Bestandsaufnahme	Knütter, Rolf Mohr, Benjamin
433	2008	Globalization and Asset Prices: Which Trade-Offs Do Central Banks Face in Small Open Economies?	Knütter, Rolf Wagner, Helmut
434	2008	International Policy Coordination and Simple Monetary Policy Rules	Berger, Wolfram Wagner, Helmut
435	2009	Matchingprozesse auf beruflichen Teilarbeitsmärkten	Stops, Michael Mazzoni, Thomas
436	2009	Wayfindingprozesse in Parksituationen - eine empirische Analyse	Fließ, Sabine Tetzner, Stefan
437	2009	ENTROPY-DRIVEN PORTFOLIO SELECTION a downside and upside risk framework	Rödder, Wilhelm Gartner, Ivan Ricardo Rudolph, Sandra
438	2009	Consulting Incentives in Contests	Schlepütz, Volker

439	2009	A Genetic Algorithm for a Bi-Objective Winner- Determination Problem in a Transportation-Procurement Auction"	Buer, Tobias Pankratz, Giselher
440	2009	Parallel greedy algorithms for packing unequal spheres into a cuboidal strip or a cuboid	Kubach, Timo Bortfeldt, Andreas Tilli, Thomas Gehring, Hermann
441	2009	SEM modeling with singular moment matrices Part I: ML- Estimation of time series	Singer, Hermann
442	2009	SEM modeling with singular moment matrices Part II: ML- Estimation of sampled stochastic differential equations	Singer, Hermann
443	2009	Konsensuale Effizienzbewertung und -verbesserung – Untersuchungen mittels der Data Envelopment Analysis (DEA)	Rödder, Wilhelm Reucher, Elmar
444	2009	Legal Uncertainty – Is Hamonization of Law the Right Answer? A Short Overview	Wagner, Helmut
445	2009	Fast Continuous-Discrete DAF-Filters	Mazzoni, Thomas
446	2010	Quantitative Evaluierung von Multi-Level Marketingsystemen	Lorenz, Marina Mazzoni, Thomas
447	2010	Quasi-Continuous Maximum Entropy Distribution Approximation with Kernel Density	Mazzoni, Thomas Reucher, Elmar
448	2010	Solving a Bi-Objective Winner Determination Problem in a Transportation Procurement Auction	Buer, Tobias Pankratz, Giselher
449	2010	Are Short Term Stock Asset Returns Predictable? An Extended Empirical Analysis	Mazzoni, Thomas
450	2010	Europäische Gesundheitssysteme im Vergleich – Effizienzmessungen von Akutkrankenhäusern mit DEA –	Reucher, Elmar Sartorius, Frank
451	2010	Patterns in Object-Oriented Analysis	Blaimer, Nicolas Bortfeldt, Andreas Pankratz, Giselher
452	2010	The Kuznets-Kaldor-Puzzle and Neutral Cross-Capital-Intensity Structural Change	Stijepic, Denis Wagner, Helmut
453	2010	Monetary Policy and Boom-Bust Cycles: The Role of Communication	Knütter, Rolf Wagner, Helmut
454	2010	Konsensuale Effizienzbewertung und –verbesserung mittels DEA – Output- vs. Inputorientierung –	Reucher, Elmar Rödder, Wilhelm
455	2010	Consistent Modeling of Risk Averse Behavior with Spectral Risk Measures	Wächter, Hans Peter Mazzoni, Thomas

456	2010	Der virtuelle Peer – Eine Anwendung der DEA zur konsensualen Effizienz- bewertung –	Reucher, Elmar
457	2010	A two-stage packing procedure for a Portuguese trading company	Moura, Ana Bortfeldt, Andreas
458	2010	A tree search algorithm for solving the multi-dimensional strip packing problem with guillotine cutting constraint	Bortfeldt, Andreas Jungmann, Sabine
459	2010	Equity and Efficiency in Regional Public Good Supply with Imperfect Labour Mobility – Horizontal versus Vertical Equalization	Arnold, Volker
460	2010	A hybrid algorithm for the capacitated vehicle routing problem with three-dimensional loading constraints	Bortfeldt, Andreas
461	2010	A tree search procedure for the container relocation problem	Forster, Florian Bortfeldt, Andreas
462	2011	Advanced X-Efficiencies for CCR- and BCC-Modell – Towards Peer-based DEA Controlling	Rödder, Wilhelm Reucher, Elmar
463	2011	The Effects of Central Bank Communication on Financial Stability: A Systematization of the Empirical Evidence	Knütter, Rolf Mohr, Benjamin Wagner, Helmut
464	2011	Lösungskonzepte zur Allokation von Kooperationsvorteilen in der kooperativen Transportdisposition	Strangmeier, Reinhard Fiedler, Matthias
465	2011	Grenzen einer Legitimation staatlicher Maßnahmen gegenüber Kreditinstituten zur Verhinderung von Banken- und Wirtschaftskrisen	Merbecks, Ute
466	2011	Controlling im Stadtmarketing – Eine Analyse des Hagener Schaufensterwettbewerbs 2010	Fließ, Sabine Bauer, Katharina
467	2011	A Structural Approach to Financial Stability: On the Beneficial Role of Regulatory Governance	Mohr, Benjamin Wagner, Helmut
468	2011	Data Envelopment Analysis - Skalenerträge und Kreuzskalenerträge	Wilhelm Rödder Andreas Dellnitz
469	2011	Controlling organisatorischer Entscheidungen: Konzeptionelle Überlegungen	Lindner, Florian Scherm, Ewald
470	2011	Orientierung in Dienstleistungsumgebungen – eine explorative Studie am Beispiel des Flughafen Frankfurt am Main	Fließ, Sabine Colaci, Antje Nesper, Jens

471	2011	Inequality aversion, income skewness and the theory of the welfare state	Weinreich, Daniel
472	2011	A tree search procedure for the container retrieval problem	Forster, Florian Bortfeldt, Andreas
473	2011	A Functional Approach to Pricing Complex Barrier Options	Mazzoni, Thomas
474	2011	Bologna-Prozess und neues Steuerungsmodell – auf Konfrontationskurs mit universitären Identitäten	Jost, Tobias Scherm, Ewald
475	2011	A reduction approach for solving the rectangle packing area minimization problem	Bortfeldt, Andreas
476	2011	Trade and Unemployment with Heterogeneous Firms: How Good Jobs Are Lost	Altenburg, Lutz
477	2012	Structural Change Patterns and Development: China in Comparison	Wagner, Helmut
478	2012	Demografische Risiken – Herausforderungen für das finanzwirtschaftliche Risikomanagement im Rahmen der betrieblichen Altersversorgung	Merbecks, Ute
479	2012	"It's all in the Mix!" – Internalizing Externalities with R&D Subsidies and Environmental Liability	Endres, Alfred Friehe, Tim Rundshagen, Bianca
480	2012	Ökonomische Interpretationen der Skalenvariablen u in der DEA	Dellnitz, Andreas Kleine, Andreas Rödder, Wilhelm
481	2012	Entropiebasierte Analyse von Interaktionen in Sozialen Netzwerken	Rödder, Wilhelm Brenner, Dominic Kulmann, Friedhelm
482	2013	Central Bank Independence and Financial Stability: A Tale of Perfect Harmony?	Berger, Wolfram Kißmer, Friedrich
483	2013	Energy generation with Directed Technical Change	Kollenbach, Gilbert
484	2013	Monetary Policy and Asset Prices: When Cleaning Up Hits the Zero Lower Bound	Berger, Wolfram Kißmer, Friedrich
485	2013	Superknoten in Sozialen Netzwerken – eine entropieoptimale Analyse	Brenner, Dominic, Rödder, Wilhelm, Kulmann, Friedhelm