

**Entropiebasierte Analyse
von Interaktionen in Sozialen Netzwerken**

Wilhelm Rödder, Dominic Brenner, Friedhelm Kulmann

Diskussionsbeitrag Nr. 481

2012

Diskussionsbeiträge des Fachbereichs
Wirtschaftswissenschaft der FernUniversität in Hagen
Herausgegeben vom Dekan des Fachbereichs
Alle Rechte liegen bei den Verfassern

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Begriffliche Einordnung Sozialer Netzwerke	3
3	Grundlagen der probabilistischen Wissensverarbeitung	7
3.1	Syntax, Konditionallogik, Wahrscheinlichkeit und Semantik	7
3.2	Erwerb und Abruf von Wissen	9
3.3	Wahrscheinlichkeit, Information und Entropie	10
4	Informationstreue Modellierung Sozialer Netzwerke	13
4.1	Soziale Netzwerke mit einfacher Konditionalstruktur	13
4.2	Soziale Netzwerke mit komponierter Konditionalstruktur	14
4.2.1	Mehrfachtransaktionen bei gleichen Akteuren	14
4.2.2	Trennung von Akteur und Transaktionsgut	15
5	Informationstreue Netzwerkanalyse	17
5.1	Konzept und Sinnhaftigkeit von Informationstreuer Netzwerkanalyse	17
5.2	Dichte des Netzes	18
5.2.1	Die relative Entropie als Maß der Dichte des Netzes	18
5.2.2	Bestimmung der Dichte eines Netzes in SPIRIT	19
5.3	Symmetrische Zentralitätsmaße	20
5.3.1	Die Transinformation als Symmetrisches Zentralitätsmaß der Einbindung	20
5.3.2	Bestimmung der Einbindung in SPIRIT	20
5.4	Asymmetrische Zentralitätsmaße	20
5.4.1	Die relative Entropie als Asymmetrisches Zentralitätsmaß für Diffusion und Rezeption	20
5.4.2	Asymmetrische Zentralitätsmaße in SPIRIT	22
6	Zusammenfassung und Ausblick	23

Kapitel 1

Einleitung

Sicherlich könnte eine Einleitung einer Arbeit zum Thema Soziale Netzwerke (SN) mit einer illustren Aufzählung assoziativer Begriffe von Affiliation bis Zentralität beginnen oder eine nüchterne Betrachtung aus graphentheoretischer Sicht erfahren oder zum Besten geben, dass die (moderne) Gesellschaft ohne Soziale Netzwerke nicht (mehr) existieren kann. Tatsächlich wird der vorliegende Beitrag (zwangsläufig) alle genannten Facetten anschneiden – dennoch soll der Versuch unternommen werden, dem Leser Soziale Netzwerke aus einem anderen Blickwinkel näher zu bringen: als wissenschaftlich-interessanten Untersuchungsgegenstand. Bekanntlich haben sich Wissenschaftler schon recht früh mit Sozialen Netzwerken auseinandergesetzt. Während sich erste Arbeiten zunächst primär der Visualisierung weniger Beziehungen widmeten, um vage Vermutungen über Strukturen und Wirkmechanismen in Netzwerken zu äußern, werden solche Mutmaßungen heute an (teils zufällig erzeugten) Millionen Beziehungen enthaltenen Netzwerken validiert. Im Zentrum der Untersuchungen – auch bekannt als Soziale Netzwerkanalyse (SNA) – stehen aber vielfach noch die gleichen Fragen wie zu Beginn:

- Wie (gut) funktionieren Soziale Netzwerke?
- Welche Netzwerkmitglieder (oder: Akteure) profitieren von (leiden unter) der Zugehörigkeit?

Unter anderem wird diesen Fragen mit der Bestimmung (graphentheoretischer) Kennzahlen zur *Netzwerktransitivität* auf der einen Seite und mit der *Zentralität* von Akteuren auf der anderen Seite begegnet. Der Netzwerkforscher erhält auf diese Weise quantifizierte und somit vergleichbare Maße, die sich aus der Netzwerkstruktur oder genauer aus der Mitgliedschaft der einzelnen Akteure ergeben. Die Kennzahlen bewerten also die (bloßen) Mitgliedschaften (Präsenz/Absenz) der Akteure. Wenn man sich nun für den *Wert* einer Mitgliedschaft – im Sinne eines Beitrags zum Netzwerk – interessiert, stößt man mit den klassischen Verfahren an eine Grenze. Dieser Aufsatz will zeigen, wie und in welcher Form *Netzwerkbeiträge* gemessen werden können und wie sie zu interpretieren sind. Dabei werden sowohl *individuelle* (Akteurssicht) als auch *kollektive* (Netzwerkperspektive) *Beiträge* beachtet. Dazu wird auf Verfahren der Informationstheorie und der probabilistischen Wissensverarbeitung zurückgegriffen, wie sie in der Expertensystemshell SPIRIT implementiert sind. Zum Anderen wird das von Rödder und Kulmann (2006) im Rahmen der Untersuchung von Informationsnetzen vorgestellte Informationsmaß bemüht, um die Netzwerkbeiträge zu quantifizieren.

Die Arbeit gliedert sich wie folgt. Zunächst werden in Kapitel 2 wesentliche Begriffe, ein Beispiel und ausgewählte Kennzahlen der SNA vorgestellt. Kapitel 3 führt ausführlich in die Grundlagen der probabilistischen Wissensverarbeitung nach dem MinREnt-Prinzip ein, die für das Verständnis der Arbeit essenziell sind. Mit Kapitel 4 werden grundlegend neue Modellierungsvarianten für Soziale Netzwerke beschrieben. Abweichend vom wissenschaftlichen Usus werden Netzwerke nicht als Graphen, sondern als probabilistische Wissensbasen formuliert. In Kapitel 5 schließlich erfolgt die bereits angekündigte informationstheoretische Netzwerkanalyse. Nach einer Begründung der hier behandelten semantikgesteuerten Vorgehensweise in 5.1 wird die „Dichte“ des Netzes, die Einbindung eines Akteurs im Netz in 5.3.1 und werden die Diffusion und die Rezeption von Akteuren in 5.4 behandelt. Stets ist aufgezeigt, wie diese Maße in der Expertensystemshell SPIRIT abgefragt werden können.

Im Fazit werden die hier erörterten Ergebnisse nochmals reflektiert und die Vorteile gegenüber graphentheoretischen Kennzahlen verdeutlicht. Zudem wird ein Ausblick auf noch zu untersuchende und interessante Forschungsaspekte gegeben.

Kapitel 2

Begriffliche Einordnung Sozialer Netzwerke

Der Begriff **Soziales Netzwerk** steht als Metapher (Mitchell, 1969, S.2) für die Vorstellung, dass Akteure durch Beziehungen *netzartig* verknüpft sind. Diese Vorstellung macht es leicht, Netzwerke als Graphen $G = (V, E)$ zu behandeln. Dabei bezeichnet V die endliche Menge von Akteuren und E die endliche Menge von Beziehungen zwischen den Akteuren. Für diesen Beitrag ist es o.B.d.A. sinnvoll anzunehmen, dass G ein gerichteter Graph ist. Ein geeignetes Beispiel für ein solches Netzwerk findet sich bei Newcomb (1961). Der Soziopsychologe erhob zwischen 1954 und 1956 Daten über die Entstehung und Entwicklung von Freundschaftsnetzwerken, indem er 17 Studierende über 15 Wochen hinweg wöchentlich über ihre Beziehung zu ihren Kommilitonen befragte. Bekannt geworden ist diese Erhebung unter der Bezeichnung „Newcomb Fraternity“.

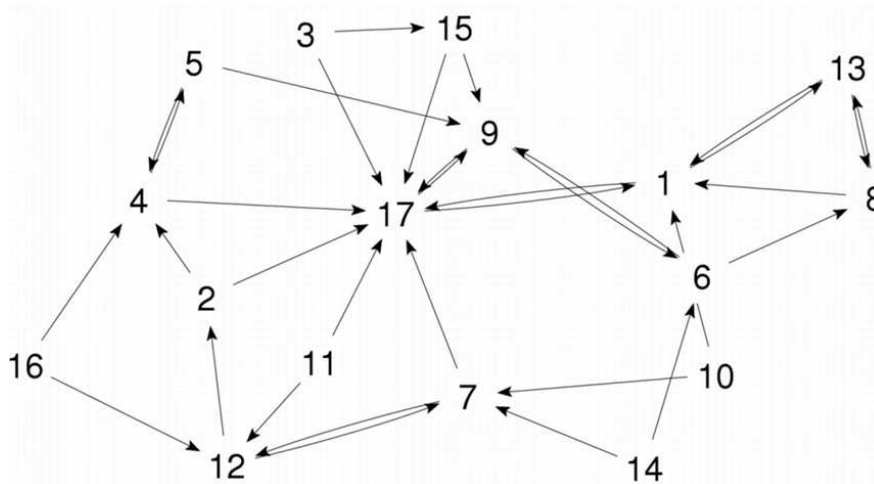


Abbildung 2.1: Soziogramm zum Beispiel „Newcomb Fraternity“

Abbildung 2.1 zeigt die Beobachtung der vierzehnten Woche als gerichteten Graphen, wobei lediglich die beiden prioritär genannten Beziehungen „ist mein Freund“ zwischen den Akteuren als Pfeile abgebildet sind. Unterstellt wird in solchen Netzen oft eine wichtige Eigenschaft, mit der u.a. die internen Mechanismen sowohl erklärt als auch bewertet werden können: die *Transitivität*. Formal ist Transitivität als zweistellige Relation R auf einer

Menge definiert, wenn für drei Elemente x, y, z aus dieser Menge aus xRy und yRz stets xRz folgt. „Die Freunde meines Freundes sind auch meine Freunde“ (vgl. bspw. Newman, 2010, S. 198). Das gilt natürlich nur, wenn „Freundschaft“ wirklich *transitiv* ist. Ist das schon bei der Freundschaftsbeziehung anzuzweifeln, gilt die Transitivität umso weniger für andere Beziehungen. Die Relation „verleiht das Buch“ ist nicht transitiv, da es immer nur gleichzeitig im Besitz eines Akteurs sein kann. Sinn oder Unsinn einer Relation hängt also u.a. von der betrachteten Domäne ab. Borgatti (2005) hat eine Typologie von Relationen hinsichtlich Replikation und Ausbreitungsparadigma in Netzwerken vorgestellt (vgl. Tabelle 2.1).

Tabelle 2.1: Typologie von Relationen nach Borgatti

Replikation Ausbreitung	Parallel duplication	Serial duplication	Transfer
Geodesics	<i>No process</i>	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

Replikation beschreibt die Eigenschaft eines Artefakts, sich in einem Netzwerk zu verbreiten. Die Ausprägungen der Replikationseigenschaft reichen von Transfer über serielle zu paralleler Verbreitung. Artefakte, die sich nicht verbreiten, sondern nur von einem Akteur zu einem anderen weiter gereicht werden (materielle, unteilbare Güter) fallen in die Transferkategorie. Im Gegensatz zu seriell verbreitbaren Artefakten behält der Quellakteur sie nach Übertragung nicht mehr. Gemeinsam ist bei beiden die Vorstellung, dass die Übertragung von einem Akteur an einen anderen Akteur stattfindet. Bei paralleler Verbreitung wird unterstellt, dass ein Akteur gleichzeitig an (viele) andere überträgt. Welche Wege die Ausbreitung nimmt, beschreibt die zweite Dimension. Borgatti lehnt sich an Konzepte der Graphentheorie an und unterscheidet Ausbreitungen über kürzeste Pfade (Geodäsien), Pfade (jeder Akteur und jede Verbindung ist nur einmal enthalten), Trails (jede Verbindung ist nur einmal enthalten) und Wege (beliebige Folge von Akteuren und Verbindungen). Beispiel für mögliche Realisierungen der Artefakte finden sich ebenfalls in Tabelle 2.1. Im Folgenden wird sich die Betrachtung auf das Feld [Walks, Parallel duplication] beschränken.

Die Beurteilung der Zentralität von Akteuren in einem Netzwerk ist sicherlich eine der populärsten und am häufigsten untersuchten Fragestellungen im Rahmen der Netzwerkforschung (Borgatti, 2005). Die Idee ist, wichtige Akteure in einem Netzwerk (key players) zu identifizieren und ihre Rolle im Netz zu bewerten (Scott, 1991, S.80). Hier werden 4 ausgewählte Zentralitätsmaße in Kürze vorgestellt. Die wohl bekanntesten Maße beschreibt Freeman (1979) in seinem Aufsatz für ungerichtete Beziehungen. Hier werden sie in der Variante für gerichtete Graphen wiederholt (Freeman, 1979), (Wasserman und Faust, 1994, S.199-219).

Degree (degree centrality) ist im Kontext sozialer Netzwerkanalyse ein Maß für die Attraktivität (häufig auch als Prestige bezeichnet) eines Knotens V_i und entspricht graphentheoretisch dessen Eingangsgrad. Eine Normierung findet statt, wenn man durch die maximal mögliche Anzahl negativ inzidenter Pfeile eines Knoten dividiert; man erhält

$$C_D(V_i) = \frac{\delta_G^-(V_i)}{|V| - 1}. \quad (2.1)$$

Tabelle 2.2: Ausgewählte Zentralitätsmaße für das Netzwerk aus Abbildung 2.1

Akteur	c_D	c_C	c_B	x ($\alpha = 0.25$)
1	0,2353	0,3469	0,0858	3,6360
2	0,0588	0,0850	0,0472	1,5000
3	0,0000	0,0588	0,0000	1,0000
4	0,1765	0,0988	0,0527	2,0000
5	0,0588	0,0950	0,0098	1,5000
6	0,1176	0,2698	0,0429	2,1140
7	0,1765	0,0806	0,0521	2,0000
8	0,1176	0,2537	0,0159	2,1395
9	0,2353	0,3400	0,0846	3,4561
10	0,0000	0,0588	0,0000	1,0000
11	0,0000	0,0588	0,0000	1,0000
12	0,1765	0,0806	0,0551	2,0000
13	0,1176	0,2787	0,0208	2,4439
14	0,0000	0,0588	0,0000	1,0000
15	0,0588	0,0623	0,0049	1,2500
16	0,0000	0,0588	0,0000	1,0000
17	0,4706	0,4146	0,1642	4,9605

Die **closeness centrality** $C_C(V_i)$ eines Akteurs V_i ist definiert als

$$C_C(V_i) = \frac{1}{\sum_{V_j \in V \setminus V_i} d(V_i, V_j)}, \quad (2.2)$$

wobei $d(V_i, V_j)$ die kürzeste Distanz zwischen V_i und V_j ist. Da G gerichtet ist, kann es vorkommen, dass es keine Pfade zwischen V_i und V_j gibt. In diesen Fällen wird d unendlich groß und C_C enthält unbrauchbare Werte. Um dieses Maß trotzdem sinnvoll verwenden zu können, sei $d_{max} = |V|$.

Unter **betweenness centrality** versteht man die Eigenschaft eines Akteurs, Stationen auf wichtigen Verbindungen (kürzeste Wege) zwischen zwei anderen Akteuren einzunehmen. Je häufiger ein Akteur auf einem solchen kürzesten Weg liegt, desto höher ist seine betweenness.

$$C_B(V_i) = \sum_{V_h \neq V_i \neq V_j} \frac{\sigma_{V_h V_j}(V_i)}{\sigma_{V_h V_j}} \quad (2.3)$$

wobei $\sigma_{V_h V_j}$ die Anzahl aller kürzester Pfade von V_h nach V_j ist und $\sigma_{V_h V_j}(V_i)$ die Anzahl aller dieser Pfade, die durch V_i gehen.

Das unter dem Begriff **Eigenvektorzentralität** bekannte Zentralitätsmaß von Bonacich (1987) misst, inwieweit ein Akteur nicht nur von seinen direkten, sondern auch von den Verbindungen seiner Nachbarn und Nachbars-Nachbarn profitieren kann (hier wird implizit ein transitives Artefakt, z.B. Macht unterstellt). Es wird hier in der allgemeineren Form von Bonacich und Lloyd (2001) für gerichtete Netzwerke präsentiert.

$$\mathbf{x} = (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{e} \quad (2.4)$$

Dabei ist \mathbf{A} die zu G gehörige Adjazenzmatrix, \mathbf{I} die Einheitsmatrix, \mathbf{e} der Einsvektor und α ein Gewichtungsparmeter, der als Dämpfungsfaktor interpretiert werden kann.

Der Name des Maßes leitet sich aus seinem Berechnungsverfahren ab. Seine ursprüngliche Bezeichnung als *Macht(zentralität)* drückt hingegen besser aus, was die Intention des Autors gewesen ist. Ein Akteur, der Verbindungen zu anderen Akteuren unterhält, die wiederum (viele) Kontakte zu anderen Akteuren haben, kann – so die Vorstellung – diese Kontakte zu einem gewissen Grad (Dämpfungsfaktor) nutzen. Ein Akteur ist also *mächtig*, wenn er die richtigen Kontakte hat. Der ein oder andere Leser wird dies sicherlich aus der eigenen Erfahrung heraus bestätigen können. In Tabelle 2.2 sind die hier vorgestellten Zentralitätsmaße für das Beispielnetzwerk aus Abbildung 2.1 notiert.

Kapitel 3

Grundlagen der probabilistischen Wissensverarbeitung

3.1 Syntax, Konditionallogik, Wahrscheinlichkeit und Semantik

Zur Beschreibung von Sozialen Netzwerken betrachtet man eine Population von Akteuren, Individuen oder Objekten sowie deren Eigenschaften und Beziehungen zueinander. Wie bereits erwähnt gibt es über die Graphentheorie hinaus ein Instrumentarium, welches es gestattet, Netzwerke in besonders gefälliger Weise zu modellieren: das Konzept probabilistischer Wissensverarbeitung; das Schrifttum hierzu ist vielfältig, siehe auszugsweise Paris und Vencovská (1990), Kern-Isberner (1998), Rödder (2000) und Shore und Johnson (1980).

Als Vorbereitung wird dieses Konzept jetzt in seinen Grundzügen vorgestellt, um es dann im nächsten Kapitel 4 zur Modellierung ausgewählter SN heranzuziehen und in Kapitel 5 zur Netzwerkanalyse weiter zu entwickeln. Dabei ist es unvermeidlich, dass die probabilistische Wissensverarbeitung zunächst ein wenig abstrakt daherkommt; in den Folgekapiteln übertragen wir sie dann auf die spezielle Situation SN. Die Einführung in die Grundlagen in diesem und dem folgenden Abschnitt lehnt sich stark an die Ausführungen von Rödder (2003) an.

Für die Beschreibung von Entitäten wie Akteuren oder Eigenschaften sowie ihren wechselseitigen Abhängigkeiten wählt man zunächst auf syntaktischer Ebene eine endliche Menge von endlichwertigen Variablen oder Attributen $V = \{V_1, \dots, V_L\}$ mit Werten oder Ausprägungen v_l von V_l . Als Variablenbezeichner verwenden wir Zeichenketten von Großbuchstaben, als Ausprägungen Kleinbuchstaben, jeweils ggf. ergänzt um Zahlen. AKTEUR1 = ja/nein steht für „ist Akteur 1 (oder nicht)“; GESCHLECHT = m oder ALTER = 60 sind weitere Beispiele für solche Zuweisungen. Im Rahmen von SN betrachtet man gelegentlich auch Variable, die gleichsam Akteur und Eigenschaft verbinden; AKTEUR1-SACHVERHALT = ja/nein könnte etwa bedeuten: „Akteur 1 kennt den Sachverhalt (oder nicht)“. Ist v_l die l -te Attributvariable, so ist v_l eine beliebig feste Wertzuweisung. Elementarformeln $V_l = v_l$ können mit \neg (nicht), \wedge (und), \vee (oder), Klammern (\cdot) bei Geltung entsprechender Syntaxregeln zu zusammengesetzten Formeln A,B,C verknüpft werden. Solche Formeln nennt man auch Fakten. Zusammenstellungen von Attributvariablen wie etwa $v = v_1 \dots v_L$ oder v_I, v_J mit $I, J \subset \{1, \dots, L\}$ heißen Konfigurationen.

Die v nennt man auch Welten; sie sind die feinsten Ausprägungsmuster zur Beschreibung der betrachteten Domäne. $\mathcal{V} = \{v\}$ ist die Menge aller Welten und $|\mathcal{V}|$ ihre Mächtigkeit. Auf logischer Ebene bezeichnet man Elementarformeln $V_i = v_i$ als Literale. Sie können in gewissen Welten v wahr (t) sein, in anderen falsch (f); Gleiches gilt für die Fakten A, B, C . Impliziert also v die Formel A , kurz $v \subset A$, schreibt man $A(v) = t$ und ansonsten $A(v) = f$. Gilt $A(v) = t \forall v$ bzw. $A(v) = f \forall v$ wird dies durch $A = t$ bzw. $A = f$ ausgedrückt. Die Menge all solcher logischer Formeln ist die Sprache L ; sie ist mit \neg, \wedge, \vee und den neutralen Elementen t, f eine Algebra. Die Formelalgebra ist bekanntlich isomorph zur Ereignisalgebra auf der Menge aller Konfigurationen v von \mathcal{V} (Meyer, 1998, S. 56). Zur Beschreibung von Wahrscheinlichkeiten und bedingten Wahrscheinlichkeiten ist die Betrachtung der Ereignisalgebra zweckmäßig, zum vertieften Studium von konditionalen Strukturen ist sie es nicht; hier sind die logischen Formeln vorzuziehen.

$B | A$ ist die Syntax eines Konditionals mit der Bedeutung „Wenn A gilt, so auch B “; $|$ ist der Konditionaloperator. Solche Konditionale können nun ihrerseits miteinander verknüpft werden, was zu einer reichen Sprache in Form einer komplexen Hierarchie syntaktischer Ausdrücke führt, diese Sprache nennt man $L | L$. Einen sauberen logischen Zugang zu dieser Sprache erhält man über eine dreiwertige Logik (Calabrese, 1991; de Finetti, 1972; Rescher, 1969). Dazu definiert man

$$B | A = \begin{cases} t & \text{für } v \subset BA (= B \wedge A) \\ f & \text{für } v \subset \bar{B}A (= \bar{B} \wedge A) \\ u & \text{für } v \subset \bar{A} \end{cases} \quad (3.1)$$

Hierbei steht u für „unbestimmt“; es ist der dritte Wahrheitswert in der dreiwertigen Logik.

Rescher fordert nun

$$\begin{array}{c|c} \neg & \\ \hline t & f \\ f & t \\ u & u \end{array} \quad \begin{array}{c|c|c} \wedge & t & f & u \\ \hline t & t & f & t \\ f & f & f & f \\ u & t & f & u \end{array} \quad \begin{array}{c|c|c} \vee & t & f & u \\ \hline t & t & t & t \\ f & t & t & f \\ u & t & f & u \end{array} \quad \begin{array}{c|c|c} | & t & f & u \\ \hline t & t & u & t \\ f & f & u & f \\ u & u & u & u \end{array} \quad (3.2)$$

Für beliebige A, B, C, D definiert man dann „punktweise“ für alle Konfigurationen

$$\begin{aligned} \overline{(B | A)}(v) &= \overline{(B | A)}(v) \\ [(B | A) \wedge (D | C)](v) &= (B | A)(v) \wedge (D | C)(v) \\ [(B | A) \vee (D | C)](v) &= (B | A)(v) \vee (D | C)(v) \\ [(B | A) | (D | C)](v) &= (B | A)(v) | (D | C)(v) \end{aligned} \quad (3.3)$$

und baut schließlich mit den Junktoren und syntaktischen Regeln die Sprache $L | L$ auf. Beispiele sind schnell erbracht, vgl. auch Rödder (2001, Example 1). Interessanterweise können die komponierten Konditionale aus (3.3) auf einfache zurückgeführt werden. Es gilt nämlich: Mit den Konventionen in (3.2) und (3.3) lassen sich folgende Gleichungen ableiten.

$$\begin{aligned} \overline{\overline{B | A}} &= \overline{B | A} \\ (B | A) \wedge (D | C) &= [(B \vee \bar{A})(D \vee \bar{C})] | A \vee C \\ (B | A) \vee (D | C) &= (AB \vee CD) | A \vee C \\ (B | A) | (D | C) &= B | A(D \vee \bar{C}) \end{aligned} \quad (3.4)$$

Für einen Beweis wende man (3.2) auf beiden Seiten der Gleichungen an oder lese bei Calabrese (1991) nach. Obwohl die Sprache $L | L$ komponierter Konditionale reicher als

die einfacher Konditionale ist, lässt sie sich doch darauf zurückführen. Für alles Weitere betrachten wir also nur Konditionale der Form $B | A$, vergegenwärtigen uns jedoch stets die möglicherweise konditionale Komplexität!

Mit wahren oder falschen Konditionalen drückt man Einschätzungen über Beziehungen in der Domäne aus; $\text{GESCHLECHT} = m | \text{ALTER} = 120$ ist z.B. in fast jeder Welt falsch. Nun möchte man aber auch unsichere Einschätzungen zulassen. Hier kommt die Wahrscheinlichkeitsrechnung ins Spiel. Für ein bestimmtes $x \in [0, 1]$ drückt $B | A[x]$ aus, dass man $B | A$ mit Wahrscheinlichkeit x für möglich hält. Die Semantik auf der Domäne ist nun ein Wahrscheinlichkeitsmaß P auf L bzw. $L | L$. Für eine Formel A gilt $P(A) = \sum_{v \in A} P(v)$; ein Konditional $B | A[x]$ ist genau dann gültig in P , wenn $P(AB) = xP(A)$. Die in diesem P inhärente probabilistische Konditionalstruktur drückt Wissen über die Abhängigkeiten zwischen den Entitäten aus. Man sagt auch: P ist der epistemische Zustand der Domäne. Damit dieser Zustand auch die Sachverhalte des modellierten Erfahrungsbereichs richtig wiedergibt, muss dieses Wissen erworben und dann auch abgerufen werden können. Davon handelt der nächste Abschnitt.

3.2 Erwerb und Abruf von Wissen

Informationstreu Wissensverarbeitung baut aus Wissenshappen eine Wissensbasis auf. Sie vollzieht sich in den Schritten i) Festlegen der Wissensdomäne, ii) Wissenserwerb, iii) Frage und iv) Antwort.

- i) Die Wissensdomäne wird durch Wahl der Variablen V_i und ihrer Ausprägungen v_i festgelegt. v sind also die feinsten Beschreibungsmuster des Erfahrungsbereichs (s.o.). Die Syntax ist $L | L$ erweitert um probabilistische Konditionale $B|A[x]$.
- ii) Der Wissenserwerb geschieht durch
 - die Vorgabe einer Menge probabilistischer Konditionale der Form $\mathcal{R} = \{B_i | A_i[x_i], i = 1, \dots, I\}$. In ihnen drücken sich die Einschätzungen des Wahrseins der bedingten Aussagen $B_i | A_i$ aus.
 - Aufbau einer Wahrscheinlichkeitsverteilung P^* auf der Domäne. Das geschieht durch Lösen der Aufgabe (3.5).

$$\min R(Q, P^0) \text{ s.d. } Q(B_i | A_i) = x_i, i = 1, \dots, I \quad (3.5)$$

P^0 ist die Gleichverteilung über der Domäne, sie drückt Unwissen über die wechselseitigen Abhängigkeiten der Variablen aus.

$$R(Q, P^0) = \sum_v Q(v) \log_2 \frac{Q(v)}{P^0(v)} \quad (3.6)$$

ist die relative Entropie. Sie ist ein gerichtetes informationstheoretisches Abstandsmaß der Verteilung Q von P^0 . Löst $Q = P^*$ die Aufgabe (3.5), so respektiert sie die Vorgaben $B_i | A_i[x_i]$ und enthält keine darüberhinausgehenden – nicht intendierten – Abhängigkeiten. Sie ist informationstreu!

- iii) Eine Frage stellt man an P^* durch

- die Formulierung temporärer Annahmen über die Domäne der Art „Was wäre denn nun, wenn...“. Formallogisch werden solche Annahmen wieder als Menge probabilistischer Konditionale $\mathcal{E} = \{F_j \mid E_j[y_j], j = 1, \dots, J\}$ ausgedrückt.
- die Angabe eines Zielkonditionals $H \mid G$.

Die Optimierungsaufgabe

$$\min R(Q, P^*) \text{ s.d. } Q(F_j \mid E_j) = y_j, j = 1, \dots, J \quad (3.7)$$

leistet die entsprechende Anpassung des Domänenwissens P^* an die temporäre Situation; P^{**} sei Lösung von (3.7).

- iv) Die Antwort auf die Frage lautet $z = P^{**}(H \mid G)$. Sie ist die abgeleitete Wahrscheinlichkeit des Konditionals $H \mid G$.

Zur erfolgreichen Verwendung dieser informationstheoretischen Methode der Wissensverarbeitung auf Sozialen Netzwerken bedarf es noch einiger Anmerkungen über den Zusammenhang zwischen Wahrscheinlichkeit und Information. Das geschieht im nächsten Abschnitt.

3.3 Wahrscheinlichkeit, Information und Entropie

Zur Vorbereitung der informationstheoretischen Analyse von Sozialen Netzwerken stellen wir noch kurz einige Ergebnisse der Informationstheorie zur Verfügung, wie sie in jedem Lehrbuch nachgelesen werden können (Roman, 1996; Topsøe, 1974).

Ist $P(A)$ die Wahrscheinlichkeit des Faktums A , so ist

$$-\log_2 P(A) \quad (3.8)$$

die Information, die man erhält, wenn man erfährt, dass A wahr ist. Ist A sehr unwahrscheinlich, d.h. die Wahrscheinlichkeit $P(A)$ klein, fließt viel Information, bei $P(A) = 1$ dagegen gar keine zu. Ist $P(B \mid A)$ die Wahrscheinlichkeit des Konditionals $B \mid A$, so ist

$$-\log_2 P(B \mid A) = -\log_2 P(AB) - (-\log_2 P(A)) \quad (3.9)$$

die Information, die man erhält, wenn man erfährt, dass $B \mid A$ wahr ist.

Sind $V_I, V_J \subset V$ zwei Mengen von Variablen mit $V_I \cap V_J = \emptyset$, so ist

$$T(V_I, V_J; P) = \sum_{v_I v_J} P(v_I v_J) \log_2 \frac{P(v_I v_J)}{P(v_I)P(v_J)} \quad (3.10)$$

die Transinformation zwischen den Randverteilungen auf V_I und V_J . Sie ist 0, falls die Randverteilungen auf V_I und V_J unabhängig sind; sie ist maximal bei wechselseitiger vollständiger Determiniertheit.

$$H(V; P) = - \sum_v P(v) \log_2 P(v) \quad (3.11)$$

heißt Entropie. Die Entropie ist ein Maß für den Grad der konditionalen Unabhängigkeit in einer Verteilung. Sie ist maximal für die Gleichverteilung und minimal für den Fall $P(v) = 1$ für ein v und $P(v) = 0$ für $v \neq v$. Die Entropie H steht in enger Beziehung zur

relativen Entropie R . Es gilt nämlich $R(\mathbf{P}, \mathbf{P}^0) = \log_2 |\mathcal{V}| - H(V; \mathbf{P}) = H(V; \mathbf{P}^0) - H(V; \mathbf{P})$. R misst also, um wie viel die maximale Unabhängigkeit – in \mathbf{P}^0 – beim Übergang zu \mathbf{P} reduziert wird.

Auch zwischen der Transinformation T und der Entropie H besteht ein enger Zusammenhang. Neben den klassischen Entropien $H(V; \mathbf{P})$, $H(V_I; \mathbf{P})$, $H(V_J; \mathbf{P})$, jeweils auf V bzw. auf den Rändern, definiert man die bedingte Entropie $H(V_J | V_I; \mathbf{P})$ als

$$H(V_J | V_I; \mathbf{P}) = - \sum_{v_I} P(v_I) \sum_{v_J} P(v_J | v_I) \log_2 P(v_J | v_I) \quad (3.12)$$

Nach einigen Umrechnungsschritten, die jedes Lehrbuch über Informationstheorie be-reithält, erhält man

$$\begin{aligned} T(V_I, V_J; \mathbf{P}) &= H(V_J; \mathbf{P}) - H(V_J | V_I; \mathbf{P}) \\ &= H(V_I; \mathbf{P}) - H(V_I | V_J; \mathbf{P}) = T(V_J, V_I; \mathbf{P}) \end{aligned} \quad (3.13)$$

Die Transinformation ist groß, wenn die bedingte Entropie klein ist, T ist symmetrisch, wie schon in (3.10) erkennbar wird.

Alle in diesem Abschnitt definierten Größen haben die Dimension bit (eine Abkürzung für binary digit). Eine schöne Begründung für die Wahl dieses Begriffs findet der Leser in dem Büchlein von Topsøe (1974).

SPIRIT ist eine Expertensystemshell, die den Wissensverarbeitungsprozess mit der Syntax aus Abschnitt 3.1 und mit dem Ablauf wie in Abschnitt 3.2 unterstützt. Alle gerade vorgestellten Größen und Maße stellt sie bei Bedarf zur Verfügung. Eine ausführliche Darstellung ihrer Leistungsmerkmale findet der Leser in Rödder u. a. (2006).

Kapitel 4

Informationstreue Modellierung ausgewählter Sozialer Netzwerke

4.1 Soziale Netzwerke mit einfacher Konditionalstruktur

Das in diesem Abschnitt modellierte SN ist vom Typ Beziehungsnetz mit Transaktionen. Fakten, Nachrichten oder immaterielle Güter – kurz Güter – werden von einem Akteur zum nächsten übermittelt. Konkret wählen wir das Netzwerk aus 2.1 ergänzt um den isolierten Knoten 18, prägen ihm jedoch eine neue Semantik auf. Die Zahlen stehen weiterhin für Akteure; nach der hier vereinbarten Syntax V_l ($l = 1 \dots 18$) mit den Ausprägungen $V_l = 1/0$. $V_l = 1/0$ bedeutet jetzt: V_l kennt eine bestimmte Nachricht/kennt sie nicht. Die Pfeile interpretieren wir als Konditionale: $V_l = 1 \mid V_k = 1$ [1.0]. In Worten: Wenn V_k die Nachricht kennt, dann auch V_l . Akteur 18 ist isoliert, ansonsten gibt es 34 Konditionale, so viele wie es Pfeile in Abbildung 2.1 bzw. Einträge in der zugehörigen Adjazenzmatrix gibt. Ein konkretes Konditional ist z.B. $V_{17} = 1 \mid V_3 = 1$ [1.0]. Die übrigen finden Sie im Anhang, Abbildung A.1, sie zeigt einen Ausdruck des sogenannten Regeleingabefensters in SPIRIT. Mit Lösen der Aufgabe 3.5 hat die Shell den Wissenserwerb abgeschlossen. Beachten Sie, dass die unterlegte Semantik Transitivität der Transaktionen unterstellt (entspricht dem Feld [Walks/Parallel duplication] in Tabelle 2.1), die sich bei sicheren Konditionalen auch wiederfindet. Die Randverteilungen von P^* auf den Akteuren zeigt Abbildung B.1 im Anhang. Auffällig ist, dass

- solche Akteure, von denen viele Pfeile ausgehen, kleine Wahrscheinlichkeiten für das Ausprägung 1 aufweisen
- solche Akteure, zu denen viele Pfeile hinlaufen, kleine Wahrscheinlichkeiten für das Ausprägung 0 aufweisen
- Randwahrscheinlichkeiten auf Knoten in starken Zusammenhangskomponenten gleich sind.

Zu den ersten beiden Beobachtungen gibt es eine ausgiebige Diskussion in Rödder (2003), die wir hier nicht wiederholen wollen. Jedoch wegen (3.8) in Abschnitt 3.3 wissen wir schon, dass bei Bekanntwerden des 1/0-Attributs bei jeweils kleiner a priori Wahrscheinlichkeit viel Information zufließt. Und das ist wegen der jeweiligen Inzidenzen sinnvoll. Vereinfacht

gesagt gilt unter informationstreuer Wissensverarbeitung: Kann man aus einer Aussage vieles folgern, ist die Wahrscheinlichkeit dieser Aussage klein. Anderenfalls wäre alles aus dieser Aussage ableitbar! Die Beobachtung des dritten Spiegelstrichs ist mathematisch beweisbar, was jedoch den Rahmen dieser Abhandlung sprengt. Klickt man nun z.B. den Balken zur Ausprägung 1 eines Akteurs V_l an, heißt das Evidenzieren; es entspricht der einfachsten Form von Aufgabe (3.7). Man nimmt an, V_l kenne die Nachricht und man leitet die Verteilung P^{**} ab. Im Anhang finden sich die Ergebnisse bei Evidenzieren von V_{17} (Abbildung C.1) und von V_{16} (Abbildung C.2). Naturgemäß sind die Veränderungen bei V_{16} größer als bei V_{17} . V_{16} „diffundiert“ das SN stärker als V_{17} . Mehr dazu in Kapitel 5.

4.2 Soziale Netzwerke mit komponierter Konditionalstruktur

4.2.1 Mehrfachtransaktionen bei gleichen Akteuren

Die in 3.1 vorgestellte Konditionallogik gestattet die Modellierung mehrerer Transaktionen auf der gleichen Menge von Akteuren. Dazu führt man weitere Variable ein, die wir aus mnemischen Gründen S_1, \dots, S_M nennen. Sie sind Schalter, mit denen man gänzlich verschiedene Transaktionsmuster aktivieren kann. So mögen neben der in Abschnitt 4.1 unterstellten Semantik „transferiert die Nachricht“ weitere Beziehungen unter den Akteuren bekannt sein: „Wenn Akteur k die Leistung erbringt, dann auch Akteur l “ oder „Wenn Akteur k beliefert wird, dann auch Akteur l “, etc. Die Schalter mögen die Ausprägungen *ein/aus* haben. $S_m = \text{ein}$ und $S_n = \text{aus}$ für $n \neq m$ soll also das m -te Transaktionsmuster aktivieren. Zur Darstellung des Vorgangs wählen wir eine gegenüber Abschnitt 4.1 abgekürzte Schreibweise für die Konditionale

$$l_1^m \mid k_1^m, \dots, l_i^m \mid k_i^m, \dots, l_{I_m}^m \mid k_{I_m}^m \quad (4.1)$$

Hierbei ist m der Index des Transaktionsguts, ist i der laufende Index, ist I_m die Anzahl der Konditionale und steht $l_i^m \mid k_i^m$ für die i -te Transaktion dieses Typs von Akteur k_i^m zu l_i^m .

Die Verknüpfung von Regeln und Schaltern erfolgt nun mittels konditionierter Konditionale

$$(l_i^m \mid k_i^m) \mid S_m = \text{ein} \text{ für alle } i \text{ und für alle } m. \quad (4.2)$$

Evidenziert man jetzt Schalter $S_m = \text{ein}$ und $S_n = \text{aus}$ für $n \neq m$, so wird die m -te Regelmenge aktiviert und nur diese! Die abstrakte Beschreibung dieser Zusammenhänge wird nun wieder anhand des SN der Abbildung B.1 illustriert. Neben der Transaktionsstruktur mit der Semantik „Wenn Akteur k_i^1 die Nachricht erhält, so auch Akteur l_i^1 “ sei nun eine weitere bekannt, etwa „Wenn Akteur k_i^2 im Club ist, so auch Akteur l_i^2 “. Diesmal mögen sich diese neuen Einschätzungen auf eine echte Teilmenge der 18 Akteure beziehen, nämlich auf diejenigen mit den Nummer 1, 6, 8, 9, 13, 17 und dem bisher isolierten Akteur 18. Die Regeln in der bereits bekannten abgekürzten Form mögen lauten: (6 | 1), (8 | 1), (9 | 1), (13 | 1), (17 | 1), (1 | 18); 18 avanciert zum Nestor der Clubzugehörigkeit. Die Ausdrücke im Anhang zeigen die beiden Netze in SPIRIT nach Aktivieren der jeweiligen Schalter: in D.1 wurde das „Nachrichtennetz“, in D.2 das „Clubnetz“ aktiviert.

4.2.2 Trennung von Akteur und Transaktionsgut

Bisher waren Akteure mit dem zu transportierenden Gut in einer Proposition zusammengefasst: „Akteur k kennt die Nachricht“. Oftmals ist jedoch der Akteur im Netz als eigenständige Einheit erwünscht, weil ihm beispielsweise Eigenschaften zugewiesen werden, die bei Evidenzierung des Akteurs bekannt werden sollen. Solche Eigenschaften charakterisieren ihn, grenzen ihn von anderen Akteuren ab und können als Basis für assoziative Prozesse dienen. Rödder und Kulmann (2006) zeigen in ihrem Beitrag auf, wie solche Prozesse in konnektionistischen Netzen modelliert werden. Nun sind Eigenschaften wie etwa „Akteur k ist 60 Jahre alt“ und „Akteur l ist 30 Jahre alt“ im Netz der Abbildung B.1 nicht durch einfache konditionale Anbindung an die Knoten darstellbar! Der Leser vergegenwärtige sich, dass dann bei Evidenzierung von k dieser in die Altersklasse der 60-jährigen wie auch der 30-jährigen fällt, was widersprüchlich ist. Diese Überlegungen veranlassen uns, Transaktionen neu zu modellieren.

k, l mag nun in abgekürzter Form für die Aussage „Ist Akteur k, l “ stehen und G für das Transaktionsgut. Dann leistet das konditionierte Konditional $(G | l) | (G | k)$ das Gewünschte. Es liest sich „Wenn k über das Gut G verfügt, dann verfügt auch l über das Gut G “. Ein wenig gewöhnungsbedürftig ist die Tatsache, dass sowohl die Prämisse als auch die Conclusio dieser zusammengesetzten Aussage ein Konditional ist. Mehr dazu später. Aus dem konkreten einfachen Konditional $V17 | V3$ gemäß A.1 im Anhang und mit $G = MESS$ für $message \hat{=} Nachricht$ hat man nun

$$(MESS | V17) | (MESS | V3). \quad (4.3)$$

Der Ausdruck in Abbildung E.1 zeigt die gesamte Regelmenge. Durch Lösen der Aufgabe (3.5) verfügt die Shell über das gesamte Wissen des Transaktionsnetzes bei isolierter Betrachtung des Gutes $MESS$. Der Wissensabruf gestaltet sich in dieser Version etwas komplizierter als aus dem Netz des Abschnitts 4.1; lesen Sie nochmals den Teil über den Abruf nach. Durch einfaches Anklicken eines Knotens evidenzierte man dort bei einem Akteur die Kenntnis der Nachricht und löste damit die Transaktion im gesamten Netz aus. Das geht hier nicht, da nun ein Konditional evidenziert werden muss. Der Leser findet in E.2 einen Hinweis darauf, wie das – z.B. – umgesetzt werden kann. Evidenzieren von z.B. dem Konditional $(MESS | V3)$ löst den Transaktionsvorgang im Netz aus. Danach „weiß“ das System, zu welchen Akteuren die Nachricht geflossen ist, und diese Information kann jetzt durch gezieltes Anklicken von Akteuren abgefragt werden. Die Trennung von Akteur und Transaktionsgut bringt also Vorteile, macht jedoch die Abfrage selbst komplizierter.

Selbstverständlich können auch hier Mehrfachtransaktionen modelliert werden. Das geschieht im Prinzip mit der Schalterkonditionierung wie in Abschnitt 4.2.1. Zur formalen Darstellung dieser Option konditioniert man Regeln des Typs (4.3) nochmals mittels Schaltern. Eine allgemeine Darstellung der Zusammenhänge wird leicht unübersichtlich und soll hier ausgespart werden.

Nachdem einige Modellierungsalternativen vorgestellt wurden, sollen die so geprägten Informationsnetze nun analysiert werden. D.h. Maße für die Wissensdichte im Netz, für den wechselseitigen Einfluss der Akteure aufeinander, für ihre Position im Netz etc. müssen erarbeitet werden. Und diese Größen sind natürlich aus dem informationstheoretischen Kontext abzuleiten. Wie das geschieht, zeigt das folgende Kapitel.

Kapitel 5

Informationstreue Netzwerkanalyse

5.1 Konzept und Sinnhaftigkeit von Informationstreuer Netzwerkanalyse

Die Netzwerkanalyse basiert in der Literatur zu SN weitgehend auf graphentheoretischen und daraus abgeleiteten Ansätzen. Negative und positive Inzidenzgrade von Knoten, Wege zu anderen Knoten, die Lage auf solchen Wegen etc. spielen hier eine große Rolle – siehe auch unsere Ausführungen in Kapitel 2. Nun muss sich die Netzwerkanalyse natürlich an der der graphischen Struktur unterlegten Semantik ausrichten; anderenfalls betreibt sie Mathematik um der Mathematik willen – was in Soziologenkreisen zu recht kritisiert wird (Trezzini, 1998, S.379).

In dieser Schrift bedeutet ein Pfeil des Graphen die Transaktion eines Gutes von Akteur zu Akteur. Für die Messung der Netzdichte, der Zentralität von Akteuren oder Gruppen von Akteuren, deren Diffusions- oder Rezeptionspotenzial spielt die graphische Repräsentation des Netzes nur insoweit eine Rolle, wie sie diese Größen widerspiegelt. Das folgende Beispiel mag diese Aussage verdeutlichen.

Beispiel 5.1.

- i) Die beiden Netze in Abbildung 5.1 sind graphentheoretisch verschieden, haben jedoch in der hier betrachteten Semantik die gleiche Dichte. Die Transaktion sendet das Gut von jedem Akteur zu allen übrigen; das rechte Netz ist nicht „dichter“ als das linke. Sie sind bzgl. der unterlegten Semantik gleich.
- ii) Für das Diffusionspotenzial eines Akteurs spielt nicht nur die Anzahl erreichbarer Mitakteure eine Rolle, sondern auch die Struktur des Netzes. In Abbildung 5.2 links erreicht Akteur 1 gleich viele Mitakteure wie rechts – nämlich drei – und dennoch sollte das Maß seines Diffusionspotenzials größer sein. Er erreicht nicht nur den zentralen Bereich des Netzes, sondern auch den „Außenseiter“ 4.

Der Leser mag die Überlegungen auf das Rezeptionspotenzial übertragen.

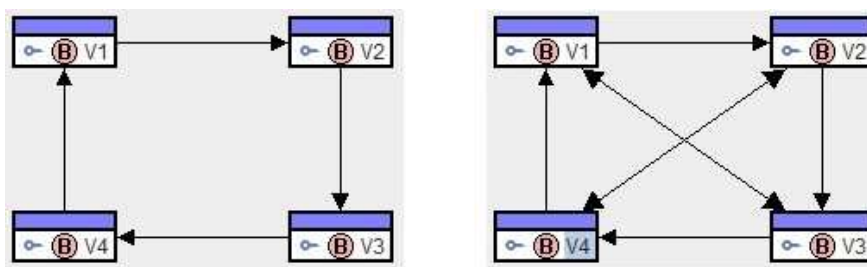


Abbildung 5.1: SN gleicher Dichte

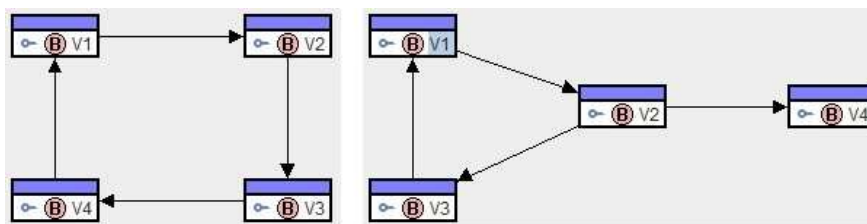


Abbildung 5.2: SN verschiedener Diffusionspotenziale

- iii) Die wechselseitige Beziehung zwischen Akteuren im Netz wird in Abschnitt 5.3.1 mittels der Transinformation gemessen werden; sie wurde bereits in Abschnitt 3.3 vorgestellt. Gewöhnungsbedürftig ist sicherlich, dass im Netz der Abbildung 5.3 die Akteure 1 und 2 den gleichen wechselseitigen Einfluss aufeinander haben – anders als bei Diffusion und Rezeption. Das ist der Tatsache geschuldet, dass Akteur 1 bei Sendung des Gutes den Zustand von Akteur 2 vollständig determiniert (konditionaler modus ponens) wohingegen Akteur 2 bei Nichterhalt des Gutes den Zustand von Akteur 1 festlegt (konditionaler modus tollens). Die beiden beeinflussen einander gleichermaßen.

In den folgenden Abschnitten werden nun sinnhafte Maße für SN festgelegt, sinnhaft für die behandelten Transaktionsnetze. Wir beschränken uns bei den Betrachtungen auf Netze mit einfacher Konditionalstruktur. Eine Übertragung auf SN mit komponierter Konditionalstruktur überlassen wir dem Leser.



Abbildung 5.3: Wechselseitige Beziehungen im SN

5.2 Dichte des Netzes

5.2.1 Die relative Entropie als Maß der Dichte des Netzes

Motiviert durch die Überlegungen in Abschnitt 5.1 definieren wir nun das Maß für die Dichte eines SN.

Definition 5.1. (Dichte)

Gegeben sei ein SN mit der Konditionalstruktur $l_1 | k_1, \dots, l_I | k_I$. Ist \mathbf{P}^* für dieses Netz Lösung der Aufgabe (3.5), so heißt $R(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}^0)$ die informationstheoretische Dichte. Ihre Dimension ist bit.

Durch Lösen der Aufgabe (3.5) wird die Ausgangsgleichverteilung \mathbf{P}^0 in \mathbf{P}^* transformiert. \mathbf{P}^0 enthält keinerlei Konditionalstruktur, alle bedingten Wahrscheinlichkeiten der Transaktionen sind 0,5. Es ist noch keine Information über die Beziehungen zwischen den Akteuren zugeflossen. \mathbf{P}^* enthält die gesamte intendierte Konditionalstruktur, alle bedingten Wahrscheinlichkeiten zu den Regeln sind 1.0. $R(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}^0)$ misst die zugeflossene Information und damit das erworbene Wissen über mögliche Güterflüsse. Man vergegenwärtige sich, dass die Dichte zu beiden Netzen in Abbildung 5.2 gleich ist. Das rechte Netzwerk enthält zwar mehr Regeln, diese sind aber redundant.

Eine interessante Frage ist die der maximalen Information, die einem SN des Typs Beziehungsnetz mit Transaktionen in Aufgabe (3.5) zufließen kann. In der Ausgangssituation mit der Gleichverteilung beträgt die Entropie lt. Abschnitt 3.3 $H(V; \mathbf{P}^0) = \log_2 |\mathcal{V}|$, d.h. bei L Variablen mit je zwei Ausprägungen 1/0 beläuft sich die Entropie auf L bit; noch ist keine Information zugeflossen. Wie muss die Regelmenge beschaffen sein, damit die Entropie nach Lösen von (3.5) minimal wird?

Satz 5.1. Gegeben sei ein SN mit der Regelstruktur $l_1 | k_1, \dots, l_I | k_I$. Ist der durch die Regeln gebildete Graph stark zusammenhängend, so ist die durch Lösen von Aufgabe (3.5) zugeflossene Information maximal, und es gilt $R(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}^0) = \log_2 |\mathcal{V}| - H(V; \mathbf{P}^*) = L - 1$.

Beweis. Man überlegt sich leicht, dass bei einem stark zusammenhängenden Graphen nur die beiden Vollkonjunkte $v = 1..1$ und $\bar{v} = 0..0$ eine positive Wahrscheinlichkeit haben können! Diese beiden haben aber unter maximaler Entropie je die Wahrscheinlichkeit $\frac{1}{2}$. Mithin gilt $H(V; \mathbf{P}^*) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} = 1$. Es bleibt noch zu zeigen: Für nicht stark zusammenhängende Graphen ist die Entropie größer. Das folgt sofort, da jetzt auch andere Konjunkte als $v = 1..1$ und $\bar{v} = 0..0$ eine positive Wahrscheinlichkeit haben. Ist die Gesamtzahl aller Konjunkte mit dieser Eigenschaft k , so gilt $H(V; \mathbf{P}^*) = k[-\frac{1}{k} \log_2 \frac{1}{k}] = -\log_2 \frac{1}{k} > 1$ q.e.d.

5.2.2 Bestimmung der Dichte eines Netzes in SPIRIT

Die Expertensystemshell SPIRIT erlaubt einen benutzerfreundlichen Nachweis der Dichte. Nach Benennen der Akteure $V = \{V_1, \dots, V_L\}$ und **vor** Erlernen der Beziehungen weist sie die Entropie $H(V; \mathbf{P}^0)$ aus und **nach** Erlernen die Entropie $H(V; \mathbf{P}^*)$. Nach den Bemerkungen in Abschnitt 5.3 hat man $R(\mathbf{P}^*, \mathbf{P}^0) = H(V; \mathbf{P}^0) - H(V; \mathbf{P}^*)$. Für das Netz mit 18 Akteuren gilt $H(V; \mathbf{P}^0) = \log_2 18$; $H(V; \mathbf{P}^*)$ ist in der Anzeigenleiste in Abbildung B.1 ablesbar.

5.3 Symmetrische Zentralitätsmaße

5.3.1 Die Transinformation als Symmetrisches Zentralitätsmaß der Einbindung

Dieser Abschnitt behandelt die Frage der informationstheoretischen Einbindung eines Akteurs l im Netz. Die Indexmenge $\{1, \dots, L\}$ der Akteure sei zerlegt in die einelementige Menge $I = \{l\}$ und $J = \{1, \dots, L\} \setminus \{l\}$. Mit der Bezeichnung wie in Abschnitt 3.3 hat man dann folgende

Definition 5.2. (Einbindung)

Gegeben sei ein SN mit der Regelstruktur $l_1 | k_1, \dots, l_I | k_I$. Ist P^* Lösung der Aufgabe (3.5), so heißt $T(V_I, V_J; P^*)$ die Einbindung des Akteurs l in das Netz. Ihre Dimension ist bit.

Der Leser blättere nochmals zu Abschnitt 5.1 zurück. Einbindung ist kein gerichtetes Maß. Auch ein Akteur, der etwa nur negativ oder nur positiv inzidente Pfeile hat, ist ins Netz eingebunden! Akteur 18 in Abbildung B.1 ist es nicht. Seine Transinformation (Einbindung) zum Rest des Netzes beträgt 0 bit. Hat man die Einbindung aller Akteure berechnet, kann man sie nach ihrer Transinformation ordnen. Die Reihung spiegelt die Rangfolge ihrer Einbindung im Netz wider. Wählt man $I, J \subset \{1, \dots, L\}, I \cap J = \emptyset$ und sonst beliebig, kann man mit $T(V_I, V_J; P^*)$ den wechselseitigen Einfluss von Akteursgruppen auf andere bestimmen. Wir verzichten auf eine formale Definition.

5.3.2 Bestimmung der Einbindung in SPIRIT

SPIRIT gestattet unter gewissen – hier nicht näher ausgeführten – Regularitätsvoraussetzungen die Berechnung von T zu beliebigen Gruppen. Beigefügt ist im Anhang ein Ausdruck (Abbildung E.3) mit dem Fenster zur Vorbereitung der Berechnung von T und eine Reihung der 18 Akteure des Beispiels nach ihrer Einbindung in Tabelle F.1.

5.4 Asymmetrische Zentralitätsmaße

5.4.1 Die relative Entropie als Asymmetrisches Zentralitätsmaß für Diffusion und Rezeption

Bei der allgemeinen Darstellung der Wissensverarbeitung in Abschnitt 3.2 und der Übertragung auf SN in Abschnitt 4.1 wurde erarbeitet, dass

- der Wissenserwerb durch Lösen von 3.5 mit dem Ergebnis P^* geschieht. Man beachte: P^* enthält bei dieser Anwendung nur konditionales Wissen und nicht faktisches. Die Regeln sind vom Typ „wenn ..., dann...“. Welche Akteure benachrichtigt sind, ist noch nicht bekannt.

- der Wissensabruf im Netz durch Evidenzieren von $V_k = 1$ erfolgt. Damit wird er in Kenntnis der Nachricht gesetzt. Aufgrund der Konditionalstruktur fließt die Kenntnis „vorwärts“ durchs Netz. Der Wissensabstand vor und nach der faktischen Ergänzung weist die Diffusion des Akteurs k aus.

Definition 5.3. (Diffusion)

Gegeben sei ein SN wie in den Definitionen 5.1 und 5.2. Löst P^{**} die Aufgabe (3.7) für die Evidenz $V_k = 1$, so ist $R(P^{**}, P^*)$ das Maß für die Diffusion des k -ten Akteurs. Ihre Dimension ist bit.

Schwieriger zu messen als die Diffusion ist die Rezeption. Wie misst man in unserem konkreten Kontext das Rezeptionspotenzial eines Akteurs? Lag bei der Diffusion der Fokus auf den von k „erreichbaren“ Mitakteuren, liegt er bei der Rezeption auf den den k „erreichenden“ Mitakteuren! Der Schlüssel zum Verständnis dieses Satzes ist wiederum der *modus tollens*. Erfährt k nichts, so können auch seine Vorgänger und deren Vorgänger im Netz nichts erfahren haben. Akteur k 's Rezeptionspotenzial bemisst sich nach Zahl und (informationstheoretischer) Lage all dieser Vorgänger. Wir ergänzen zu den obigen Spiegelstrichen, dass

- der Wissensabruf im Netz durch Evidenzieren von $V_k = 0$ erfolgt. Damit wird er in Unkenntnis der Nachricht gesetzt. Aufgrund der Konditionalstruktur fließt diese Unkenntnis „rückwärts“ durch das Netz. Der Wissensabstand vor und nach dieser faktischen Ergänzung weist die Rezeption des Akteurs k aus.

Definition 5.4. (Rezeption)

Gegeben sei ein SN wie in den Definitionen 5.1 bis 5.3. Löst $\overline{P^{**}}$ die Aufgabe (3.7) für die Evidenz $V_k = 0$, so ist $R(\overline{P^{**}}, P^*)$ das Maß für die Rezeption des k -ten Akteurs. Ihre Dimension ist bit.

Diffusion und Rezeption gestatten nun wieder eine Reihung der Akteure hinsichtlich ihrer jeweiligen Position. In Tabelle F.1 sind alle entsprechenden Reihungen angegeben. Natürlich gilt grob, was man intuitiv erwartet: Je mehr Mitakteure k erreichen kann, umso größer seine Diffusion; von je mehr Mitakteuren k erreicht werden kann, umso größer seine Rezeption. Man lese jetzt nochmals in Kapitel 5.1 nach. Nicht nur die Anzahl der Mitakteure spielt eine Rolle, sondern auch ihre jeweilige Lage im Netz. Man vergegenwärtige sich ferner, dass das „neutrale Element“ der Diffusion und der Rezeption jeweils die 1 – und nicht die 0 – ist. Diffundiert ein Akteur das Netz in gleichem Maße wie er aus dem Netz empfängt, sind beide Werte gleich 1. Auch der entartete Fall eines isolierten Knotens – wie etwa V_{18} in Abbildung B.1 – zeigt diese Werte.

In Abschnitt 3.3 sagten wir „Ist $P(A)$ die Wahrscheinlichkeit eines Faktums A , so ist $-\log_2 P(A)$ die Information, die man erhält, wenn man erfährt, dass A wahr wird“. Diese Aussage bekommt nun bei der Betrachtung von Diffusion und Rezeption eine zentrale Bedeutung. Es lässt sich nämlich zeigen: $R(P^{**}, P^*)$ bzw. $R(\overline{P^{**}}, P^*)$ wie in Definition 5.3 und 5.4 ist gleich $-\log_2 P^*(V_k = 1)$ bzw. $-\log_2 P^*(V_k = 0)$. Die Wissensänderung bei Evidenzieren dieser Ausprägungen ist gleich der Information, die man erhält, wenn man erfährt, dass $V_k = 1$ bzw. $V_k = 0$ wahr wird. Die Randverteilung P^* auf V_k ist geprägt durch die Lage des jeweiligen Akteurs im Gesamtnetz und lässt unmittelbar erkennen, wie „überrascht“ man über die Realisierung von $V_k = 1/0$ ist; weiß man doch um die Folgen! Das verdient, in einem Satz festgehalten zu werden.

Satz 5.2. Sind P^{**} und $\overline{P^{**}}$ wie in Definition 5.3 und 5.4, so gilt $R(P^{**}, P^*) = -\log_2 P^*(V_k = 1)$ und $R(\overline{P^{**}}, P^*) = -\log_2 P^*(V_k = 0)$.

Beweis. Wir zeigen nur den ersten Teil, der Nachweis des zweiten verläuft analog.

$$\begin{aligned} R(P^{**}, P^*) &= \sum_v P^{**}(v) \log_2 \frac{P^{**}(v)}{P^*(v)} \\ &= \sum_{v:v_k=1} P^{**}(v) \log_2 \frac{P^{**}(v)}{P^*(v)} + \underbrace{\sum_{v:v_k=0} P^{**}(v) \log_2 \frac{P^{**}(v)}{P^*(v)}}_{=0 \text{ wegen Evidenz}} \end{aligned}$$

Mit $v = (\bar{v}, v_k)$ hat man

$$\begin{aligned} P^*(v) &= P^*(\bar{v} \mid v_k = 1) P^*(v_k = 1) \\ &= P^{**}(v) P^*(v_k = 1) \end{aligned}$$

Also folgt

$$\begin{aligned} R(P^{**}, P^*) &= \sum_{v:v_k=1} P^{**}(v) \log_2 \frac{P^{**}(v)}{P^{**}(v) P^*(v_k = 1)} \\ &= -\log_2 P^*(v_k = 1) \text{ q.e.d.} \end{aligned}$$

5.4.2 Asymmetrische Zentralitätsmaße in SPIRIT

SPIRIT hält zwei Funktionen vor, mit denen man die Diffusion und die Rezeption in einem beliebigen SN mit Transaktionen bestimmen kann.

- i) Ist nach Lösen von Aufgabe (3.5) P^* errechnet, so kann man **vor** Evidenzierung von $V_k = 1$ bzw. $V_k = 0$ dieses P^* speichern und dann nach Evidenzierung $R(P^{**}, P^*)$ bzw. $R(\overline{P^{**}}, P^*)$ abrufen. Für den vorliegenden Beispielfall ergeben sich die Werte 0,0251 bzw. 5,858 bei Evidenzierung von $V_{17} = 1$ bzw. $V_{17} = 0$.
- ii) SPIRIT gestattet das Umschalten zwischen Wahrscheinlichkeit $P(v_k)$ und Information $-\log_2 P(v_k)$ für das gesamte Netz. Damit sind die gewünschten relativen Entropien nach Satz 2 unmittelbar ablesbar. In Abbildung G.1 überzeuge man sich von der Übereinstimmung der unter i) ausgewiesenen Werte der Information an den Balken zu V_{17} .

SPIRIT ist also ein probates Werkzeug für die Netzwerkanalyse bei informationstreuere Modellierung von Beziehungsnetzen mit sicheren Transaktionen zwischen den Akteuren. Eröffnet dieses Werkzeug auch Möglichkeiten zu weiteren Modellen und Analysen? Perspektivisches dazu im nächsten Kapitel.

Kapitel 6

Zusammenfassung und Ausblick

In den vorangegangenen Kapiteln wurde eine vollkommen neuartige Form der Modellierung Sozialer Netzwerke vorgestellt. Abweichend von den üblichen graphentheoretischen Ansätzen wurden hier Netzwerke als konditionale Strukturen abgebildet. Diese Strukturen gehorchen der Konditionallogik und erlauben auch die Formulierung komplexerer Beziehungen zwischen den Akteuren: In Kapitel 4 wurde dies an einfachen und komponierten Konditionalen demonstriert. Auch wurde gezeigt, dass und wie Netzwerke in Konditionalstruktur in informationstreue Wissensbasen überführt werden können. Diese sind wiederum der informationstheoretischen Analyse zugänglich. In diesem Aufsatz sind mit der *Dichte* eines SN, mit *Diffusion*, *Rezeption* sowie der *Einbindung* eines Akteurs in das Netzwerk informationstheoretische Maße eingeführt worden, die andere Aussagen etwa über die Zentralität eines Akteurs zulassen als graphentheoretische Maßzahlen. So liest man aus Tabelle 2.2 leicht ab, dass Akteur 17 eine Schlüsselrolle (*key player*) einnimmt. Sein degree ist deutlich am höchsten: er erhält die meisten Freundschaftsnominierungen. Auch kann er die meisten Mitglieder über wenige Zwischenstationen erreichen (closeness). Zusätzlich ist er selbst auch häufig Mittler von Interaktionen anderer Akteure (betweeness). Ohne Frage besetzt Akteur 17 eine ausgezeichnete Position in dem Netzwerk – im Gegensatz zu Akteur 3. Besonders deutlich wird der positionale Unterschied zwischen 17 und 3, wenn man sich verdeutlicht, in welchem Maße sie beide ihr Netzwerk *nutzen* können, um beispielsweise an Informationen zu gelangen (Eigenvektorzentralität x).

Damit sind nun einige qualifizierte (und anerkannte) Aussagen über die (graphentheoretische) Zentralität der Akteure getroffen worden – hier interessieren darüber hinaus aber auch die *Beiträge*, die die Akteure zum Netzwerk liefern. Ein Beitrag ist hier beispielsweise das Aussenden im Sinne der Diffusion oder das Empfangen im Sinne der Rezeption einer Nachricht, was durch die Konditionalstruktur festgelegt wurde: V_{17} empfängt die Nachricht, wenn V_3 sie aussendet. Mit der Expertensystemshell SPIRIT wurden diese Werte berechnet und so verfügt V_{17} über ein hohes Rezeptionspotenzial, sowie V_3 über ein hohes Diffusionspotenzial (vgl. Tabelle F.1). Was zunächst erstaunt, ist, dass Akteur 17 trotz seiner exzellenten (graphentheoretischen) Position informationstheoretisch eher schwach eingebunden ist. Dies ist aber auch gleichzeitig die Erklärung: V_{17} ist so gut vernetzt, dass ihn Änderungen (bspw. Evidenzieren eines $V_{l \neq 17} = 1$) im Netzwerk nur wenig berühren. Die wechselseitige Abhängigkeit ist daher klein. Die (zusätzliche) Betrachtung von informationstheoretischen Maßen als quantifizierte Ausdrücke von Netzwerkbeiträgen stiftet also einen echten Mehrwert im Rahmen der Analyse Sozialer Netzwerke.

In folgenden Arbeiten werden wir daher auf diesen Erkenntnissen aufbauen und die Eigenschaften informationstheoretisch modellierter Netzwerke genauer untersuchen sowie über mögliche Anwendungen als auch weitere Interpretationsansätze nachdenken. Der Leser wird dort auch die hier bereits skizzierte Eigenschaft, dass Akteure in starken Zusammenhangskomponenten die gleichen Randwahrscheinlichkeiten besitzen, wiederfinden. Ebenso werden wir uns der interessanten Herausforderung stellen, die hier unterstellte sichere Konditionierung aufzugeben und auch unsichere Regeln der Art $V17 \mid V3[0.8]$ zuzulassen.

Anhang

Teil A

P prescr: 1.0		Rule text: (V9 V17)		
Activity	Index	P prescr	P act	Rule text
<input checked="" type="checkbox"/>	0	1	1,00000	(V9 V17)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	1	1,00000	(V1 V17)
<input checked="" type="checkbox"/>	2	1	1,00000	(V12 V16)
<input checked="" type="checkbox"/>	3	1	1,00000	(V4 V16)
<input checked="" type="checkbox"/>	4	1	1,00000	(V17 V15)
<input checked="" type="checkbox"/>	5	1	1,00000	(V9 V15)
<input checked="" type="checkbox"/>	6	1	1,00000	(V7 V14)
<input checked="" type="checkbox"/>	7	1	1,00000	(V6 V14)
<input checked="" type="checkbox"/>	8	1	1,00000	(V8 V13)
<input checked="" type="checkbox"/>	9	1	1,00000	(V1 V13)
<input checked="" type="checkbox"/>	10	1	1,00000	(V7 V12)
<input checked="" type="checkbox"/>	11	1	1,00000	(V2 V12)
<input checked="" type="checkbox"/>	12	1	1,00000	(V17 V11)
<input checked="" type="checkbox"/>	13	1	1,00000	(V12 V11)
<input checked="" type="checkbox"/>	14	1	1,00000	(V7 V10)
<input checked="" type="checkbox"/>	15	1	1,00000	(V1 V10)
<input checked="" type="checkbox"/>	16	1	1,00000	(V17 V9)
<input checked="" type="checkbox"/>	17	1	1,00000	(V6 V9)
<input checked="" type="checkbox"/>	18	1	1,00000	(V13 V8)
<input checked="" type="checkbox"/>	19	1	1,00000	(V1 V8)
<input checked="" type="checkbox"/>	20	1	1,00000	(V17 V7)
<input checked="" type="checkbox"/>	21	1	1,00000	(V12 V7)
<input checked="" type="checkbox"/>	22	1	1,00000	(V9 V6)
<input checked="" type="checkbox"/>	23	1	1,00000	(V8 V6)
<input checked="" type="checkbox"/>	24	1	1,00000	(V9 V5)
<input checked="" type="checkbox"/>	25	1	1,00000	(V4 V5)
<input checked="" type="checkbox"/>	26	1	1,00000	(V17 V4)
<input checked="" type="checkbox"/>	27	1	1,00000	(V5 V4)
<input checked="" type="checkbox"/>	28	1	1,00000	(V17 V3)
<input checked="" type="checkbox"/>	29	1	1,00000	(V15 V3)
<input checked="" type="checkbox"/>	30	1	1,00000	(V17 V2)
<input checked="" type="checkbox"/>	31	1	1,00000	(V4 V2)
<input checked="" type="checkbox"/>	32	1	1,00000	(V17 V1)
<input checked="" type="checkbox"/>	33	1	1,00000	(V13 V1)

Abbildung A.1: Regelmenge zu Newcomp

Teil B

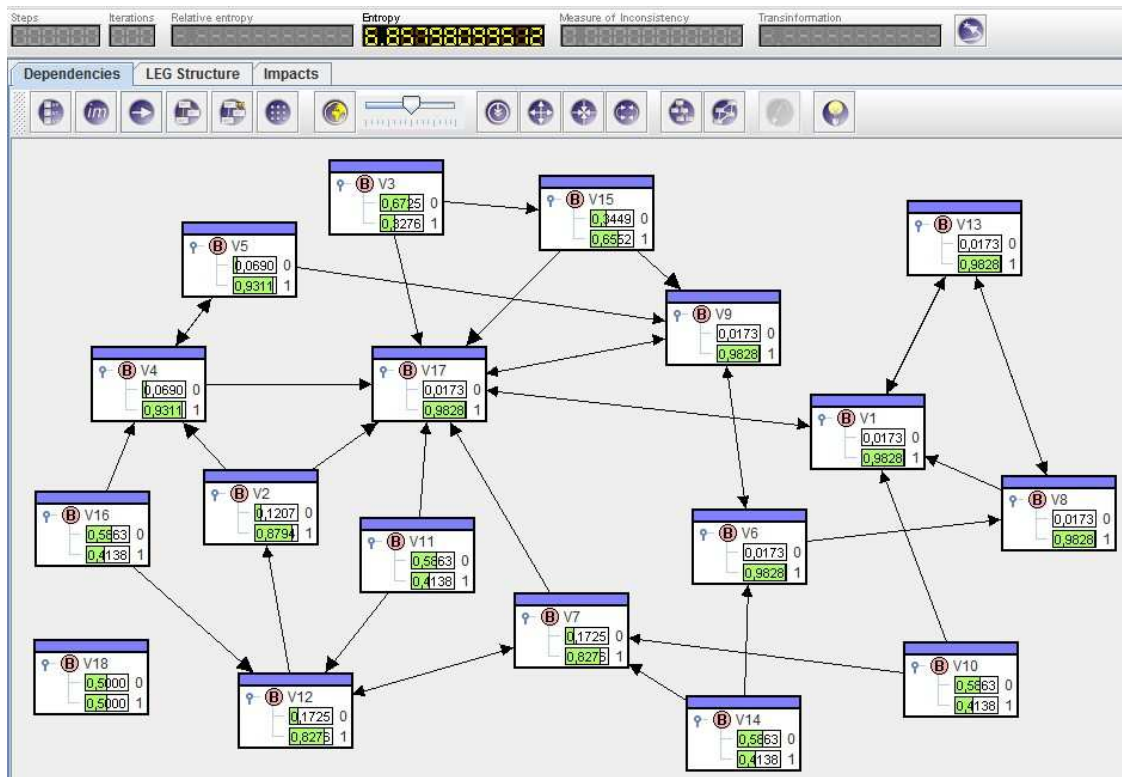


Abbildung B.1: Randverteilungen in den Akteursknoten

Teil C

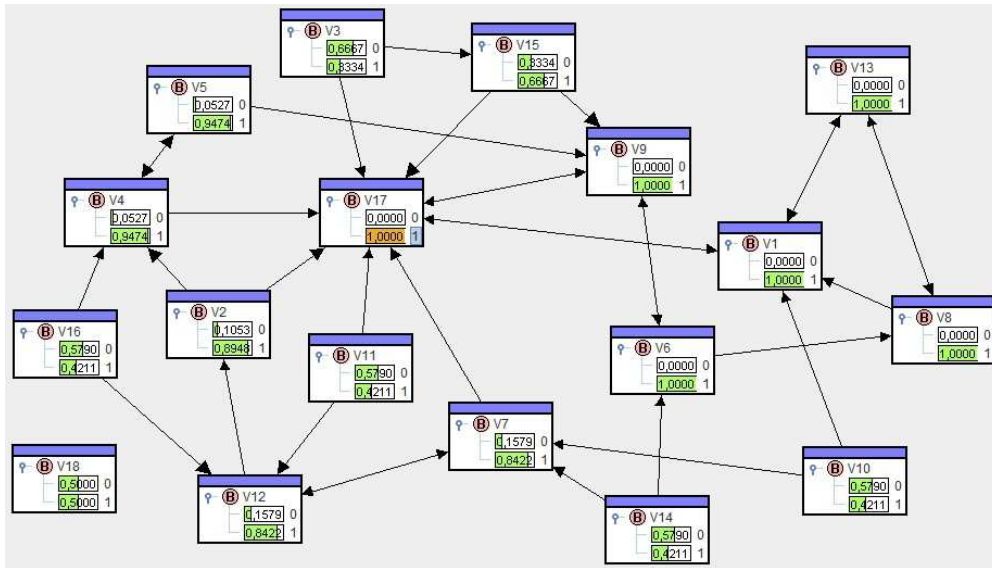


Abbildung C.1: Evidenzierung in V17

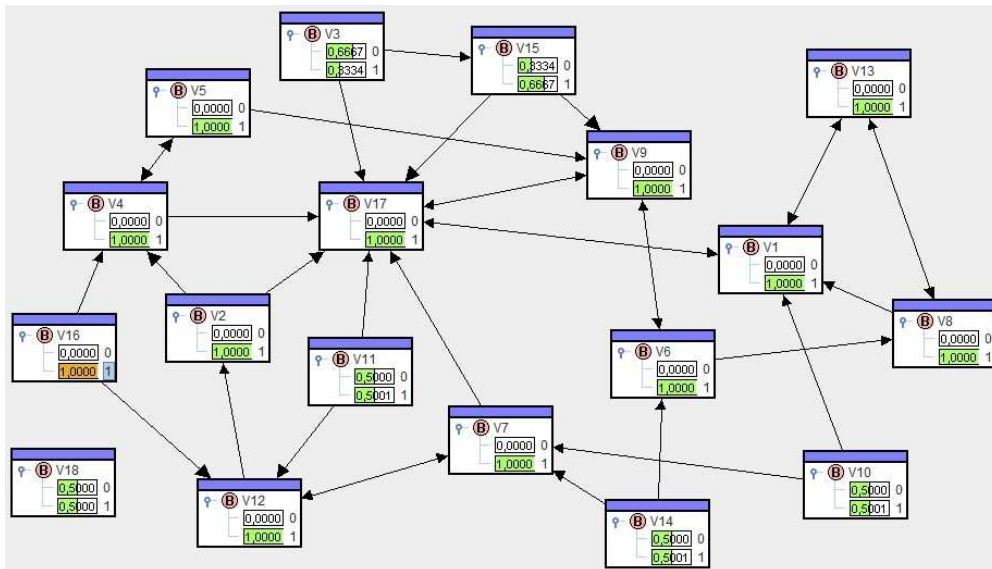


Abbildung C.2: Evidenzierung in V16

Teil D

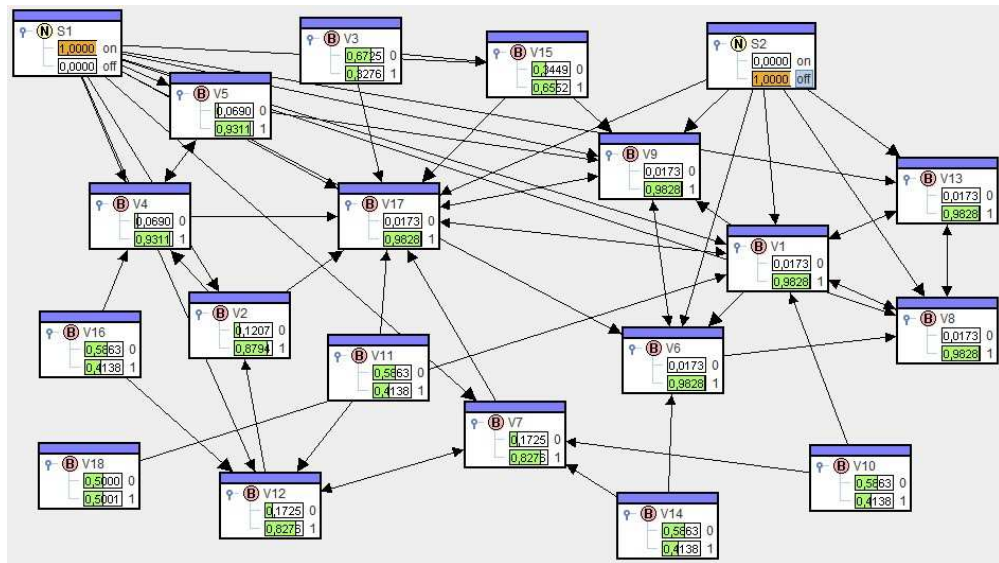


Abbildung D.1: Aktivierung des Nachrichtennetzes

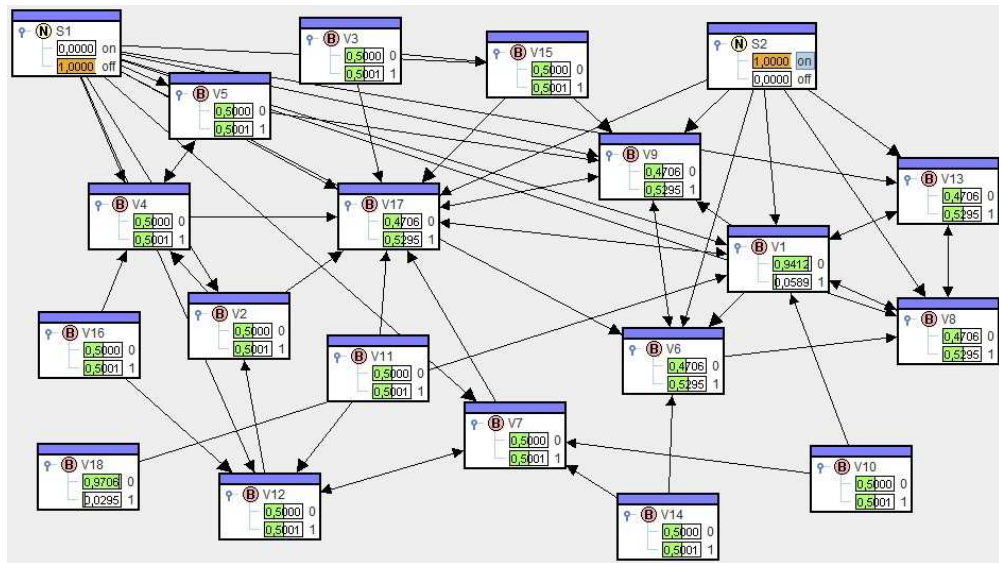


Abbildung D.2: Aktivierung des Clubnetzes

Teil E

P act	
1,00000	(MESS V9) (MESS V17)
1,00000	(MESS V1) (MESS V17)
1,00000	(MESS V12) (MESS V16)
1,00000	(MESS V4) (MESS V16)
1,00000	(MESS V17) (MESS V15)
1,00000	(MESS V9) (MESS V15)
1,00000	(MESS V7) (MESS V14)
1,00000	(MESS V6) (MESS V14)
1,00000	(MESS V8) (MESS V13)
1,00000	(MESS V1) (MESS V13)
1,00000	(MESS V7) (MESS V12)
1,00000	(MESS V2) (MESS V12)
1,00000	(MESS V17) (MESS V11)
1,00000	(MESS V12) (MESS V11)
1,00000	(MESS V7) (MESS V10)
1,00000	(MESS V1) (MESS V10)
1,00000	(MESS V17) (MESS V9)
1,00000	(MESS V6) (MESS V9)
1,00000	(MESS V13) (MESS V8)
1,00000	(MESS V1) (MESS V8)
1,00000	(MESS V17) (MESS V7)
1,00000	(MESS V12) (MESS V7)
1,00000	(MESS V9) (MESS V6)
1,00000	(MESS V8) (MESS V6)
1,00000	(MESS V9) (MESS V5)
1,00000	(MESS V4) (MESS V5)
1,00000	(MESS V17) (MESS V4)
1,00000	(MESS V5) (MESS V4)
1,00000	(MESS V17) (MESS V3)
1,00000	(MESS V15) (MESS V3)
1,00000	(MESS V17) (MESS V2)
1,00000	(MESS V4) (MESS V2)
1,00000	(MESS V17) (MESS V1)
1,00000	(MESS V13) (MESS V1)

Abbildung E.1: Trennung von Akteur und Nachricht

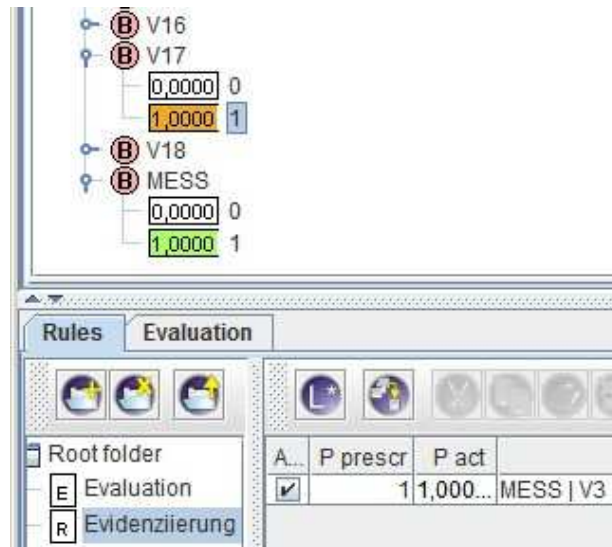


Abbildung E.2: Evaluation bei gegebenem Konditional

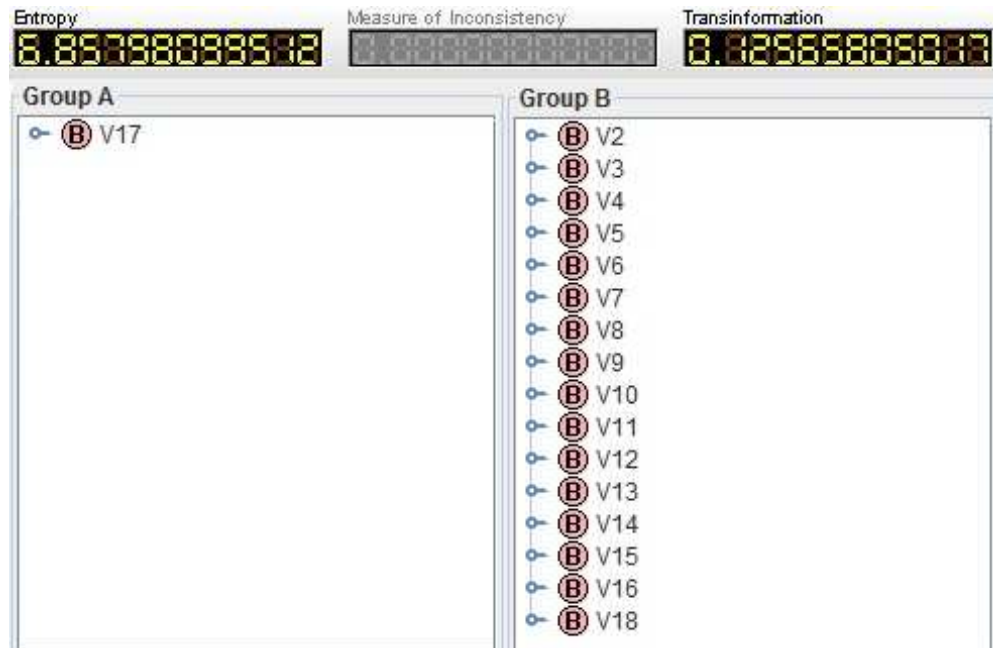


Abbildung E.3: Berechnung der Transinformation in SPIRIT

Teil F

Tabelle F.1: Einbindung, Diffusion und Rezeption, geordnet nach Rängen der Akteure l

Rang	l	Einbindung in [bit]
1	7, 12	0,6632
3	2	0,4279
4	4, 5	0,3621
6	15	0,2742
7	3	0,2573
8	10, 11, 14, 16	0,1509
12	1, 6, 8, 9, 13, 17	0,1257
18	18	0,0000

Rang	l	Diffusion in [bit]
1	3	1,6101
2	10, 11, 14, 16	1,2730
6	18	1,0000
7	15	0,6101
8	7, 12	0,2730
10	2	0,1856
11	4, 5	0,1031
13	1, 6, 8, 9, 13, 17	0,0251

Rang	l	Rezeption in [bit]
1	1, 6, 8, 9, 13, 17	5,8580
7	4, 5	3,8580
9	2	3,0506
10	7, 12	2,5361
12	15	1,5361
13	18	1,0000
14	10, 11, 14, 16	0,7705
18	3	0,5726

Teil G

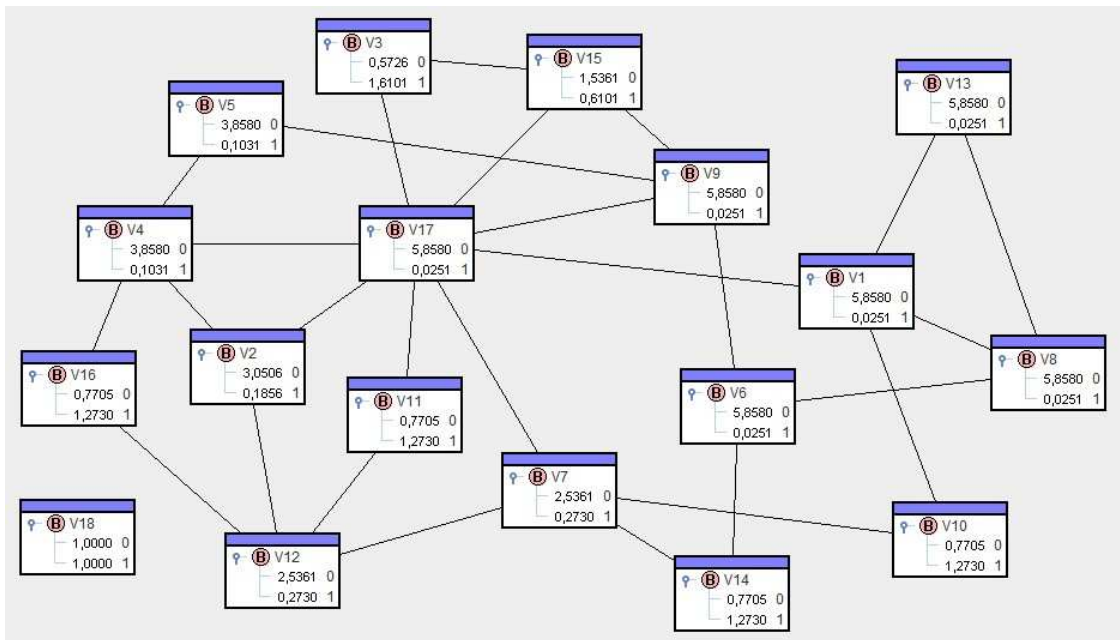


Abbildung G.1: Diffusion und Rezeption (Informationsmaße auf den Knoten)

Literaturverzeichnis

- [Bonacich 1987] BONACICH, Phillip: Power and Centrality: A Family of Measures. In: *The American Journal of Sociology* 92 (1987), Nr. 5, S. 1170–1182
- [Bonacich und Lloyd 2001] BONACICH, Phillip ; LLOYD, Paulette: Eigenvector-like measures of centrality for asymmetric relations. In: *Social Networks* 23 (2001), July, Nr. 3, S. 191–201
- [Borgatti 2005] BORGATTI, S.: Centrality and network flow. In: *Social Networks* 27 (2005), January, Nr. 1, S. 55–71
- [Calabrese 1991] CALABRESE, P. G.: Deduction and Inference Using Conditional Logic and Probability. In: GOODMAN, I. R. (Hrsg.) ; GUPTA, M. M. (Hrsg.) ; NGUYEN, H. T. (Hrsg.) ; ROGERS, G. S. (Hrsg.): *Conditional Logic in Expert Systems*. Amsterdam : North-Holland, 1991, S. 71–100
- [de Finetti 1972] FINETTI, Bruno de: *Probability, Induction, and Statistics*. New York: John Wiley, 1972
- [Freeman 1979] FREEMAN, Linton C.: Centrality in social networks conceptual clarification. In: *Social Networks* 1 (1979), Nr. 3, S. 215–239
- [Kern-Isberner 1998] KERN-ISBERNER, Gabriele: Characterizing the principle of minimum cross-entropy within a conditional-logical framework. In: *Artificial Intelligence* 98 (1998), Nr. 1-2, S. 169 – 208
- [Meyer 1998] MEYER, Carl H.: *Korrektes Schließen bei unvollständiger Information*. Peter Lang, 1998
- [Mitchell 1969] MITCHELL, James C.: The Concept and Use of Social Networks. In: MITCHELL, James C. (Hrsg.): *(Social networks in urban situations)*. Manchester : Manchester University Press, 1969, S. 1–50
- [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
- [Paris und Vencovská 1990] PARIS, J.B. ; VENCOVSKÁ, A.: A note on the inevitability of maximum entropy. In: *International Journal of Approximate Reasoning* 4 (1990), Nr. 3, S. 183 – 223
- [Rödder 2000] RÖDDER, Wilhelm: Conditional logic and the Principle of Entropy. In: *Artificial Intelligence* 117 (2000), Nr. 1, S. 83 – 106

- [Rödder 2001] RÖDDER, Wilhelm: Knowledge processing under information fidelity. In: *Proceedings of the 17th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 1*. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001 (IJCAI'01), S. 749–754
- [Rödder 2003] RÖDDER, Wilhelm: On the measurability of knowledge acquisition and query processing. In: *International Journal of Approximate Reasoning* 33 (2003), Nr. 2, S. 203 – 218
- [Rödder und Kulmann 2006] RÖDDER, Wilhelm ; KULMANN, Friedhelm: Recall and Reasoning - an information theoretical model of cognitive processes. In: *Information Sciences* 176 (2006), Nr. 17, S. 2439 – 2466
- [Rödder u. a. 2006] RÖDDER, Wilhelm ; REUCHER, Elmar ; KULMANN, Friedhelm: Features of the Expert-System-Shell SPIRIT. In: *Logic Journal of IGPL* 14 (2006), Nr. 3, S. 483–500
- [Rescher 1969] RESCHER, Nicholas: *Many-Valued Logic*. New York, Mcgraw-Hill, 1969
- [Roman 1996] ROMAN, Steven: *Introduction to Coding and Information Theory*. Springer, 1996 (Undergraduate Texts in Mathematics)
- [Scott 1991] SCOTT, John: *Social network Analysis*. London : Sage, 1991
- [Shore und Johnson 1980] SHORE, J. ; JOHNSON, R.: Axiomatic derivation of the principle of maximum entropy and the principle of minimum cross-entropy. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 26 (1980), Januar, Nr. 1, S. 26–37
- [Topsøe 1974] TOPSØE, Flemming: *Informationstheorie*. Stuttgart : Teubner Studienbücher Mathematik., 1974
- [Trezzini 1998] TREZZINI, Bruno: Konzepte und Methoden der sozialwissenschaftlichen Netzwerkanalyse. Eine aktuelle Übersicht. In: *Zeitschrift für Soziologie* 27 (1998), Nr. 5, S. 378–394
- [Wasserman und 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 <http://www.fernuni-hagen.de/wirtschaftswissenschaft/forschung/beitraege.shtml> 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	Röder, 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 Harmonization 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 Scherer, Ewald
470	2011	Orientierung in Dienstleistungsumgebungen – eine explorative Studie am Beispiel des Flughafens 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 Scherer, 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 Röder, Wilhelm
481	2012	Entropiebasierte Analyse von Interaktionen in Sozialen Netzwerken	Röder, Wilhelm Brenner, Dominic Kulmann, Friedhelm