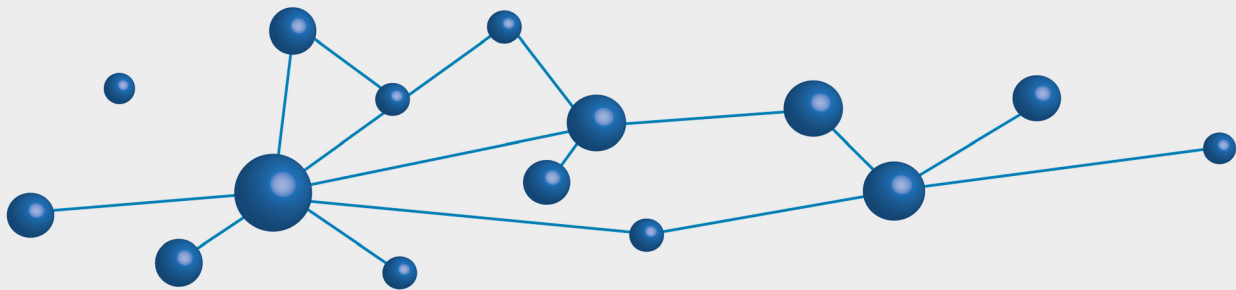




Universität Potsdam



Malte Steinbrink | Jan-Berent Schmidt |  
Philipp Aufenvenne

## Soziale Netzwerkanalyse für HumangeographInnen

Einführung in UCINET und NetDraw in fünf Schritten







Malte Steinbrink, Jan-Berent Schmidt, Philipp Aufenvenne

# SOZIALE NETZWERKANALYSE FÜR HUMANGEOGRAPHINNEN

Einführung in UCINET und NetDraw in fünf Schritten

### **Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek**

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.de/> abrufbar.

### **Universitätsverlag Potsdam 2013**

<http://info.ub.uni-potsdam.de/verlag.htm>

Am Neuen Palais 10, 14469 Potsdam  
Tel.: +49 (0)331 977 2533 / Fax: -2292  
E-Mail: [verlag@uni-potsdam.de](mailto:verlag@uni-potsdam.de)

Die Schriftenreihe *Potsdamer Geographische Praxis* wird herausgegeben vom Institut für Geographie der Universität Potsdam.

ISSN (print) 2194-1599  
ISSN (online) 2194-1602

Das Manuskript ist urheberrechtlich geschützt.  
Gestaltung: André Kadanik, Berlin  
Satz: Lukas Wede und Ute Dolezal  
Titelgrafik: Ute Dolezal  
Druck: docupoint GmbH Magdeburg  
ISBN 978-3-86956-244-5

Zugleich online veröffentlicht auf dem Publikationsserver der Universität Potsdam:  
URL <http://pub.ub.uni-potsdam.de/volltexte/2013/6482/>  
URN <urn:nbn:de:kobv:517-opus-64822>  
<http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:kobv:517-opus-64822>

# INHALTSVERZEICHNIS

1	NETZWERKANALYSE IN DER HUMANGEOGRAPHIE – EINLEITUNG ZUR EINFÜHRUNG .....	7
	Der Netzwerk-Hype .....	9
	Die Netzwerkperspektive in der Humangeographie .....	12
	Die Methode der SNA in der Humangeographie .....	15
	Zielsetzung und Aufbau des Handbuchs.....	16
2	EINFÜHRUNG IN UCINET UND NETDRAW IN FÜNF SCHRITTEN.....	19
	<b>Schritt 1 – Eingabe und Einlesen der Daten .....</b>	<b>21</b>
	Anlage einer Datenstruktur .....	21
	Dateneingabe.....	22
	<i>Eingabe per UCINET Spreadsheet oder per Excel.....</i>	<i>22</i>
	<i>Eingabe per Liste (nodelist und edgelist) .....</i>	<i>23</i>
	<i>nodelist-Format .....</i>	<i>23</i>
	<i>edgelist-Format.....</i>	<i>24</i>
	NetDraw .....	25
	Import von dl-Dateien in UCINET.....	25
	Exkurs: Merkmale von Individuen und Kollektiven .....	28
	<b>Schritt 2 – Erste Berechnungen: Dichte, Reziprozität und Subgroups .....</b>	<b>31</b>
	Dichte .....	31
	Reziprozität .....	32
	Subgroups – Bi-Komponenten, Cutpoints und Cliques.....	34

<b>Schritt 3 – Netzwerktransformation: Symmetrisierung, Dichotomisierung, Aggregierung .....</b>	<b>39</b>
Symmetrisierung .....	39
Dichotomisierung .....	39
Aggregierung – Zusammenführung Von Netzen (Multiplexität).....	40
Two-mode-Matrizen .....	43
<b>Schritt 4 – Zentralitätsmaße.....</b>	<b>45</b>
Degree-Centrality .....	45
Closeness-Centrality .....	49
Betweeness-Centrality .....	50
Exkurs: Brücken und Strukturelle Löcher .....	51
Zentralitäten in NetDraw.....	52
<b>Schritt 5 – Attribute, Homophilie, QAP, CONCOR und Blockmodelle.....</b>	<b>53</b>
Einlesen von Attributsdaten in UCINET .....	53
Homophilie.....	54
Quadratic Assignment Procedure (QAP) .....	55
Rollen und Positionen – CONCOR.....	57
Blockmodelle.....	60
<b>3 WEITERFÜHRENDE LITERATUR – ZWEI ÜBERBLICKE.....</b>	<b>63</b>
Einführungsliteratur zur Sozialen Netzwerkanalyse.....	65
Netzwerkanalytische Studien in der deutschen Humangeographie.....	71
<b>ANNEX.....</b>	<b>77</b>



# **1 NETZWERKANALYSE IN DER HUMANGEOGRAPHIE – EINLEITUNG ZUR EINFÜHRUNG**



## DER NETZWERK-HYPE

Kaum ein Begriff ist derzeit so en vogue wie der des „Netzwerks“.<sup>1</sup> In der Sprache von Business-, Politik- und Wissenschaftswelt bezeichnet „Netzwerken“ („networking“) immer häufiger eine strategische Handlungspraxis, die früher argwöhnisch als „Strippenziehen“ oder unschickliche „Kungelei“ beäugt wurde; heute jedoch gilt das „Gut-vernetzt-sein“ als maßgeblich für den beruflichen Erfolg. Und in Zeiten des Web 2.0 ist das „www“ nicht mehr nur *Internet*, sondern dank (?) *facebook* & Co explizit auch ein *Socialnet* und mit Smartphones für viele Menschen zudem fast allgegenwärtig. Aber nicht nur im kleinen Zwischenmenschlichen, auch im großen „Globalen“ ist der Netzwerkbegriff omnipräsent: Er ist zur zentralen Perspektive gesellschaftlicher Selbstbeobachtung geworden und ist die Universalmetapher großer Gesellschaftsdiagnosen unserer Zeit. „Globalisierung“, „Konnektivität“, „Vernetzung“ oder die berühmten „kleinen Welten“ und das „Global Village“ sind Schlagworte unserer „Netzwerkgesellschaft“ (Castells 2001).

Es ist festzustellen, dass sich „das Netzwerk“ nicht nur alltagssprachlich zu einem modernen Leitbegriff entwickelt hat; auch in den Wissenschaften erfreut es sich immer größerer Beliebtheit. Bereits ein cursorischer Blick auf die Entwicklung der Publikationszahlen in den letzten zwei Dekaden verdeutlicht sehr eindrücklich: Der Netzwerkbegriff boomt und breitet sich aus (vgl. Abb. 1 und 2).

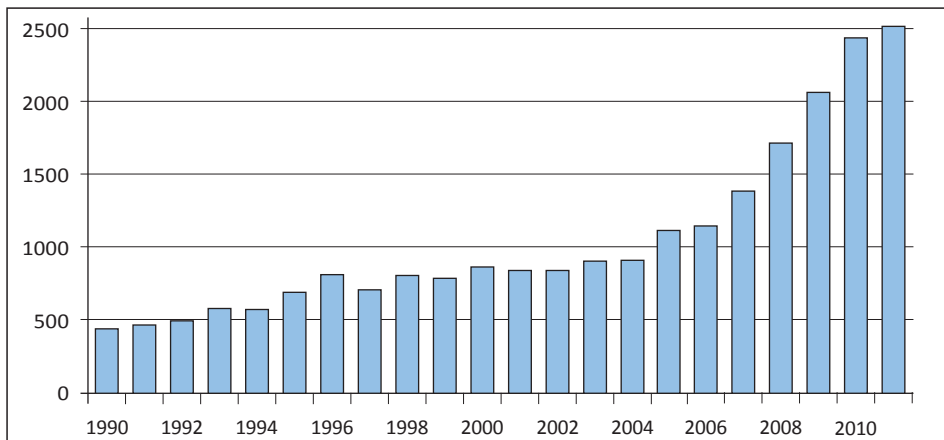


Abb. 1: Anzahl der Publikationen mit „Netzwerk“ im Titel pro Jahr (SSCI<sup>2</sup>, 1990–2011)

Quelle: eigene Darstellung [SSCI, n=24.545 Publikationen]

<sup>1</sup> Als die Autoren am 29.10.2012 bei Google den Begriff „network“ als Suchbegriff eingaben, erhielten sie 3,4 Mrd. hits. Zum Vergleich: Der Begriff „sex“ ergibt weniger, nämlich nur 3,2 Mrd., „truth“ produziert 0,75 Mrd., „freedom“ 0,72 Mrd., „climate“ nur 0,39 Mrd. und „terror“ erstaunlicherweise lediglich 0,31 Mrd. Treffer. Allerdings fällt die Anzahl der gefundenen Seiten für den Suchbegriff „money“ mit 3,5 Mrd. immer noch knapp höher aus als die Vergleichszahl von „network“. Immerhin ergibt „love“ fast 8,5 Mrd. hits – ist ja eigentlich auch der viel schönere Leitbegriff!

<sup>2</sup> Gesucht wurde über die SSCI-Datenbank (Social Sciences Citation Index) des Wissenschaftsdienstes Thompson Reuters mit dem Suchschlüssel Title und dem trunkierten Suchbegriff „network“.

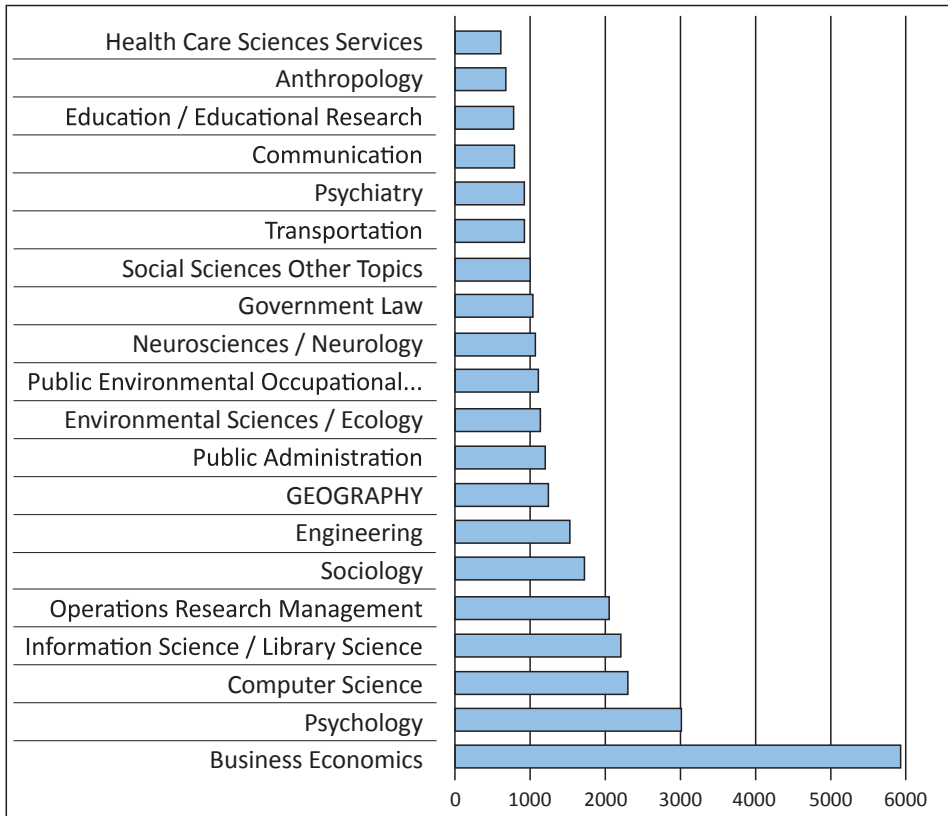


Abb. 2: Anzahl der Publikationen mit „Netzwerk“ im Titel nach Forschungsgebiet<sup>3</sup> (SSCI, 1990-2011)

Quelle: eigene Darstellung [SSCI, n=24.545 Publikationen]

Während der Netzwerkbegriff auch in der Wissenschaft lange Zeit meist metaphorisch verwendet wurde, formiert und profiliert sich in den letzten Jahren zunehmend eine disziplinübergreifende Netzwerkforschung, die das Netzwerk explizit als ein analytisches Konzept begreift (vgl. Gamper, Reschke 2010). Bei der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung handelt es sich um eine Form der Analyse von sozialer Ordnung. Im Zentrum steht der organisationale Aspekt menschlicher Interaktion in komplexen Sozialstrukturen, die durch Verschachtelung und Überlappung verschiedener Arten sozialer Beziehungen charakterisiert sind. Dabei geht es um die Untersuchung von Netzwerkstrukturen unterschiedlicher Form und unterschiedlichen Inhalts sowie um die Einbettung von Akteuren in diese Strukturen. Das Netzwerkparadigma zielt – sehr allgemein gesprochen – darauf ab, die Konsequenzen der Netzwerke für das Handeln der eingebundenen Akteure sowie die Folgen des Handelns in Netzwerken für die Netzwerke selbst und darüber

<sup>3</sup> Forschungsgebiete entsprechen hier den von Thompson Reuters aggregierten *research areas*. Die Einteilung der Forschungsgebiete ist nicht trennscharf und deckt sich nur zum Teil mit der vertrauten disziplinären Subdifferenzierung der Wissenschaft.

hinaus herauszuarbeiten (vgl. Schweizer 1989; Holzer 2006; Jansen 2006). Oft wird das Netzwerk als eine Art Mesoebene beschrieben, die einen analytischen Link zwischen der individuellen Akteursebene und der Ebene gesellschaftlicher Makrostrukturen darstellt.

Eng verknüpft mit dieser relationalen Perspektive der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung ist das methodische Programm der *Social Network Analysis* (SNA). Die SNA wird in verschiedenen Disziplinen (z. B. Ethnologie, Soziologie, Politik-, Wirtschaftswissenschaften) als empirische Methode der Sozialforschung immer häufiger angewendet.<sup>4</sup>

Angesichts des allgemeinen Netzwerk-Hypes erstaunt es nicht, dass die Netzwerkperspektive und die SNA auch in der Geographie methodologisch verstärkt Fuß fasst bzw. „Raum“ greift (vgl. Abb. 3 und 4).<sup>5</sup>

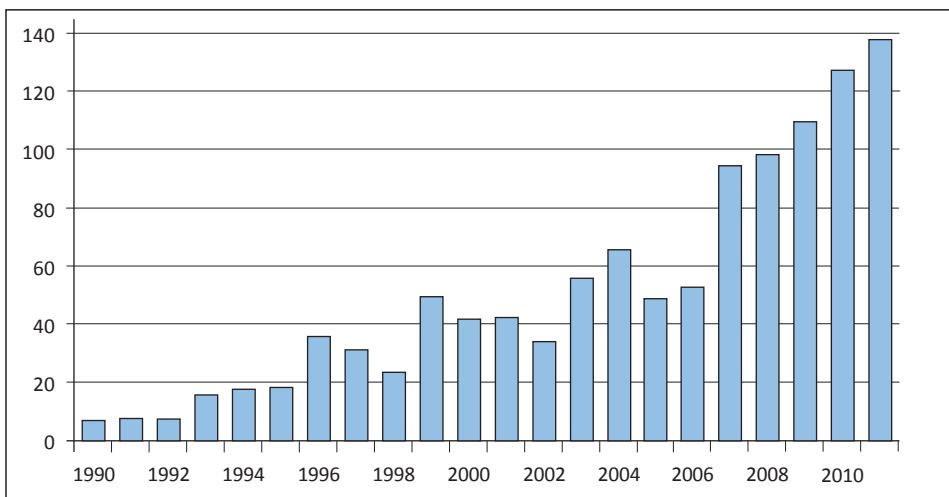


Abb. 3: Anzahl der geographischen Publikationen mit „Netzwerk“ im „Titel“ pro Jahr (international) (SSCI<sup>6</sup>, 1990–2011)

Quelle: eigene Darstellung [SSCI, n=1.254 Publikationen]

4 Ursprünglich wurzelt das aufstrebende und inzwischen etablierte Paradigma der sozialen Netzwerkanalyse in der britischen Sozialanthropologie der 1960er Jahre und in der amerikanischen Soziologie der späten 1970er und frühen 1980er Jahre. Eine stärkere Institutionalisierung erfuhr sie vor allem mit der von Barry Wellman initiierten Gründung der *International Society of Social Network Analysis* (INSNA) im Jahr 1978 und den beiden Journals „Connections“ und „Social Networks“ sowie der jährlichen „Sunbelt International Conference on Social Network Analysis“.

5 Glückler (2010) weist jedoch zu Recht darauf hin, dass der Begriff des Netzwerks bereits eine lange Tradition in der Geographie hat. Fragen der Netzwerkgeometrie räumlicher Infrastrukturen (Lagerelationen, Topologie, Konnektivität) standen früh im Blickpunkt geographischer Forschungsarbeit.

6 Gesucht wurde über die SSCI-Datenbank (Social Sciences Citation Index) des Wissenschaftsdienstes Thompson Reuters mit dem Suchschlüssel „title“ und dem trunkierten Suchbegriff „network“, eingeschränkt auf research area „geography“ (n=1.254).

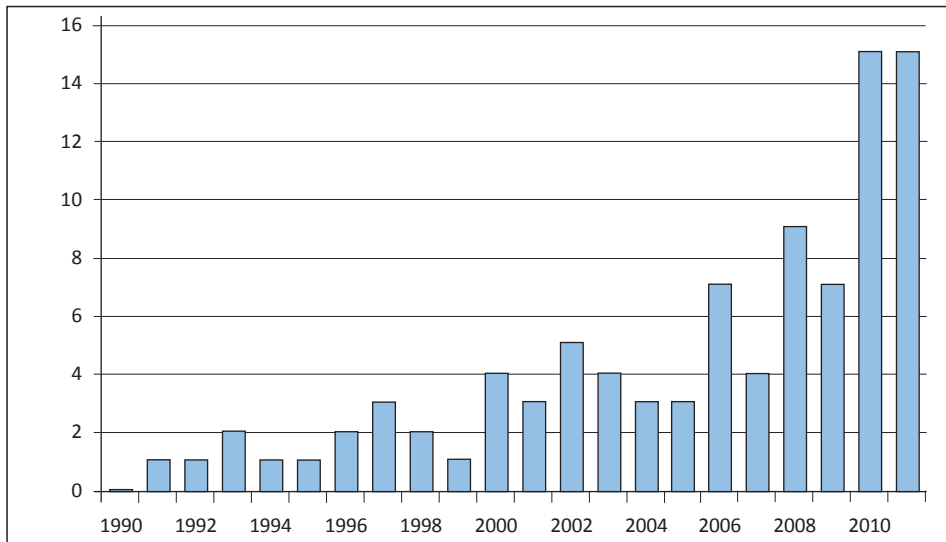


Abb. 4: Anzahl der geographischen Publikationen mit „Netzwerk“ im Titel pro Jahr (Deutschland) (SSCI<sup>7</sup>, 1990–2011)

Quelle: eigene Darstellung [SSCI, n=106 Publikationen]

## DIE NETZWERKPERSPEKTIVE IN DER HUMANGEOGRAPHIE

Die wissenschaftliche Disziplin der Humangeographie untersucht – wiederum sehr allgemein gesprochen – das Verhältnis zwischen Raum und Gesellschaft und fragt nach der räumlichen Organisation sozialer Praktiken, gesellschaftlicher Institutionen und wirtschaftlichen Austauschs (Glückler 2010: 881). Lange Zeit konzipierte die Geographie das Gesellschaft-Raum-Verhältnis als territorial bzw. lokal gebunden. Mittlerweile gilt es jedoch als *common sense*, dass sich die Lebens- und Wirtschaftsweisen im Zuge von Modernisierung und Globalisierung sowie der Neuerungen im Bereich der Transport- und Kommunikationstechnologie zunehmend „geographisch entankert“ haben:

*„Diese neue Ära, die sich durch neue Formen der Herstellung geographischer Bedingungen und Verhältnisse auszeichnet, beruht vor allem auf dem Verschwinden der Bedeutung der Distanz als Handlungshemmnis für zahlreiche Lebenszusammenhänge. Damit ist die Eröffnung der Möglichkeit des Handelns über Distanz verbunden“ (Werlen 2000: 6).*

Das bedeutet, dass die Lebensverhältnisse insgesamt „raumzeitlichen Schrumpfungsprozessen“ (Harvey 1990) unterworfen sind.

<sup>7</sup> Gesucht wurde über die SSCI-Datenbank (Social Sciences Citation Index) des Wissenschaftsdienstes Thompson Reuters mit dem Suchschlüssel Title und dem trunkierten Suchbegriff „network“, eingeschränkt auf research area „geography“ und Country „Germany“ (n=106). Zahlreiche Europäische Zeitschriften werden im SSCI noch nicht erfasst. Entsprechend liegt die tatsächlich Zahl geographischer Publikationen über den hier angegebenen Werten. (Im SSCI nicht erfasst sind u. a.: Berichte z. dt. Landeskunde, Geographica Helvetica oder die Geographische Rundschau.)

Diese territoriale Entankerung und die potentielle Entkopplung sozialer und ökonomischer Interaktion von der Notwendigkeit physischer Anwesenheit stellt die Humangeographie vor die Herausforderung, das Verhältnis von Territorium und Gesellschaft bzw. „dem Raum“ und „dem Sozialen“ grundlegend zu überdenken. Die sozialwissenschaftliche Netzwerkforschung stellt in diesem Kontext ein vielversprechendes Angebot bereit. Sie bietet die Möglichkeit, soziale Sachverhalte grenz- und territoriumsübergreifend zu denken.

Das „soziale Netzwerk“ ist dabei zunächst ein sehr unräumliches Konzept ohne unmittelbare geographische Bezüge. Um sich also auf allgemeiner Ebene der Frage zu nähern, was Netzwerke mit Geographie zu tun haben, bietet es sich zunächst an, nach dem Zusammenhang zwischen sozialen Netzwerken und dem zu fragen, was gemeinhin als zentraler und vereinender Gegenstand unseres Faches gilt – also nach dem Verhältnis von Netzwerk und Raum.

Zum einen stellt sich hierbei für die Forschung die grundsätzliche Frage nach *Explanans* und *Explanandum*: Will man also *netzwerkbezogene Raumforschung* betreiben, indem man irgendetwas „Räumliches“ durch soziale Netzwerke zu erklären versucht, oder will man andersherum *raumbezogene Netzwerkforschung* betreiben, indem man beabsichtigt, Netzwerke durch etwas „Räumliches“ zu erklären?

Zum anderen ist der Nexus auch in Abhängigkeit von der jeweils zugrunde gelegten Konzeption dessen, was unter „Raum“ überhaupt zu verstehen ist (vgl. Wardenga 2002)<sup>8</sup>, theoretisch auf mindestens dreierlei Weise zu denken:

### 1. Bedeutung des „Raumes“ für Netzwerke und andersherum

Die klassischen geographischen Fragen einer solchen Forschung wären z. B.: Welche Bedeutung hat räumliche Nähe für soziale Netzbildung? Wie beeinflussen Raumstrukturen die Entstehung und Aufrechterhaltung sozialer Netzwerkstrukturen? Oder andersherum: Wie beeinflussen spezifische soziale Netzwerke die Ausformung von (physisch-materiellen, ökonomischen etc.) Strukturen (d. h. die „Raumausstattung“) in einem bestimmten erdräumlichen Ausschnitt? (→ *Containerräumliche Perspektive*)

### 2. Bedeutung von Netzwerken im „Raum“

Im Mittelpunkt der Untersuchung steht hier die Verteilung und Verknüpfung von Knotenpunkten (Akteuren) an verschiedenen Raumstellen. Die Netzwerke werden dann als quasi-räumliche Strukturen aufgefasst. Die Netzwerklinien (Beziehungen, Kanten) werden verstanden als *räumliche Verknüpfungs- bzw. Verflechtungszusam-*

<sup>8</sup> Wardenga (2002: 5) unterscheidet vier geographische Raumkonzeptionen: 1. Raum als „Containerraum“, in dem bestimmte Sachverhalte der physisch-materiellen Welt verortet und diese dann als räumliches Wirkungsgefüge natürlicher und anthropogener Faktoren verstanden werden, 2. Raum als „Lage-Relationsgefüge“ materieller Objekte (Betonung der Bedeutung von Standorten, Lage-Relationen und Distanzen für die Schaffung gesellschaftlicher Wirklichkeit), 3. Raum als „Wahrnehmungsraum“, d. h. als Kategorie der Sinneswahrnehmung und als Anschauungsformen, mit deren Hilfe Handlungen „räumlich“ differenziert werden, 4. Räume als „soziale Konstruktionen“, d. h. als Ergebnis kontinuierlicher (alltäglicher) Handlungs- und Kommunikationsprozesse.

*menhänge* und die Transaktionen und Flüsse (Waren, Kapital, Informationen etc.) entlang dieser Netzwerklinien werden als *räumliche Distributions- und Austauschprozesse* analysiert. (→ *Raum als Lage-Relationsgefüge*)

### 3. Bedeutung des „Raumes“ in Netzwerken

Ausgangspunkt hierbei ist ein *konstruktivistisches Raumverständnis*. Zentral ist hier die Bedeutung von raumbezogenen Semantiken für die Bildung und Stabilisierung von Netzwerken. Raum fungiert als Medium der Kommunikation und oft als In- und Exklusionskategorie in sozialen Netzwerkzusammenhängen, sprich als ein kommunikatives Mittel, um soziale Beziehungen herzustellen, zu begründen, zu stabilisieren oder auch zu verhindern. Andersherum wäre hier ebenfalls zu fragen, wie Räume durch (alltägliche) Praktiken und Kommunikation in spezifischen Netzwerkzusammenhängen sozial hergestellt und reproduziert werden. (→ *Raumkonstruktivistische Perspektive*)

In der humangeographischen Forschung kann die soziologische Perspektive der klassischen Netzwerkforschung also auf unterschiedliche Weise um eine „räumliche Dimension“ bzw. einen „Raumbezug“ ergänzt werden.

International kommen analytische Konzepte der sozialen Netzwerkperspektive mittlerweile in verschiedenen geographischen Forschungsfeldern zur Anwendung. Zu denken ist hier etwa an die Metropolen- und Regionalforschung, die geographische Entwicklungsforschung, die Migrations- und Transnationalismusforschung, aber auch an die wirtschaftsgeographischen Felder der Standortforschung, der Innovationsforschung sowie an die Erforschung von lokalen, regionalen bis globalen Produktionsnetzwerken, Wertschöpfungsketten oder Wissensclustern (vgl. auch Glückler 2010).

Interessanterweise findet diese konzeptionelle Annäherung zwischen Netzwerkforschung und Geographie derzeit keineswegs nur einseitig statt: Nicht nur die Geographie öffnet sich zunehmend in Richtung der Netzwerkperspektive, sondern die allgemeine sozialwissenschaftliche Netzwerkforschung wendet sich – wohl auch im Anschluss an den *spatial turn* – derzeit verstärkt räumlichen/geographischen Fragestellungen zu. Dieses multi- und interdisziplinäre Interesse an dem Nexus „Raum/Netzwerk“ bietet durchaus Anknüpfungspunkte („Brücken“) für eine wechselseitige Befruchtung und eröffnet zudem eine vielversprechende Möglichkeit, geographische Forschung an aktuelle sozialwissenschaftliche Diskussionen anschlussfähig zu machen.<sup>9</sup>

---

<sup>9</sup> Vgl. z. B. Goeke, Zehetmaier (2012), die sich aus systemtheoretischer Perspektive mit (geographischer) Netzwerkforschung beschäftigen.



## DIE METHODE DER SNA IN DER HUMANGEOGRAPHIE

Um die Netzwerkperspektive empirisch zu operationalisieren, greifen Humangeographen in ihrer Forschung in jüngerer Zeit vermehrt auf das Methodenrepertoire der formalen *Social Network Analysis* (SNA) zurück. Auch in der deutschen Humangeographie wird verstärkt mit dem Methodenset der SNA gearbeitet. Allerdings sind es derzeit nur gut ein Dutzend deutsche Geographen, die sich methodisch im SNA-Feld tummeln.<sup>10</sup> Insbesondere die Sozial- und die Kulturgeographie scheint hier (im Vergleich zur Wirtschaftsgeographie) einen deutlichen Nachholbedarf zu haben. Das mag daran liegen, dass sich empirisch arbeitende Sozial- und Kulturgeographen in jüngerer Zeit hauptsächlich an qualitativen Verfahren der Sozialforschung orientieren.

Die *formale* SNA ist eine quantitative Methode zur Auswertung relationaler Daten.<sup>11</sup> Sie analysiert gemeinhin sogenannte Gesamtnetzwerke.<sup>12</sup> Auf allgemeiner Ebene werden diese definiert als eine zuvor abgegrenzte Menge von *sozialen Akteuren* (Knoten) und spezifischen, zwischen ihnen bestehenden *Beziehungen* (Kanten/Relationen) (vgl. Knoke, Kuklinski 1982; Wassermann, Faust 1994).<sup>13</sup> Die SNA basiert auf graphentheoretischen Modellen und zielt auf die Berechnung und Visualisierung statistischer Kennzahlen zur Untersuchung von Netzwerken. Im Mittelpunkt der Analyse stehen zum einen das Beziehungsgeflecht selbst (die *Strukturen*) und zum anderen die relationalen Merkmale der eingebetteten Akteure mit ihrem sozialen Status innerhalb der Gesamtstruktur (die *Positionen*) (vgl. Wasserman, Faust 1994; Jansen 2006).

Im Vergleich zu anderen Methoden der quantitativen und qualitativen empirischen Sozialforschung sowie der Fernerkundung und GIS-Anwendungen, nimmt die SNA in der Methodenausbildung an geographischen Instituten in Deutschland bisher einen sehr untergeordneten Stellenwert ein. Erst in den letzten Jahren scheint sich das steigende Interesse an Netzwerken und der SNA auch im Lehrangebot geographischer Institute in Deutschland niederzuschlagen (z. B. an den Instituten Heidelberg [Johannes Glückler], Hannover [Tom Brökel], Osnabrück und Potsdam [Malte Steinbrink], und Erlangen [Tim Elrick]).

Die Lehrveranstaltungen zur Netzwerkanalyse umfassen meist eine theoretische Einführung in die Historie und die verschiedenen Entwicklungslinien der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung und vermitteln zudem die grundlegenden

---

10 Am Ende dieses Handbuchs findet sich eine Liste exemplarischer geographischer Arbeiten, die sich mithilfe der Methode der SNA mit unterschiedlichen Forschungsthemen auseinandersetzen (s. Kap. 3).

11 Neben der quantitativen existiert auch die qualitative Netzwerkanalyse, die vor allem für die Kombination von formalen und qualitativen Verfahren plädiert (vgl. u. a. Hollstein, Straus 2006).

12 Ein zweiter Strang der Netzwerkanalyse beschäftigt sich mit Egonetzwerken. Dabei wird ein „Ego“ zur Bestimmung seiner „Alteri“ und der jeweils zu ihnen bestehenden Beziehungen befragt. Eine solche Analyse beruht folglich auf Daten, die aus der Perspektive des Egos erhoben werden (vgl. Herz 2012).

13 Diese grundlegende Definition geht auf Mitchell (1969: 2) zurück: „[...] social network as a specific set of linkages among a defined set of persons with the additional property that the characteristics of these linkages as a whole may be used to interpret the social behavior of the persons involved.“

Begrifflichkeiten und analytischen Konzepte. Zu diesen Aspekten liegen mittlerweile zahlreiche Lehrbücher vor, auf die in den Seminaren zurückgegriffen werden kann.<sup>14</sup> Darüber hinaus zielen die Lehrveranstaltung sinnvollerweise darauf ab, die praktischen Anwendung der SNA zu vermitteln und eine Einführung in eine Analyse-Software<sup>15</sup> zu geben. Anders als für die theoretischen Grundlagen ist das Lehrmaterial für diese praktische Einführung aber eher begrenzt – was u. U. auch daran liegen mag, dass die Software selbst keineswegs durch Übersichtlichkeit und Anwenderfreundlichkeit besticht. Die vorhandenen Handbücher erweisen sich bisweilen für Einführungsseminare als zu umfangreich, überkomplex und verwirrend – gerade für Anfänger.

Genau an dieser Stelle will das vorliegende kleine Handbuch ansetzen ...

## ZIELSETZUNG UND AUFBAU DES HANDBUCHS

Mit dem vorliegenden Handbuch verfolgen wir das Interesse, bei der Durchsetzung der Netzwerkanalyse in Lehre und Forschung an geographischen Instituten in Deutschland ein kleines bisschen behilflich zu sein. Entstanden ist das Heft im Kontext von vier Methodenseminaren zur Netzwerkanalyse, welche die Autoren zwischen 2009 und 2012 an den Universitäten Osnabrück und Potsdam leiteten. Diese Seminare waren nicht nur eine Einführung in theoretische, methodologische und methodische Grundlagen, sondern gleichzeitig als Lehrforschungen konzipiert.<sup>16</sup> D. h. die Methoden und Programmanwendungen wurden von den Studierenden im Forschungsprozess erlernt und direkt für die Analyse selbsterhobener Daten genutzt.

Insbesondere in Bezug auf die praktische Einführung in das Analyseprogramm *UCINET* sind uns durchaus Berührungspunkte aufgefallen, die bei einigen KursteilnehmerInnen zu einer gewissen Starthemmnis führten.

---

14 Am Ende dieses Handbuchs befindet sich für einen Überblick eine Liste mit weiterführenden Lehrbüchern zur Netzwerkforschung (s. Kap. 3).

15 Es gibt heute mittlerweile mehr als 50 verschiedene Computerprogramme zur Analyse von Netzwerken. Einen Überblick bieten Huisman, van Duijn (2011). Für Gesamtnetzwerke sind vor allem zu nennen:

*Pajek* (<http://pajek.imfm.si/doku.php?id=pajek>): Pajek wird von den slowenischen Mathematikern Vladimir Batagelj und Andrej Mrvar entwickelt. Die Stärken des Programms liegen in sehr schnellen und guten Rekodierungsverfahren. Allerdings sind nur deskriptive und explorative Verfahren durchführbar. Stochastische Verfahren mit Signifikanzprüfungen sind nicht möglich. Mittlerweile liegt ein gutes Lehr- und Übungsbuch zu Pajek vor (De Nooij, Mrvar, Batagelj 2011).

*Gephi* (<https://gephi.org/>): Gephi ist ein noch junges Open-Source-Projekt und wird kollektiv regelmäßig weiterentwickelt. Als besondere Stärken sind hier die hervorragende Nutzerfreundlichkeit und die guten Visualisierungsmöglichkeiten hervorzuheben.

*UCINET* (<https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/>): UCINET ist wohl die in der Lehre am meisten genutzte SNA-Software. Die wichtigsten Analyse- und Visualisierungsverfahren können mit UCINET durchgeführt werden und werden im Folgenden im Einzelnen näher vorgestellt.

Neben diesen Programmen zur Analyse von Gesamtnetzwerken gibt es auch spezielle Software zur Erhebung und Analyse egozentrierter Netzwerke. Zu nennen sind hier vor allem: *Egonet* (<http://egonet.softpedia.com/>), *Visone* (<http://visone.info/>) und *Vennmaker* (<http://www.vennmaker.com/>).

16 Der innerhalb der deutschen Geographie stark wahrgenommene Beitrag zu humangeographischen Wissensnetzen an deutschen Universitäten (Steinbrink et al. 2012) ist ein Ergebnis dieser Lehrforschungen.

Diese Anleitung will diese Berührungängste nehmen und den Einstieg erleichtern! Er ist keineswegs als Einführung in die SNA oder als Ersatz für das „offizielle“ Programm-Tutorial gemeint. Das kleine Handbuch will also weder zeigen, was man mit der Netzwerkanalyse (in der Geographie oder anderswo) so alles anstellen kann noch will es Leistungsfähigkeit und Anwendungsvielfalt des Programms demonstrieren.<sup>17</sup> Vielmehr geht es lediglich um eine Einführung in die allergrundlegendsten Funktionen der Analyse-Software UCINET und der Visualisierungssoftware *NetDraw*. Dieses Handbuch will bei den ersten eigenen Schritten unterstützend begleiten. Entsprechend gehen wir in fünf – teils aufeinander aufbauenden – Schritten vor (Kap. 2):

Zunächst werden in *Schritt 1* unterschiedliche Wege zur Eingabe und zum Einlesen von Netzwerkdaten vorgestellt. In *Schritt 2* werden daraufhin erste Berechnungen einfacher struktureller Merkmale von sozialen Netzwerken erklärt (Dichte, Reziprozität, Subgroups). *Schritt 3* befasst sich dann mit Verfahren der Netzwerktransformation (Dichotomisierung, Symmetrisierung und Zusammenfügen von Netzwerkdatsätzen). Im *Schritt 4* werden die geläufigsten Methoden zur Beschreibung von Akteurspositionen in sozialen Netzwerken, d. h. Berechnungen unterschiedlicher Zentralitätsmaße (Degree, Closeness, Betweeness), erläutert. In *Schritt 5* werden schließlich einige ausgewählte Verfahren beschrieben, wie Netzwerke unter Berücksichtigung von Attributen analysiert werden können (Homophilie, Blockbildung, QAP).

Das Mini-Handbuch ist so gestaltet, dass diese fünf Schritte im Sinne eines *Read-and-Click* nachvollzogen werden können. Zur Veranschaulichung und zur Orientierung auf der Programmoberfläche dienen die zahlreichen *screen shots* (Damit man weiß, welche Knöpfchen man drücken muss, bzw. wie die Ausgabe-Datei aussehen müsste, wenn man die richtigen Knöpfe drückt!). Ergänzend werden zentrale Begriffe der SNA in den jeweiligen Abschnitten einführend erläutert oder definiert (→ *graue Textboxen*). Die dort angegebenen Quellen weisen auf Lehrbücher und grundlegende Standardtexte der SNA hin.

Am Ende des Buches (Kap. 3) werden zwei Überblicke über weiterführende Literatur gegeben: Der erste stellt eine *systematische Zusammenstellung der Lehr- und Einführungsliteratur* zur sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung und -analyse in Form eines *tabellarischen Überblicks* dar. Um konkrete Anwendungsbeispiele und die Bandbreite bisheriger geographischer netzwerkanalytischer Forschung aufzuzeigen, ist dort ebenfalls ein Überblick über *geographische Arbeiten* zu finden,

---

<sup>17</sup> Siehe dazu die Auflistung exemplarischer netzwerkanalytischer Arbeiten in der deutschsprachigen Humangeographie in Kap. 3 dieser Einführung.

die sich mithilfe der Methode der SNA mit unterschiedlichen Forschungsfeldern auseinandersetzen.

Wir hoffen, dass diese Anleitung für einige Studierende den Einstieg in die praktische Netzwerkforschung erleichtert und Mut macht, die nächsten Schritte in die Tiefen des Programms und in komplexere Methoden der SNA eigenständig zu gehen.

Wir freuen uns auf viele interessante Arbeiten zur geographischen Netzwerkforschung!

*Malte Steinbrink, Jan-Berent Schmidt und Philipp Aufenvenne  
Osnabrück und Klagenfurt, im Frühjahr 2013*

## 2 EINFÜHRUNG IN UCINET UND NETDRAW IN FÜNF SCHRITTEN



# Schritt 1 – Eingabe und Einlesen der Daten

## ANLAGE EINER DATENSTRUKTUR

Zu Beginn ist es notwendig, einen *Projektordner* anzulegen. In diesem Ordner werden alle Programmdateien, die von UCINET erzeugt werden, gespeichert. Diese werden für die verschiedenen Funktionen und später für die Darstellung in Net-Draw benötigt.

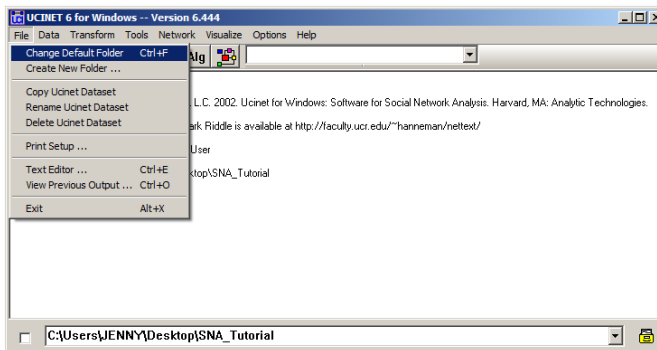


Abb. 5: Projektordner öffnen

Nach der Installation des Programms UCINET<sup>18</sup> wird das Programm geöffnet und unter **File > Change Default Folder** der Projektordner ausgewählt (Abb. 5). Im Suchfenster kann entweder ein bestehender Ordner ausgewählt oder ein neuer Ordner erstellt werden. Es ist empfehlenswert, für jedes Projekt einen neuen Ordner anzulegen, da UCINET eine nicht unerhebliche Menge Dateien produziert

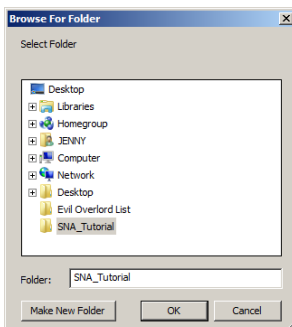


Abb. 6: Ordnerwahl

18 Test- und Vollversion unter <http://www.analytictech.com/ucinet/> oder <https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/>

und es daher schnell unübersichtlich wird (Abb. 6). Für die Analysen greift das Programm automatisch auf diesen Ordner zu und zeigt die zur Verfügung stehenden Programmdateien an. Bei der Durchführung von Berechnungen werden die Ergebnisse wiederum im Projektordner gespeichert. Daher sind die Output-Dateien im Feld „Output“ sinnvoll umzubenennen, weil diese bei Anwendung derselben Funktion sonst wieder überschrieben werden.

## DATENEINGABE

Um Berechnungen mit UCINET durchzuführen, ist es zunächst erforderlich, dass die erhobenen Daten im programmeigenen Format vorliegen. Um einen Datensatz in UCINET zu erstellen, stehen verschiedene Möglichkeiten zur Auswahl.

Eingabe per UCINET Spreadsheet oder per Excel

Unter **Data > Data Editors > Matrix Editor** wird das *UCINET Spreadsheet* geöffnet, in dem die erhobenen Daten als Matrix direkt eingegeben werden können. In die grau unterlegte Spalte werden die Bezeichnungen der Knoten eingetragen. Die Spalte wird markiert und mit **Edit > Copy** kopiert. Dann wird bei einer quadratischen Matrix mit **Transform > Transpose** die Spaltenbezeichnung in die grau unterlegte Zeile geschoben. Markiert man jetzt die zweite Zelle der grauen Spalte und klickt auf **Edit > Paste** haben Zeilen und Spalten dieselbe Reihenfolge in der Bezeichnung (Abb. 7).<sup>19</sup>

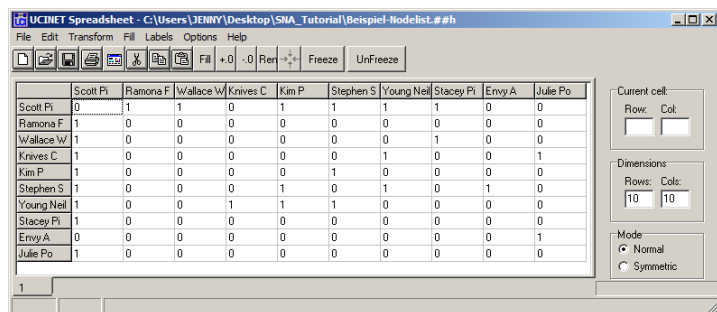


Abb. 7: UCINET Spreadsheet

Alternativ können Matrizen in *Excel* oder vergleichbaren Programmen erstellt werden und per *copy & paste* in das UCINET-Spreadsheet eingefügt werden.<sup>20</sup> Im Spreadsheet wird die Matrix unter **File > Save As** in dem zuvor erstelltem Projektordner als UCINET-Datei gespeichert.

<sup>19</sup> Die Voreinstellung liegt bei 30x30 Knoten und muss für größere Netzwerke geändert werden.

<sup>20</sup> Formelbasierte Zahlenwerte aus einer Excel-Matrix können von UCINET nicht gelesen werden → Umformatieren!

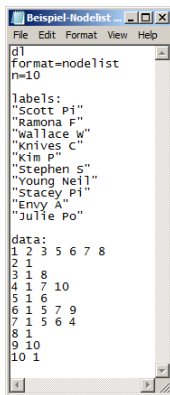


Eingabe per Liste (nodelist und edgelist)

Eine weitere Möglichkeit ist die Eingabe von Daten *per Liste*. Hierfür kann der *Microsoft Editor* o. ä. verwendet werden. Gegenüber der Eingabe per Spreadsheet haben die hier vorgestellten Listenformate den Vorteil, dass auch Netzwerke mit einer großen Anzahl von Knoten übersichtlich bleiben. So werden in den hier vorgestellten Formaten *nodelist* und *edgelist* nur aktive Relationen eingegeben, d. h. alle Knotenpaare, die keine Beziehung haben, brauchen nicht eingetippt zu werden.<sup>21</sup>

nodelist-Format

Das *nodelist*-Format ist speziell geeignet, um *ungewichtete* Relationen einzugeben. Zur *Notation der Befehlssyntax*: **dl** steht für *data language*. Diese Angabe ist erforderlich und wird als erstes genannt. **format** gibt das Layout der folgenden Daten an. Das **n** steht für die Anzahl der Knoten im Netz, **labels**: gibt die Bezeichnung der Knoten an. Setzt sich diese aus mehr als einem Wort zusammen, müssen diese Bezeichnungen in Anführungszeichen gesetzt werden (z. B. bei Vor- und Nachnamen). Unter **data**: werden die erhobenen Relationen zwischen den Knoten eingetragen. Die Ziffern sind der indexikalische Zugriff auf den Knoten, der unter **labels** an dieser Listenposition steht. Die erste Ziffer jeder Zeile ist die Position, von der die Relation ausgeht. Die weiteren Ziffern geben die Listenpositionen der Knoten an, mit denen diese Relation besteht. Es ist zu beachten, dass die Daten *gerichtet* eingegeben werden (d. h. an erster Position steht immer derjenige Knoten, von dem die Beziehung ausgeht). Die Ziffern werden durch Leerzeichen oder Kommata getrennt.<sup>22</sup> Das Beispielnetzwerk (Abb. 8) besteht aus zehn Knoten und deren ungewichteten Beziehungen untereinander.<sup>23</sup> So hat Knoten 1 **Scott Pi** eine Verbindung zu allen Akteuren außer **Envy A** und **Julie Po**, diese Verbindungen werden von den entsprechenden Akteuren jeweils erwidert. Knoten 10 **Julie Po** hat eine Beziehung zu **Scott Pi**, die dieser jedoch nicht erwidert. Bei diesem Beispiel handelt es sich daher um ein gerichtetes Netzwerk.



```
d1
Format=nodelist
n=10
Labels:
"scott pi"
"Ramona F"
"wallace w"
"knives c"
"kim p"
"Stephen s"
"young Neil"
"Stacey Pi"
"Envy A"
"Julie Po"
data:
1 2 3 5 6 7 8
2 1
3 1 8
4 1 7 10
5 1 6
6 1 5 7 9
7 1 5 6 4
8 1
9 10
10 1
```

Abb. 8: nodelist-Format

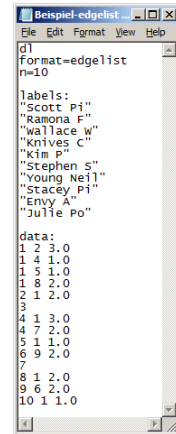
21 Es gibt noch weitere Formate, die in der UCINET-Hilfe zu finden sind und dort erklärt werden.

22 Die Reihenfolge mit der die „Wahlen“ eingegeben werden, ist in dieser Form der Eingabe egal. Das erleichtert z. B. die Eingabe von ungeordneten Fragebögen.

23 Im nodelist-Format ist Gewichtung durch mehrfache Nennung eines Knotens pro Zeile möglich

## edgelist-Format

Das *edgelist*-Format ist speziell geeignet für die Eingabe von gewichteten Relationen (Abb. 9). Für die Formatierung muss an erster Stelle wieder **dl**, abweichend hier jedoch **format=edgelist1** angegeben werden. Wie bei der **nodelist**, werden Anzahl (n) und Bezeichnung der Knoten (**labels**) aufgeführt. Bei der Eingabe der Relationen unter **data** steht (wie beim *nodelist*-Format) die erste Ziffer für die Position in der Liste, von der die Relation ausgeht. Die zweite Ziffer steht für die Position mit der die Relation besteht. Die dritte Ziffer gibt die *Stärke der Beziehung* an. Dabei muss –anders als im *nodelist*-Format (s.o) – für jedes Knotenpaar eine neue Zeile begonnen werden. Steht hinter den beiden Ziffern kein Wert, so wird von UCINET automatisch die Stärke 1 eingesetzt. Im Beispiel (Abb.9) handelt es sich um ein Netzwerk, in dem **Scott Pi** eine als *stark* (3,0) gewertete Verbindung zu **Ramona F** aufweist, eine Verbindung der Stärke 2,0 zu **Stacey Pi** und jeweils eine *schwache* (1,0) Verbindung zu **Kim P** und **Knives C**. Zu den anderen Knoten im Netzwerk besteht keine Verbindung. (*Beachten*: nur ein Knotenpaar pro Zeile eingeben!)



```
dl
format=edgelist
n=10
Labels:
"Scott P1"
"Ramona F"
"Wallace W"
"Knives C"
"Kim P"
"Stephen S"
"Young Neil"
"Stacey Pi"
"Envy A"
"Julie Po"
data:
1 2 3.0
1 4 1.0
1 5 1.0
1 8 2.0
2 1 2.0
3
4 1 3.0
4 7 2.0
5 1 1.0
6 9 2.0
7
8 1 2.0
9 6 2.0
10 1 1.0
```

Abb. 9: edgelist-Format

In beiden Listenformaten (*nodelist* und *edgelist*) werden die Relationen *gerichtet* eingegeben (d. h., dass Knoten diejenigen Relationen, die andere Knoten mit ihnen haben, nicht zwangsläufig erwidern müssen. Auch die Stärke der Beziehungen wird unabhängig voneinander eingeben. Das heißt, dass Wertungen und Vorhandensein von Verbindungen zwischen den Akteuren u. U. voneinander abweichen).

Die Editor-Dateien werden zunächst im Projektordner im Format **\*.txt** gespeichert und stehen dann für den Import in UCINET bereit.

## Import von dl-Dateien in UCINET

Unter **Data > Import text file > DL ...** kann die erstellte Liste jetzt eingelesen werden. Dafür wird über den Browser die entsprechende txt-Datei ausgewählt und geöffnet (Abb. 10).<sup>24</sup> Der Dateiname wird vom Programm automatisch übernommen, kann aber auch geändert werden. Wenn der Vorgang mit **OK** bestätigt wird, erstellt UCINET zwei Programmdateien mit den Endungen **\*.##d** und **\*.##h**. Diese Dateien müssen sich immer in demselben Ordner befinden, da sie sonst nicht gelesen werden können. Dabei ist besonders zu beachten, dass die vom Programm neu erstellten UCINET-Dateien bereits vorhandene Dateien mit den-

<sup>24</sup> Wenn man mehrere Dateien gleichzeitig importieren möchte, benutzt man > Multiple DL files.

selben Dateinamen automatisch und ohne Vorwarnung überschreiben! Für die übersichtliche Organisation der Forschungsdaten ist es sehr zweckmäßig, eine systematische Nomenklatur für die bearbeiteten Programmdateien zu entwickeln (→ *sinnvolle Dateinamen ausdenken!*).

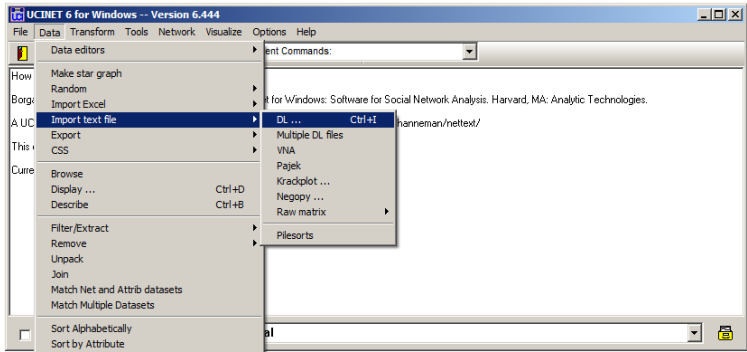


Abb. 10: Import der erstellten Liste in UCINET

Zur Kontrolle erscheint nach jeder Bearbeitung mit UCINET ein **Output Log**, der das Ergebnis anzeigt (Abb. 11).

Wenn die Daten in UCINET importiert wurden und im Projektordner als Programmdateien bereitliegen, kann in UCINET oder NetDraw weitergearbeitet werden.

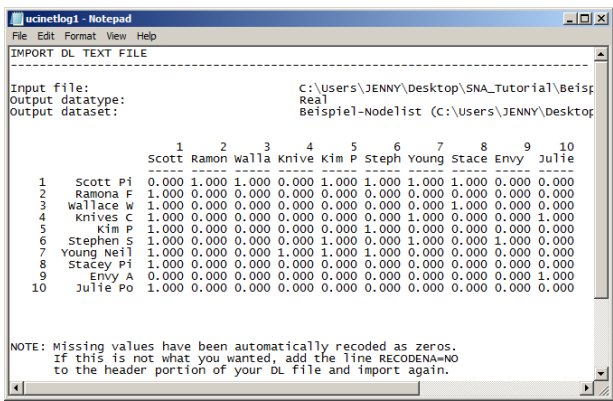


Abb. 11: Output-Log der Matrix

## NETDRAW

NetDraw ist ein Visualisierungsprogramm, das in UCINET implementiert ist und Netzwerke, die als UCINET-Datensätze (\*.##h) vorliegen, graphisch darstellen kann. Das Programm kann in UCINET entweder über die Symbolleiste oder über **Visualize > NetDraw** gestartet werden.

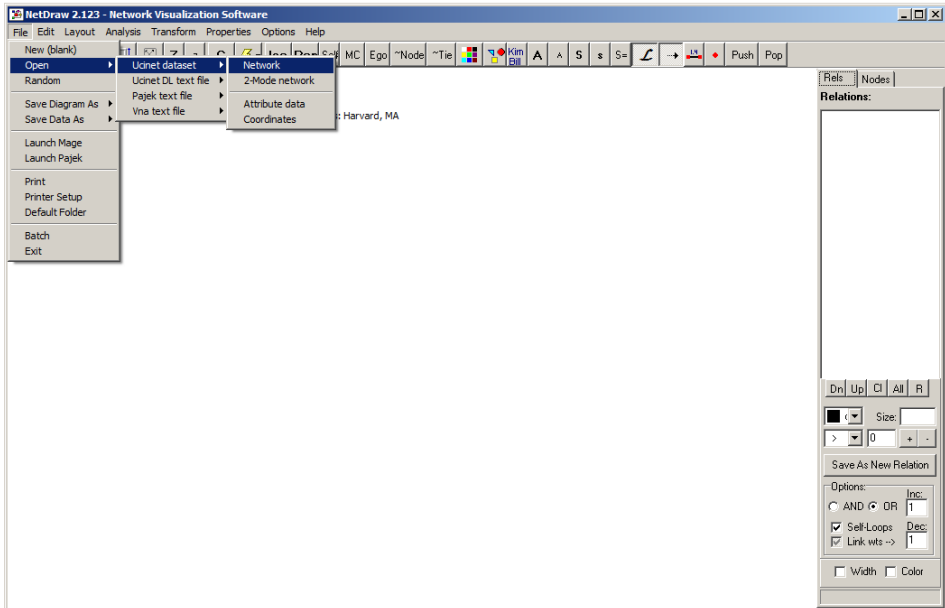


Abb. 12: Datei-Import in NetDraw

In NetDraw wird der UCINET-Netzwerkdatensatz, der visualisiert werden soll, über **File > Open > Ucinet dataset > Network** geöffnet (Abb. 12).

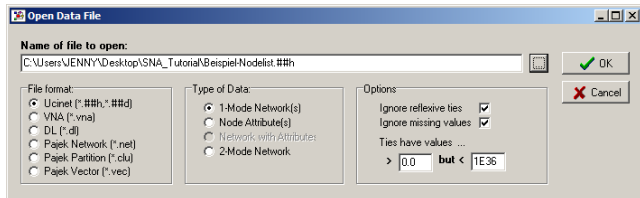


Abb. 13: Quelle und Matrixformat

Der darzustellende Datensatz (\*.##h) wird im Browser ausgewählt (Abb. 13). In NetDraw wird sodann die graphische Darstellung des Netzwerks erstellt. Das visualisierte Netzwerk besteht aus Knoten (hier mit *Labels* versehen) und Kanten. Letztere sind als Linien dargestellt, wobei die Pfeilspitzen die Richtung der Relation anzeigen (Abb. 14).

In der Standardeinstellung von NetDraw werden die Knoten zunächst ihren relationalen Merkmalen entsprechend anhand des sogenannten *Spring-Embedding-Algorithmus* angeordnet. (Aktivere Knoten befinden sich im Zentrum, weniger aktive Knoten eher am Rand).

Die Punkte in der Abbildung können anschließend manuell ausgewählt und per *Drag & Drop* verschoben werden. Knoten, die keine Verbindung im Netzwerk haben – sog. *Isolates* – werden am linken oberen Bildrand aufgelistet und können bei Bedarf aus der Abbildung entfernt werden (→ Symbolleiste **IsO**).

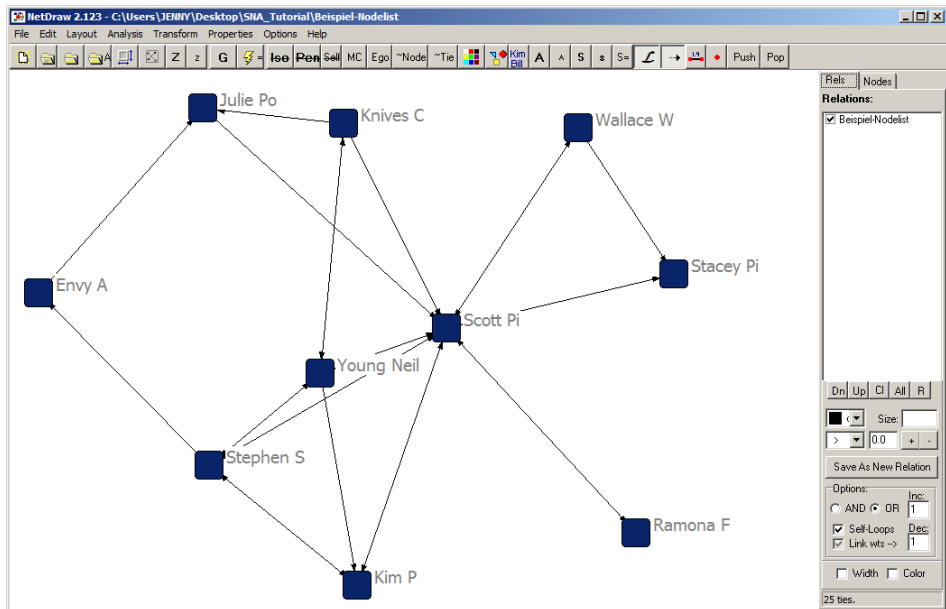


Abb. 14: Graph mit Beschriftung und Richtung

Die erstellten Netzwerkgraphiken können unter **File > Save Diagram As ...** auch als Bilddateien (z. B. \*.jpg) gespeichert werden.<sup>25</sup> Außerdem ist es mit NetDraw möglich, den zugrundeliegenden Datensatz zu verändern, indem Verbindungen oder Punkte gelöscht, hinzugefügt oder konvertiert werden. Der veränderte Datensatz ist dann unter **File > Save Data As > Ucinet ...** zu speichern (*Vorsicht: Umbenennen!*).

Die NetDraw-Visualisierung der in den folgenden Schritten behandelten Analysen (z. B. Zentralität, Gruppierung nach Attributen etc.) wird in den entsprechenden Abschnitten dieser Anleitung behandelt.

<sup>25</sup> Für eine Bilddatei mit einer höheren Auflösung (z. B. für Abbildungen im Text) bietet es sich an, die Datei mittels der Druckfunktion im PDF-Format zu speichern, sofern ein entsprechendes Add-on installiert ist.

## EXKURS: MERKMALE VON INDIVIDUEN UND KOLLEKTIVEN

„Eine zentrale Hypothese der strukturellen Analyse ist es, dass die Einbettung von Individuen [in Netzwerkstrukturen, d. Verf.] deren Verhalten und das Verhalten von größeren Einheiten beeinflusst. [...] Zu unterscheiden ist zwischen mindestens zwei Analyseebenen und Merkmalsträgern: den Individuen und den Kollektiven“ (Jansen 2006: 52).

### MERKMALE VON INDIVIDUEN:

- **Absolute Merkmale** „hängen dem einzelnen Individuum [...] an, ohne dass auf seine Einbettung in Beziehungsgeflechte oder in übergeordnete Kontexte geschaut werden müsste“ (Jansen 2006: 53). In der Regel werden diese Merkmale als Attributsdaten der Akteure erhoben.
- **Relationale Merkmale** „setzen zwei oder mehr betrachtete Individuen oder Elemente voraus und kennzeichnen die *Beziehungen eines Elements zu jeweils einem anderen Element*. [...] Relationale Merkmale sind streng genommen keine Merkmale des einzelnen Elements mehr, sondern eine Eigenschaft von Paaren, also sehr kleinen Kollektiven. Sie sind die wesentlichen Merkmale in der Netzwerkanalyse. [...] [Sie] werden häufig an Individuen erhoben indem man z. B. nach ihrem Beziehungsnetz fragt“ (Jansen 2006: 54).
- **Komparative Merkmale** „beruhen auf einem *Vergleich der Merkmalsausprägung des betrachteten Elements mit einem analogen Merkmal des Kollektivs*. [...] Möglich sind solche Vergleiche zwischen Kollektivmerkmalen und Individualmerkmalen sowohl auf Basis absoluter Merkmale als auch auf der Basis einiger relationaler Merkmale“ (Jansen 2006: 54). So z. B. Alter des Individuums im Vergleich zum Durchschnittsalter im Kollektiv usw. Hierzu gehören aber auch die errechneten Zentralitätswerte der Akteure, mit denen z. B. vergleichende Aussagen über deren Aktivität, Popularität oder die Kontrollfähigkeit im Netz getroffen werden können.
- **Kontextuelle Merkmale** „beruh[en] darauf, dass man ein *Element aus dem Kollektiv dadurch beschreibt, welche Eigenschaften das Kollektiv, also der Kontext aufweist*. [...] [Sie] sind, anders als die komparativen Merkmale, für alle Individuen desselben Kontextes gleich“ (Jansen 2006: 55).

## MERKMALE VON KOLLEKTIVEN:

- **Analytische Merkmale** „von Kollektiven sind solche Merkmale, die sich aus den *absoluten Merkmalen der Kollektivmitglieder errechnen lassen*“ (Jansen 2006: 56).
- **Strukturelle Merkmale** „sind solche Merkmale eines Kollektivs, die sich aus den *relationalen Eigenschaften der Kollektivelemente errechnen lassen*. [...] Während die relationalen Merkmale das Rohmaterial sind, das für eine Netzwerkanalyse erhoben werden muss, sind die strukturellen Merkmale das eigentliche Ziel der Netzwerkanalyse“ (Jansen 2006: 56/57). Hier werden sowohl direkte als auch indirekte Beziehungsmuster untersucht und Aussagen über Cliques, Positionsstrukturen und Rollengefüge gemacht.
- **Globale Merkmale** „sind solche Merkmale, die nicht auf die Merkmale der [Kollektiv]mitglieder zurückgeführt werden können“ (Jansen 2006: 57).





## Schritt 2 – Erste Berechnungen: Dichte, Reziprozität und Subgroups

Im Folgenden werden erste Analyseverfahren zu strukturellen Merkmalen eines Netzwerks vorgestellt.

### DICHTE

„Ein Beispiel für ein strukturelles Merkmal eines Kollektivs ist die Dichte in einem Netzwerk [...]. Dies ist ein relativ simples Maß, das auf der Aufsummierung aller Wahlen, bezogen auf die Zahl der möglichen Wahlen beruht“ (Jansen 2006: 57).

„Allgemein ist die Netzwerkdichte definiert durch das Verhältnis zwischen der Zahl der vorhandenen Linien zur Zahl der grundsätzlich möglichen“ (Jansen 2006: 94).

Hinweis: Vgl. auch Trappmann et al. (2011: 253).

Mit der Berechnung der Netzwerkdichte (*Density*) erhält man erste Auskunft über die Beschaffenheit des Netzwerks. Es wird berechnet, wie viele Relationen der potentiell möglichen Verbindungen ( $n*[n-1]$ ) tatsächlich im Netzwerk vorhanden sind. Der Wert ist demnach **1** bei maximal verbundenen Graphen und **0**, wenn es sich bei den untersuchten Knoten ausschließlich um *isolates* handelt. (→ *Je höher der Wert, desto größer die Dichte des Netzwerkes*).

Für die Dichteberechnung in UCINET wird die zu untersuchende Matrix unter **Network > Cohesion > Density Overall** ausgewählt (Abb. 15).

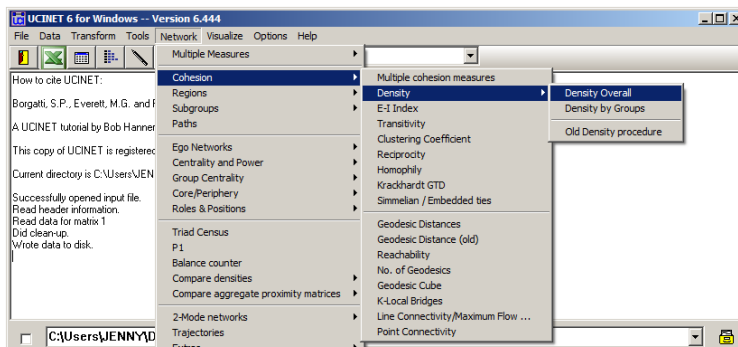


Abb. 15: Dichteberechnung

Bei der Interpretation des Dichtewertes ist zu beachten, ob es sich um ein symmetrisches Netzwerk handelt oder nicht. (Bei symmetrischen Netzen müssen die Verbindungen zwischen Knoten in beide Richtungen gezählt werden). Liegt ein gewichtetes Netzwerk vor, ergibt sich der Wert (**Average Value**) aus der Summe der Gewichtungen geteilt durch die Anzahl der maximal möglichen Beziehungen. Die Dichte ist der Durchschnittswert der binären Relationen – somit sind **Density** und **Average Value** identisch. In einem **Output Log** werden der *Dichtewert* (1.0 = 100 %) und die Anzahl der Verbindungen aufgeführt. Diese Daten werden – wie alle Berechnungen – auch als Programmdateien (hier mit dem Suffix **-density**) im Default-Ordner gespeichert.

## REZIPROZITÄT

*„With symmetric dyadic data, two actors are either connected, or they are not. Density tells up pretty much all there is to know. With directed data, there are four possible dyadic relationships: A and B are not connected, A sends to B, B sends to A, or A and B send to each other. A common interest in looking at directed dyadic relationships is the extent to which ties are reciprocated. Some theorists feel that there is an equilibrium tendency toward dyadic relationships to be either null or reciprocated, and that asymmetric ties may be unstable. A network that has a predominance of null or reciprocated ties over asymmetric connections may be a more ‚equal‘ or ‚stable‘ network than one with a predominance of asymmetric connections (which might be more of a hierarchy)“ (Hanneman, Riddle 2005: Kap. 8).*

*Hinweis:* Vgl. auch Jansen (2006: 61).

Reziprozität meint die Wechselseitigkeit von Beziehungen. Eine Relation ist dann reziprok, wenn z. B. Knoten A Knoten B in einer Relationsart als Partner angibt und Knoten B seinerseits in derselben Relationsart ebenfalls Knoten A nennt. Dies bezeichnet man auch als eine *mutuelle Dyade*. Bei symmetrischen Netzwerken liegt qua definitionem eine 100%ige Reziprozität vor. Bestimmte Relationen sind per se symmetrisch (z. B. Verwandtschaft, Ehe)<sup>26</sup>; sie sind ungerichtet und damit auch reziprok. Bei gerichteten Relationen (z. B. Hilfeleistung) ist es u. U. inhaltlich von Interesse, den *Grad der Reziprozität* zu berechnen.

Mit **Network** > **Cohesion** > **Reciprocity** wird ein Netzwerk auf seine Reziprozität geprüft. Die Voreinstellungen ermöglichen es, u. U. einzelne Zeilen und Spalten der Matrix nicht in die Analyse miteinzubeziehen (Abb. 16).

<sup>26</sup> Verwandte kann man sich ja bekanntlich nicht aussuchen, und auch Ehebeziehungen sind, obwohl hoffentlich frei gewählt, ebenfalls reziprok.

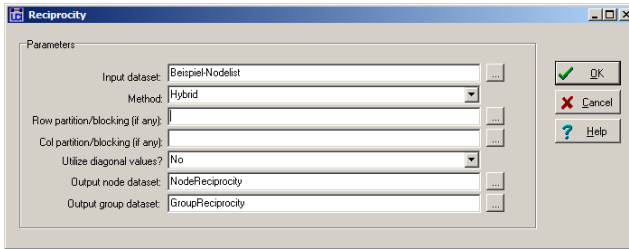


Abb. 16: Reziprozitätsberechnung

Bestätigt man die Auswahl mit **OK**, erhält man wiederum einen **Output Log** (Abb. 17): Der Wert **Hybrid Reciprocity** gibt den Grad der Reziprozität des gesamten Netzwerks als Prozentwert an. Im Beispiel sind 56,3 % der Relationen reziprok. In der Ergebnisdatei wird außerdem für jeden Knoten aufgelistet, wie hoch der Anteil der reziproken Relationen ist (getrennt nach eingehenden und ausgehenden Beziehungen) (Abb. 17). Die ersten beiden Spalten geben an, wie hoch der jeweilige Anteil der symmetrischen und asymmetrischen (also der reziproken und nicht-reziproken) Relationen ist. Die Spalten 3 und 4 zeigen getrennt nach ausgehenden und eingehenden Verbindungen die proportional nicht-symmetrischen Relationen an. Spalten 5 und 6 geben den Anteil der Relationen an, die nicht erwidert werden.

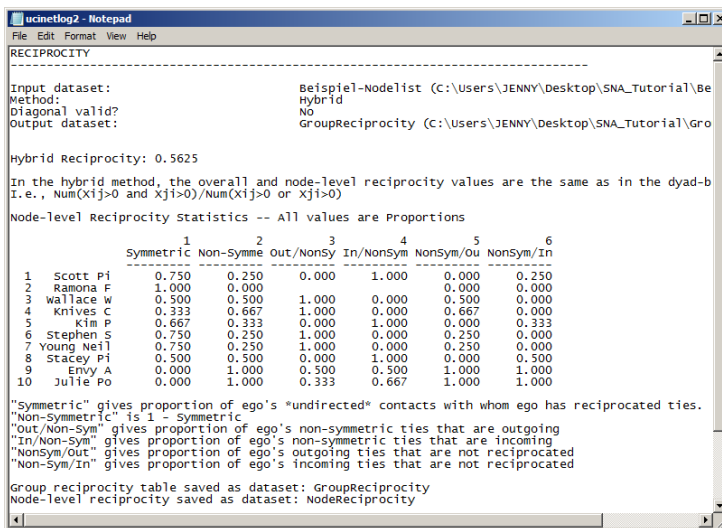


Abb. 17: Output-Log Reziprozität

Im Beispielnetz (Abb. 17) hat **Ramona F** nur Verbindungen, die erwidert werden. Sie hat keine nicht-symmetrischen Verbindungen (siehe Spalte 2). Dagegen sind ein Viertel von **Scott Pis** Verbindungen nicht reziprok. **Scott Pi** weist nur

eingehende Verbindungen auf (Spalte 4). Diese belaufen sich auf ein Viertel aller insgesamt eingehenden Verbindungen (Spalte 6).

Reziprozität lässt sich auch in NetDraw darstellen: Zunächst wird das Netzwerk ausgewählt. Unter **Analysis > Reciprocal Ties** werden die Darstellungsoptionen ausgewählt.

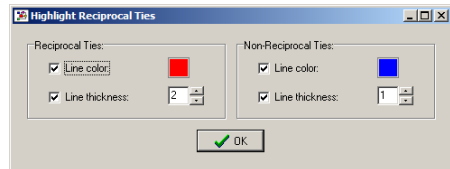


Abb. 18: Reziprozitätsvisualisierung

Im Beispielnetzwerk sind die reziproken Relationen als rote Linien dargestellt. Sie sind zudem doppelt so dick gezeichnet wie die asymmetrischen blauen Verbindungen (Abb. 18 und 19).

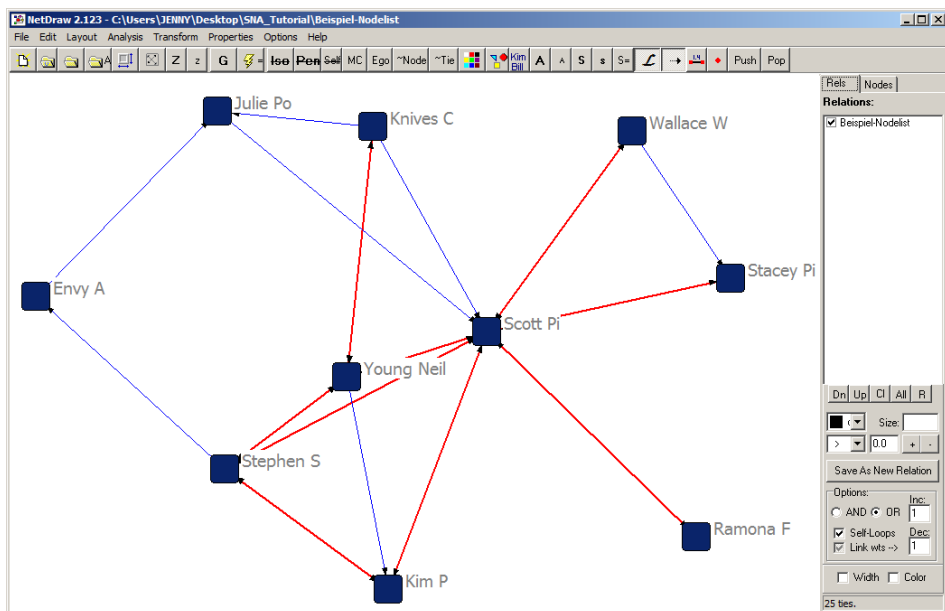


Abb. 19: Graph mit reziproken Verbindungen

## SUBGROUPS – BI-KOMPONENTEN, CUTPOINTS UND CLIQUEN

Das Identifizieren von *Cliquen* und (*Bi*-)Komponenten in einem Netz ist eine weitere wichtige Funktion der Netzwerkanalyse. Wie auch bei anderen SNA-Verfahren zur Ermittlung von Subgroups, wird hierbei untersucht, ob es Bereiche im Netz-

werk gibt, die intern besonders stark vernetzt sind, mit anderen Worten, ob im Netzwerk Clusterungen feststellbar sind.

Die *Bi-Komponentenanalyse* zielt darauf ab, sog. *cutpoints* im Netzwerk ausfindig zu machen. *Cutpoints* sind Knoten, bei deren Wegfallen das Netzwerk in mehrere Subkomponenten zerbrechen würde.

*„In einem Graphen nennt man solche Knoten, ohne deren Vorhandensein der Graph in unverbundene Teile zerfallen würde, cutpoints. Solche Personen haben Einfluss auf das Zustandekommen von Interaktion oder Kommunikation zwischen den Teilpopulationen und können den Inhalt von Kommunikation kontrollieren und verändern“ (Trappmann et al. 2011: 54).*

Mithilfe der UCINET-Funktion **Network > Regions > Bi-Components** können die cutpoints in einem Netzwerk identifiziert werden. Im Output Log wird Auskunft über die Anzahl der Bi-Komponenten und deren Zusammensetzung gegeben. Zudem wird aufgelistet, welche Knoten als cutpoints fungieren.

*Cliquen* sind Bereiche maximaler Dichte in einem Netzwerk.

*„Eine graphentheoretische Clique ist eine Gruppe von mindestens drei Akteuren, die alle direkt miteinander verbunden sind“ (Jansen 2006: 195).*

*„Eine Clique ist ein maximaler vollständiger Teilgraph. Innerhalb einer Clique sind also alle Knoten durch einen Pfad der Länge 1, d. h. direkt verbunden. Bei Hinzunahme eines beliebigen weiteren Knotens geht diese Eigenschaft jedoch verloren. Um Triviale Cliques auszuschließen, die nur aus zwei Knoten und einer Kante zwischen ihnen bestehen, legt man fest, dass eine Clique aus mindestens drei Knoten zu bestehen hat“ (Trappmann et al. 2011: 76).*

*Hinweis:* ausführlich in Scott (2011: 16; 117 ff.).

Die Cliquenberechnung wird unter **Network > Subgroups > Cliques ...** durchgeführt. Für ungerichtete Graphen gilt, dass eine Clique ein Set von mindestens drei Knoten ist, die alle untereinander direkt verbunden sind (d. h. maximal vollständig).

Für die Identifikation von Cliques in sehr dichten und großen Netzwerken, die über eine große Anzahl von Dreier-Cliques verfügen, kann die minimale Mitgliederzahl aber auch heraufgesetzt werden (**Minimum size**), um so beispielsweise nur Cliques mit einer Mindestmitgliederzahl von vier Knoten zu berücksichtigen (Abb. 20).

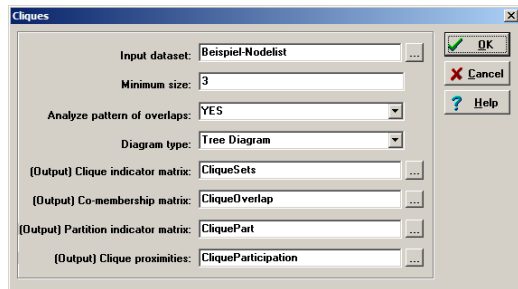


Abb. 20: Cliquenberechnung

Der Output-Log zeigt die jeweiligen Cliques und deren Mitglieder an (Abb. 21). Zu beachten ist, dass für die Cliquendefinition die Verbindungsrichtung durchaus eine Rolle spielt. So sind im Beispiel lediglich zwei Cliques vorhanden, weil die Beziehung zwischen **Kim P** und **Young Neil** keine gegenseitige ist (siehe *Clique Participation Scores*).

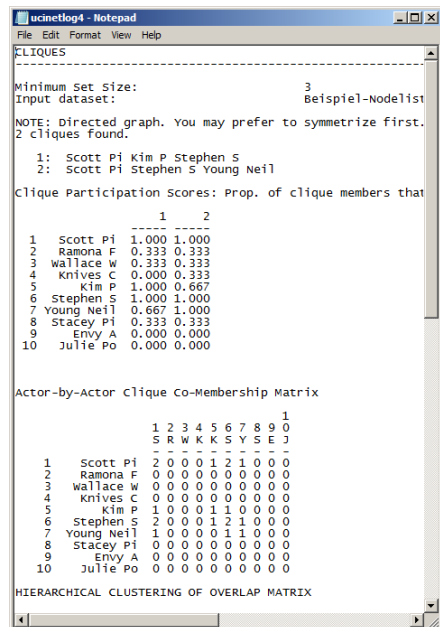


Abb. 21: Cliquenmatrix

In einer Kreuztabelle (**Co-Membership Matrix**) werden die Ko-Mitgliedschaften der einzelnen Knoten aufgeführt. Die Diagonale gibt Aufschluss darüber, in wie vielen Cliques die einzelnen Akteure Mitglied sind. Die Vektoren der Knoten zeigen die Anzahl der Cliques an, in denen das jeweilige Knotenpaar gemeinsam

Mitglied ist. **Stephen S** (Knoten 6) ist beispielsweise in zwei Cliques mit **Scott Pi**, aber jeweils nur in einer Clique mit **Kim P** und **Young Neil** (Abb. 21).<sup>27</sup>

Zur Veranschaulichung können die Cliques in einem Netzwerk in *NetDraw* graphisch hervorgehoben werden. Die Datei `CliqueOverlap.###h` zeigt an, welche Knoten zusammen in einer Clique sind. Wenn die Linien unter **Properties** > **Lines ...** hervorgehoben werden, kann diese Darstellung über das übrige Netzwerk gelegt werden, um so einen Eindruck von der Cliquesstruktur im Gesamtnetz zu erhalten.

---

<sup>27</sup> Weitere Angaben betreffen die Clusterung des Netzwerks in Cliques oder die Überschneidung der Mitglieder zwischen den Cliques.





## Schritt 3 – Netzwerktransformation: Symmetrisierung, Dichotomisierung, Aggregation

Die Verfahren der *Dichotomisierung* und der *Symmetrisierung* sowie das *Aggregieren* von Relationen sind Matrixmanipulationen zur Komplexitätsreduktion. Zugunsten einer Vereinfachung gehen dabei bestimmte Netzwerkinformationen verloren. Symmetrisierung bedeutet einen Verlust der Richtungsinformation, Dichotomisierung einen Verlust der Gewichtungsinformation.

### SYMMETRISIERUNG

Es kann u. U. analytisch sinnvoll sein, Netzwerkrelationen nachträglich zu *symmetrisieren*: Soll bei einem Netzwerk die Richtung der Relationen vernachlässigt werden, symmetrisiert man es (→ *aus einem gerichteten Netz wird so ein ungerichtetes*).<sup>28</sup> In UCINET wird unter **Transform** > **Symmetrize ...** das entsprechende Netzwerk und die Methode nach der symmetrisiert werden soll, angegeben (Abb. 22).<sup>29</sup> Der Vorgang generiert einen neuen, nun symmetrischen Netzwerkdatensatz mit dem Suffix **-Sym**.

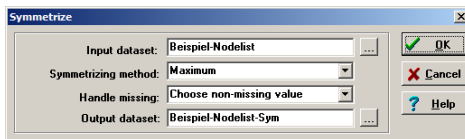


Abb. 22: Symmetrisierung

### DICHOTOMISIERUNG

Soll bei einem Netzwerk die Gewichtung aufgehoben werden, wird dieses *dichotomisiert*: **Transform** > **Dichotomize ....**<sup>30</sup>

Im Anschluss an die Dichotomisierung ist nur noch ersichtlich, ob eine Relation vorhanden ist oder nicht. Dies ist z. B. dann notwendig, wenn gewichtete und ungewichtete Netzwerkrelationen zusammengefügt werden sollen (siehe unten

<sup>28</sup> Werden beispielsweise Freundschafts- oder Kooperationsrelationen erhoben, kann eine u. U. aus der Befragung herrührende Ungleichheit der Angaben durch Symmetrisierung ausgeglichen werden. Oder: Will man für die Analyse eines Unterstützungsnetzwerks z. B. nicht mehr berücksichtigen, *wer wem* geholfen hat, sondern nur noch ob in den dyadischen Beziehungen unterstützt wird, dann symmetrisiert man.

<sup>29</sup> Bei der Symmetrisierung nach Maximum erhalten beide Knoten eines Knotenpaares den jeweils höheren Vektorwert (bei ungewichteten Netzwerken beispielsweise den Wert 1), bei Minimum beide den niedrigeren Wert (bei ungewichteten Netzwerken beispielsweise den Wert 0).

<sup>30</sup> Will man für die Analyse eines Unterstützungsnetzwerks z. B. nicht mehr berücksichtigen, *wievil* Unterstützung (z. B. Geld) geleistet wurde, sondern nur ob überhaupt unterstützt wurde, dann dichotomisiert man.

Aggregation). Die *Dichotomization rule* legt die Bedingung für die Dichotomisierung des Netzwerkes fest. Das Beispielnetzwerk soll hier so transformiert werden, dass alle Werte größer als 0 (**Cut-Off Operator: GT - Greater Than** und **Cut-Off Value: 0**) zum Wert 1 umgewandelt werden (Abb. 21). Es wäre auch möglich, den Trennwert höher anzusetzen (z. B. **Cut-Off Value: 1** bedeutet alle Werte >1 werden behalten) oder z. B. nur diejenigen Relationen zu berücksichtigen, die genau 1 betragen (**Cut-Off Operator: EQ [Equal]=1**). Der Vorgang generiert Netzwerkdateien, die im Suffix den Operator und den Trennwert der Dichotomisierung angeben (z. B. -GT0).

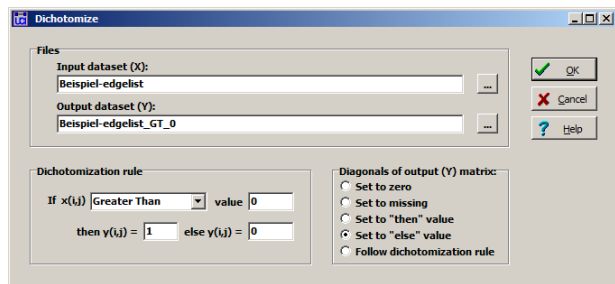


Abb. 23: Dichotomisierung

## AGGREGIERUNG – ZUSAMMENFÜHRUNG VON NETZEN (MULTIPLEXITÄT)

Meist werden für eine Netzwerkuntersuchung mehrere Relationen erhoben (z. B. „Flirten“, „Geldleihen“, „Knutschen“). Diese können zu einem Datensatz zusammengefügt werden, um so die relationsübergreifende Struktur des aggregierten Netzwerks analysieren zu können.<sup>31</sup> Auf diese Weise kann die *Multiplexität* von Beziehungsgefügen erfasst und dargestellt werden. *Multiplexität* bedeutet, dass zwischen zwei gegebenen Knoten in der Summe der unterschiedlichen untersuchten Relationen mehr als eine Verbindung vorliegt. Liegt zwischen einem Knotenpaar lediglich eine der erhobenen Beziehungsarten vor, spricht man von *Uniplexität*.

Für die Zusammenführung ist es i. d. R. notwendig, dass die einzelnen Netze in einheitlicher Form vorliegen. Sollen z. B. gewichtete und ungewichtete sowie symmetrische und asymmetrische Netze zusammengefügt werden, ist es sinnvoll, die einzelnen Netzwerke vor der Aggregation zu transformieren – d. h. gegebenenfalls zu dichotomisieren und/oder zu symmetrisieren (s. o.). Durch das Zusammenfügen mehrerer Einzelnetze werden die Werte der einzelnen Relationen summiert (Matrixsummation). (*Beachte:* Nach der Zusammenfügung ist nicht mehr ersichtlich, auf welcher Relation der jeweilige Wert basiert. Fügt man gewichtete Netzwerke zusammen, lässt sich folglich nicht mehr differenzieren, ob es sich um

<sup>31</sup> Diesem Verfahren liegt eine Matrixsummation zugrunde.

sich bei einem Wert um die Intensität einer Relation handelt oder um die Summe aus mehreren Relationen).<sup>32</sup>

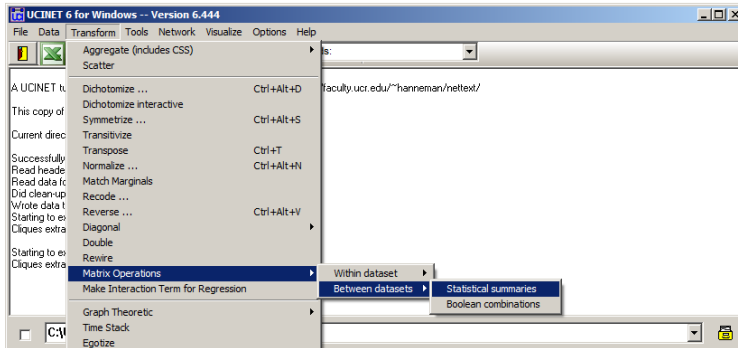


Abb. 24: Programmpfad zum Zusammenführen von Netzen

In UCINET wird mit **Transform > Matrix Operation > Between datasets > Statistical summaries** (Abb. 24) das Dialogfenster geöffnet, welches das Zusammenfügen von einzelnen Netzen ermöglicht (Abb. 25). Für die Aggregation der Netzwerke ist vorausgesetzt, dass Reihenfolge, Anzahl und Labels der Knoten absolut identisch sind, da die Netzwerke sonst vom Programm nicht als zusammengehörig identifiziert werden.

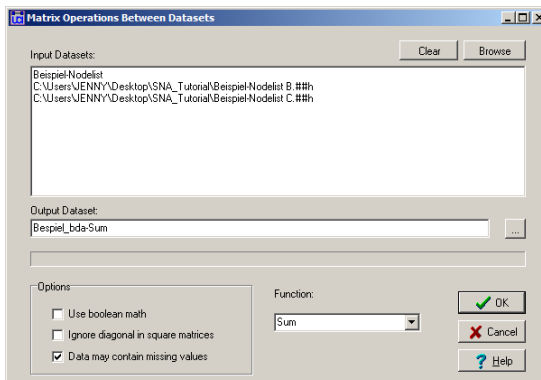


Abb. 25: Zusammenführen von Netzen

Da im Ergebnis ohnehin nicht mehr erkennbar ist, welche der zusammengeführten Beziehungstypen mit dem jeweiligen Vektorwert korrespondieren, ist die Reihenfolge der Datasets im Inputfeld nebensächlich. Für die Speicherung des neuen zusammengeführten Netzwerkdatensatzes ist eine sinnvolle Benennung angeraten,

<sup>32</sup> Bei gewichteten und asymmetrischen Relationen ist die Reihenfolge der Transformation u. U. bedeutend, wenn bspw. nicht nach Minimum symmetrisiert und im Anschluss dichotomisiert wird.

da nach Abschluss der Transformation aus dem Datensatz nicht mehr ersichtlich ist, *welche* Relationen aggregiert wurden.<sup>33</sup> Die Dateiendung **bda-Sum** zeigt an, dass es sich um eine *between-datasets-aggregation* handelt. (Beachte: diese Endung sollte bei der Dateiumbenennung beibehalten werden.)

```

ucinetlog6 - Notepad
File Edit Format View Help
-----
BETWEEN DATASET AGGREGATIONS
-----
Beispiel-NodeList has dimensions: 10 10 1
C:\Users\JENNY\Desktop\SNA_Tutorial\Beispiel-NodeList B.##h has dimensions: 10 10 1
C:\Users\JENNY\Desktop\SNA_Tutorial\Beispiel-NodeList C.##h has dimensions: 10 10 1

      1      2      3      4      5      6      7      8      9      10
      Scott Ramon walla knife kim P Steph Young Stacey Envy Julie
-----
1 Scott Pi 0.000 3.000 3.000 2.000 3.000 3.000 3.000 3.000 2.000 2.000
2 Ramona F 3.000 0.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000
3 Wallace W 3.000 2.000 0.000 2.000 2.000 2.000 2.000 3.000 2.000 2.000
4 Knives C 3.000 2.000 2.000 0.000 2.000 2.000 3.000 2.000 2.000 3.000
5 Kim P 3.000 2.000 2.000 2.000 0.000 3.000 2.000 2.000 2.000 2.000
6 Stephen S 3.000 2.000 2.000 2.000 3.000 0.000 3.000 2.000 3.000 2.000
7 Young Neil 3.000 2.000 2.000 3.000 3.000 3.000 0.000 2.000 2.000 2.000
8 Stacey Pi 3.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 0.000 2.000 2.000
9 Envy A 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 0.000 3.000
10 Julie Po 3.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 2.000 0.000
  
```

Abb. 26: Output-Log Matrix nach Aggregation

Im *Output Log* wird das Ergebnis der Matrixsummation dargestellt (Abb. 26). Beim Zusammenfügen von drei ungewichteten Relationen ist der maximale Wert einer Verbindung **3**. Im Beispielnetzwerk (Abb. 27) sind z. B. die Verbindungen zwischen **Scott Pi** und **Ramona F** oder **Scott Pi** und **Wallace W** dreifach multiplex, d. h., dass sie auf allen drei erhobenen Ebenen in Beziehung zueinander stehen. Eine Verbindung zwischen zwei Knoten, die nur in einem der Netzwerke besteht (Vektorwert 1), nennt man „uniplex“. Man beachte, dass bei der Zusammenfügung nicht-symmetrischer Netze im Ergebnis unklar bleibt, ob eine Beziehung auf einer Ebene reziprok oder aus der Kombinationen verschiedener Ebenen hervorgegangen ist (→ *Netzwerke im Zweifel vorher symmetrisieren!*).

Das generierte Netzwerk ließe sich natürlich auch noch weiter transformieren. Beispielsweise könnten mittels Dichotomisierung jene Beziehungen zwischen Knoten auf null gesetzt werden, die nicht multiplex sind (**Dichotomization Rule: Greater Than; Cut-Off-Value: 1**; alle Relationen  $> 1 = 1$ ; alle Relationen  $< 1 = 0$ ). Bei weiteren Analysen würden dann nur noch die multiplexen Beziehungen berücksichtigt.

In der Darstellung in *NetDraw* kann Multiplixität – genau wie die Intensität (Stärke) von Relationen – durch unterschiedliche Linienstärke visualisiert werden, um besonders starke Verbindungen zwischen Knoten hervorzuheben. Unter **Properties** > **Lines** > **Size** > **Tie strength** wird die Linienstärke erstellt (→ je „intensiver“, bzw. „mehrdimensionaler“ die Verbindung, desto dicker die Linie) (Abb. 27).

<sup>33</sup> Diese Information ist dann nur noch dem *Output Log* zu entnehmen.

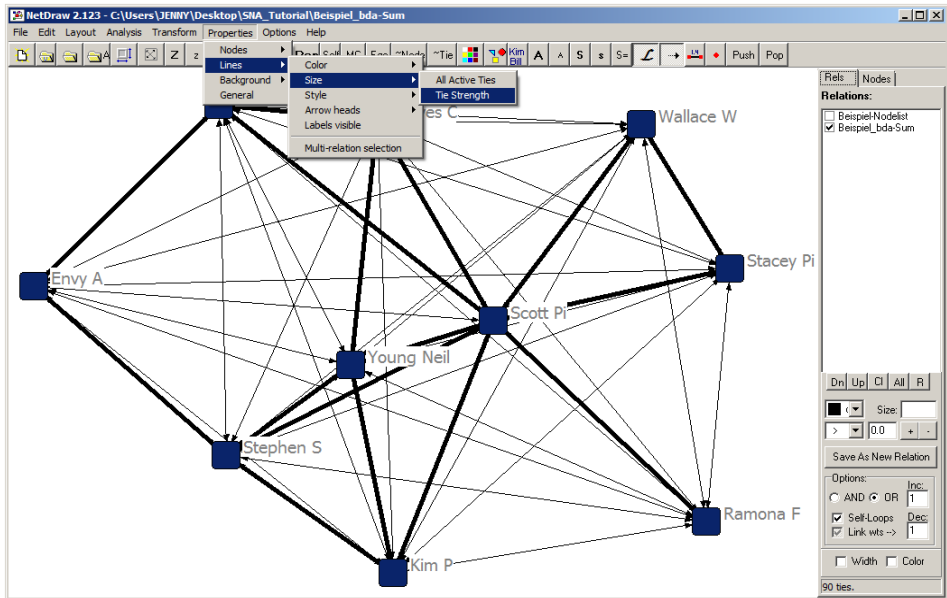


Abb. 27: Multiplexer Graph in NetDraw

## TWO-MODE-MATRIZEN

Eine weitere Funktion der Zusammenfügung von Netzwerken kommt bei der Transformation von *Two-mode-Matrizen* zum Tragen. Two-mode-Matrizen (auch Ereignis-Matrizen genannt) stellen zunächst keine direkte soziale Beziehung dar. In ihnen wird die Teilnahme der Akteure an bestimmten Ereignissen (*Events*) aufgelistet. Z. B. werden Akteure nach der Teilnahme an bestimmten Veranstaltungen (Konferenzen, Tagungen, Seminaren, Raufereien) oder nach ihrer Mitgliedschaft in Gruppen (Vereine, Hobbygruppen, Räuberbanden etc.) gefragt. Mittels dieser Erhebung wird die gemeinsame Teilnahme an Events oder die gemeinsame Zugehörigkeit zu Gruppen ersichtlich (Abb. 28).

The screenshot shows the UCINET Spreadsheet interface. The main window displays a 2-mode matrix with columns for Event A, Event B, and Event C, and rows for various actors. The matrix data is as follows:

	Event A	Event B	Event C
Scott Pi	1	0	0
Ramona F	0	1	1
Wallace W	1	0	1
Krives C	0	0	1
Kim P	1	0	1
Stephen S	1	0	1
Young Neil	1	0	0
Stacey Pi	0	1	0
Envy A	1	0	0
Julie Po	1	0	1

The right sidebar shows the 'Current cell' panel with 'Row: Col: 1 1', 'Dimensions: Rows: Cols: 10 3', and 'Mode: Normal' selected.

Abb. 28: Spreadsheet 2-Mode-Matrix

Daraus lassen sich ggf. Beziehungen ableiten/annehmen (z. B.: Zwei Akteure, die an demselben Seminar teilnehmen, kennen sich i. d. R.).

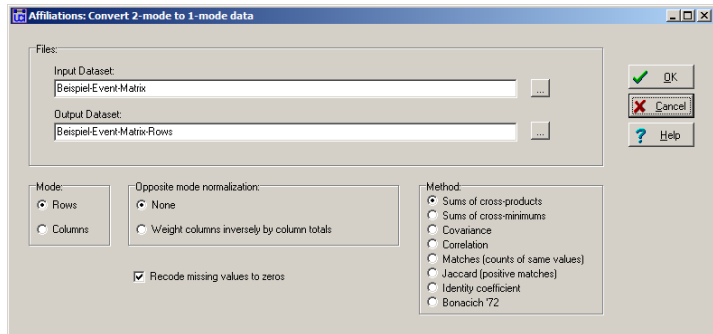


Abb. 29: 2-Mode-Matrizen-Konversion

Um aus einer 2-mode-Matrix eine 1-mode-Matrix (quadratische Matrix) zu generieren, muss die 2-mode-Tabelle als Programmdatei vorliegen. Mit **Data Affiliations (2-mode to 1-mode)** wird die 2-mode-Matrix konvertiert (Abb. 29). Das Suffix **-Rows** (in älteren Versionen **-Aff**) kennzeichnet die generierte Datei der *Affiliation* (= Mitgliedschaft, Zugehörigkeit) der Akteure (Zeilen) nach Events (Spalten). Das generierte Netz besteht jetzt – wie ein multiplexes Netz – aus mehreren „Eventrelationen“ und ist logischerweise symmetrisch. Die Anzahl der *Events* nach denen gefragt wurde, definiert die maximale Beziehungsstärke zwischen den Knoten.<sup>34</sup> Im Beispielnetzwerk war kein Knotenpaar an allen drei Events *gemeinsam* beteiligt. Es überschneiden sich hier nur jeweils zwei Teilnahmen (Abb. 30).

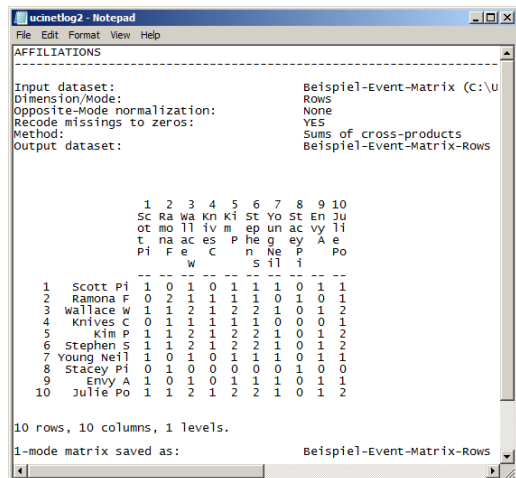


Abb. 30: Output-Log 2-Mode-Matrix-Konversion

<sup>34</sup> Zu beachten ist, dass die Diagonale der Matrix die Anzahl der Events angibt, an denen der Knoten beteiligt ist. Die Diagonale kann mit **Transform > Diagonal...** auf null gesetzt werden.

## Schritt 4 – Zentralitätsmaße

Um Positionen von Akteuren im Netz zu untersuchen, ist die Berechnung von Zentralitätsmaßen nach *Linton C. Freeman* (1979, s. u. Textbox) die geläufigste Herangehensweise der SNA.<sup>35</sup> Die drei gängigsten Zentralitätsmaße sind die *Degree*-, die *Closeness* und die *Betweenness-Centrality*. Die Verfahren zu diesen netzwerkanalytischen Konzepten werden im Folgenden vorgestellt.

*„Akteure, die überwiegend Objekt positiver gerichteter Beziehungen sind, haben ein hohes Prestige“ (Jansen 2006: 142).*

*„Zentralität und Prestige sind netzwerkanalytische Konzepte, die nach der Wichtigkeit, öffentlichen Sichtbarkeit oder ‚Prominenz‘ von Akteuren in Netzwerken fragen“ (Jansen 2006: 127).*

*„Ein Akteur in einem sozialen Netzwerk ist zentral, wenn er eine wichtige Stellung in dem sozialen Netzwerk einnimmt. Diese Wichtigkeit kann in der Menge seiner Beziehungen (degree centrality), in der Nähe zu anderen Akteuren (closeness centrality) oder in seiner strategisch günstigen Lage zwischen anderen Akteuren (betweenness centrality) begründet sein“ (Trappmann et al. 2011: 266).*

*Hinweis: Zum Konzept der Zentralität in Netzwerken ausführlich in: Freeman (1979: 215–239).*

### DEGREE-CENTRALITY

*„Zwei Punkte heißen benachbart oder adjazent, wenn sie durch eine direkte Linie verbunden sind. [...] Die Zahl der Punkte in der Nachbarschaft des Punktes bestimmt seinen sogenannten Degree (degree of connection: Grad der Verbundenheit). [...] Der Degree ist gleichzeitig schon ein einfaches Maß für die Zentralität eines Akteurs im Netzwerk“ (Jansen 2006: 94 f., ausführlich ebd.: 132 f.).*

<sup>35</sup> Aus der Berechnung der Zentralitäten lassen sich auch Aussagen über strukturelle Merkmale wie Positionsstrukturen und Zentralisierung des Netzwerks treffen. Die Zentralisierung des Netzwerks gilt als Maß der Problemlösungskapazität und basiert auf den Konzepten der Akteurszentralität nach Freeman. Dabei gibt die Zentralisierung das Verhältnis zwischen dem zentralsten Akteur und allen anderen Akteuren an. Der Zentralisierungswert variiert zwischen „1“ (maximale Zentralisierung: entspricht einer Sternstruktur [sociometric star]) und „0“ (kein Unterschied in der Zentralität der Akteure: entspricht z. B. einer Kreisstruktur oder einem maximal verbundenen Graphen) (vgl. Jansen 2006: 138 ff.).

„Indegrees und Outdegrees sind bereits einfache Maßzahlen für Prestige, Popularität oder Reputation sowie von sozialer Unterstützung von Akteuren in Netzwerken. Indegrees messen, wie häufig ein Akteur von anderen ‚gewählt‘ wird, Outdegrees messen, wie häufig ein Akteur ‚Wahlen‘ vergibt“ (Jansen 2006: 96).

Hinweis: Vgl. hierzu grundlegend Freeman (1979: 219 ff.).

Die *Degree-Centrality* (Gradzentralität) ist eine Maßzahl, welche die Aktivität eines Knoten im Netzwerk beschreibt.

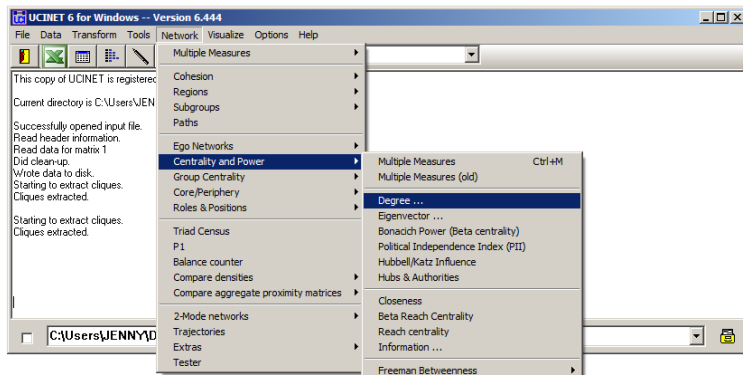


Abb. 31: Programmpfad zur Degree-Berechnung

Die Gradzentralität gibt die *Summe der Relationen* an, die ein Akteur zu anderen Akteuren im Netz hat. Für die Berechnung des *Degrees* wird das zu untersuchende Netzwerk unter **Network > Centrality and Power > Degree...** über den Browser ausgewählt (Abb. 31). Es besteht die Möglichkeit, Netzwerke für die Untersuchung als symmetrisch zu betrachten. Die Methode, nach der symmetrisiert werden soll (*Average, Minimum, Maximum*), lässt sich jedoch nicht einstellen (Abb. 32).

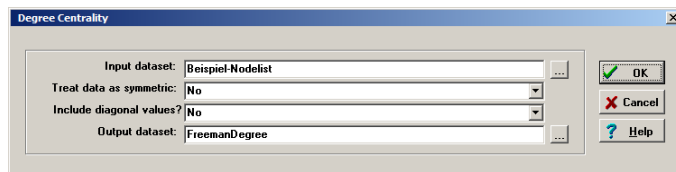


Abb. 32: Degree-Berechnung

Grundsätzlich ist zu beachten, ob es sich um ein gewichtetes Netzwerk handelt oder nicht. Wenn der Zentralitätswert die Anzahl der Netzwerkpartner darstellen soll, ist es notwendig, das Netz zunächst zu dichotomisieren. Die Degree-Werte werden als Tabelle unter *FreemanDegree* gespeichert.<sup>36</sup>

<sup>36</sup> *Vorsicht:* Es ist zu beachten, dass durch jede neue Berechnung bereits vorhandene Dateien mit dieser Bezeichnung ohne Warnung überschrieben werden. Daher ist es ggf. angeraten, die Dateibezeichnung anzupassen.



Das erste Beispiel zeigt zunächst das Ergebnis der Degree-Zentralitätsberechnung eines *symmetrisierten, binären* (dichotomen) Netzwerks (Abb. 33): In der Spalte 1 **Degree** wird die Aktivität der Knoten angezeigt, d. h. die Anzahl der Kontakte (Netzwerkpartner).<sup>37</sup>

Die Spalte 2 **NrmDegree** der Ergebnisdarstellung zeigt den normalisierten Degree. Dieser gibt das Verhältnis zwischen dem Degree des Knotens und der Anzahl der maximal möglichen Verbindungen als Prozentwert an.<sup>38</sup>

ucinetlog8 - Notepad

File Edit Format View Help

-----  
FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES:  
-----

Diagonal valid? NO  
Model: SYMMETRIC  
Input dataset: Beispiel-Nodelist (C:\L

		1	2	3
		Degree	NrmDegree	Share
1	Scott Pi	8.000	88.889	0.250
7	Young Neil	4.000	44.444	0.125
6	Stephen S	4.000	44.444	0.125
5	Kim P	3.000	33.333	0.094
4	Knives C	3.000	33.333	0.094
10	Julie Po	3.000	33.333	0.094
3	Wallace W	2.000	22.222	0.063
9	Envy A	2.000	22.222	0.063
8	Stacey Pi	2.000	22.222	0.063
2	Ramona F	1.000	11.111	0.031

DESCRIPTIVE STATISTICS

		1	2	3
		Degree	NrmDegree	Share
1	Mean	3.200	35.556	0.100
2	Std Dev	1.833	20.367	0.057
3	Sum	32.000	355.556	1.000
4	Variance	3.360	414.815	0.003
5	SSQ	136.000	16790.123	0.133
6	MCSSQ	33.600	4148.148	0.033
7	Euc Norm	11.662	129.577	0.364
8	Minimum	1.000	11.111	0.031
9	Maximum	8.000	88.889	0.250
10	N of obs	10.000	10.000	10.000

Network Centralization = 66.67%  
Blau Heterogeneity = 13.28%. Normalized (iqv) = 3.65%  
Actor-by-centrality matrix saved as dataset FreemanDegree

Abb. 33: Output-Log Degree nach Freeman

Die untere Tabelle zeigt zusätzliche deskriptive Statistiken. Außerdem wird die **Network Centralisation** (der Zentralisierungsgrad des Netzwerks) angegeben. Dieser Wert zeigt an, wie das Netzwerk im Hinblick auf das gewählte Zentralitätsmaß strukturiert ist. Ein Zentralisierungsgrad von 100 % würde bedeuten, dass alle Verbindungen im Netz von einem Knoten ausgehen (dem sog. *soziometrischen Star*) und die übrigen Knoten untereinander keine Verbindungen hätten. Ein Wert von 0 % würde stattdessen bedeuten, dass alle Knoten den gleichen Degree haben und so keinerlei Hierarchie im Netz erkennbar wäre. Das Beispielnetzwerk hat einen Zentralisierungsgrad von 66,7 % (Abb. 33). In der Tabelle ist zu erkennen, dass **Scott Pi** als prominentester Knoten mehr als doppelt so viele Verbindungen hat wie der Durchschnitt im Netz, wohingegen die anderen Akteure größtenteils weniger als die durchschnittliche Anzahl (und weniger als die Hälfte der

37 Bei gewichteten (nicht dichotomisierten) Netzwerken wird die Stärke der Beziehung in die Berechnung einbezogen (summiert). Deshalb ist dem Degree-Wert nicht zu entnehmen, ob es sich um viele Verbindungen mit unterschiedlichen Knoten oder um eine geringere Anzahl von Verbindungen mit hoher Intensität handelt.

38 Für gewichtete Relationen sind die Werte **NrmDegree** und **Network Centralisation** zu vernachlässigen, da die Intensität der einzelnen Verbindungen die Mittelwertbildung verfälscht.

möglichen) Verbindungen aufweisen. Die Netzwerkstruktur ist daher eher als zentralisiert anzusehen.

Das zweite Beispiel (Abb. 34) bezieht sich auf ein Netzwerk mit *asymmetrischen* Verbindungen. Bei gerichteten Netzen wird bei der Berechnung der Gradzentralität zwischen *eingehenden* und *ausgehenden* Beziehungen unterschieden: Der **Outdegree** gibt die Summe der ausgehenden Relationen eines Knotens an; der **Indegree** die Summe der eingehenden, d. h. er gibt an, wie oft der Knoten von allen anderen genannt wird.

**NrmOutDeg** und **NrmInDeg** (Spalte 3 und 4 in Abb. 34) geben den prozentualen Anteil der realisierten Verbindungen an der maximal möglichen Anzahl an. So erhält **Scott Pi** zwei Verbindungen, welche er nicht erwidert, hat also einen höheren Indegree als Outdegree. Außerdem wird hier der Wert der **Network-Centralisation** (s. o.) angegeben. Im Vergleich zum symmetrischen Netzwerk (Abb. 33) verringert sich der Zentralisierungsgrad gemessen am Outdegree, der Zentralisierungsgrad nach Indegree ist jedoch noch einmal gestiegen, da **Scott Pi** im Verhältnis zu den anderen Akteuren noch mehr eingehende Verbindungen aufweist.

ucinetlog7 - Notepad  
 File Edit Format View Help  
 FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES  
 -----  
 Diagonal valid? NO  
 Model: ASYMMETRIC  
 Input dataset: Beispiel-Nodelist (C:\Users\JENN

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
1	Scott Pi	6.000	8.000	66.667	88.889
7	Young Neil	4.000	3.000	44.444	33.333
6	Stephen S	4.000	3.000	44.444	33.333
4	Krives C	3.000	1.000	33.333	11.111
3	Wallace W	2.000	1.000	22.222	11.111
5	Kim P	2.000	3.000	22.222	33.333
2	Ramona F	1.000	1.000	11.111	11.111
8	Stacey Pi	1.000	2.000	11.111	22.222
9	Envy A	1.000	1.000	11.111	11.111
10	Julie Po	1.000	2.000	11.111	22.222

DESCRIPTIVE STATISTICS

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
1	Mean	2.500	2.500	27.778	27.778
2	Std Dev	1.628	2.012	18.088	22.361
3	Sum	25.000	25.000	277.778	277.778
4	Variance	2.650	4.050	327.160	500.000
5	SSQ	89.000	103.000	10987.653	12716.049
6	MCSSQ	26.500	40.500	3271.605	5000.000
7	Euc Norm	9.434	10.149	104.822	112.765
8	Minimum	1.000	1.000	11.111	11.111
9	Maximum	6.000	8.000	66.667	88.889
10	N of obs	10.000	10.000	10.000	10.000

Network centralization (outdegree) = 48.611%  
 Network centralization (Indegree) = 76.389%  
 Actor-by-centrality matrix saved as dataset FreemanDegree

Abb. 34: Output-Log In- & Outdegree

## CLOSENESS-CENTRALITY

„Dem Konzept der closeness centrality liegt die Idee zugrunde, dass eine Person dann zentral ist, wenn sie bezüglich der Netzwerkrelation sehr nah bei allen anderen liegt. Eine solche zentrale Lage steigert die Effizienz, mit der ein Akteur im Netzwerk agieren kann. Ein Akteur, der nah bei allen anderen liegt, kann zum Beispiel schnell Informationen verbreiten und empfangen. Für Freundschaftsnetzwerke steckt auch die Idee dahinter, dass, wer sehr zentral in diesem Sinne ist, mit der Unterstützung vieler Netzwerkmitglieder rechnen kann“ (Trappmann et al. 2011: 48).

*Hinweis:* Vgl. auch Freeman (1979: 224 ff.).

Die *Closeness-Centrality* der Akteure in einem Netzwerk errechnet man, indem man unter **Network > Centrality > Closeness** die Datei und das Verfahren (**Type**), nach dem die Closeness errechnet werden soll, auswählt (Abb. 35).

Das Vorgehen ist das gleiche wie bei den übrigen Zentralitäten-Berechnungen. Bei der Closeness-Berechnung können jedoch unterschiedliche Verfahren der Errechnung verwendet werden. Die Standardvariante ist Freemans *Sum of geodesic distances* (Pfaddistanz).

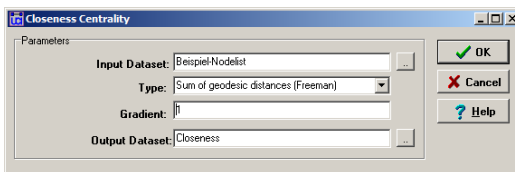


Abb. 35: Closeness-Berechnung

*Die geodätische Distanz (Pfaddistanz) ist die Länge des kürzesten Pfades zwischen zwei Knoten (vgl. Jansen 2006: 97; Trappmann et al. 2011: 48 f.).*

Die Pfaddistanzen der einzelnen Akteure zu allen anderen Akteuren werden summiert und ergeben die *Farness*-Werte. Das Gegenstück zu **Farness** ist die **Closeness**. Je geringer die *Farness* eines Akteurs, desto näher ist dieser an den Mitgliedern im Netzwerk und daher umso zentraler. Die **nCloseness** gibt den prozentualen Zentralitätswert an. Für gerichtete Netzwerke werden **In-** und **Out-Closeness** errechnet. Will man das nicht, muss das Netzwerk zunächst symmetrisiert werden. Siehe oben. Es gilt zu beachten, dass die *Closeness* für Netze, die aus unverbunden Komponenten bestehen, nicht sinnvoll berechnet werden können, da die Pfadlänge bei Unverbundenheit theoretisch unendlich ist.<sup>39</sup>

<sup>39</sup> Die Closeness wird dann i. d. R. nur für die Hauptkomponente berechnet.

Will man die durchschnittliche Distanz und damit den Netzwerkdurchmesser und die allgemeine Erreichbarkeit im Netzwerk untersuchen, ist die Funktion **Network > Cohesion > Distance** hilfreich. Diese Funktion errechnet unter anderem die durchschnittliche Pfadlänge (unter verbundenen Paaren) (**Average Distance**) und die Kompaktheit (**Compactness**) und „Breite“ (**Breadth**) des Netzwerks. Außerdem werden die Häufigkeiten der Pfadlängen (**Frequencies of Geodesic Distances**) für das Netzwerk sowie die Pfadlängen für alle Knotenpaare in einer Matrix angegeben.

## BETWEENESS-CENTRALITY

*„Das Konzept der betweeness centrality ist dazu geeignet, solche zentralen Personen aufzuspüren, deren Zentralität weniger offensichtlich ist und die sich nicht unbedingt durch viele direkte Verbindungen auszeichnen. [...] Personen, die zwei ansonsten unverbundene Teilpopulationen verbinden, sind typischerweise Akteure mit hoher betweeness centrality“ (Trappmann et al. 2011: 54).*

*„Betweeness-Zentralität misst [...], ob andere Akteure vom betrachteten Akteur abhängig sind. Das Maß misst die Kontroll- und Profitmöglichkeiten, die dem Akteur aufgrund seiner strukturellen Position im Netzwerk zufallen“ (Jansen 2006: 135).*

*Hinweis:* Vgl. auch Freeman (1979: 221 ff.); s. a. cutpoints.

Bei der *Betweeness-Centrality* gelten diejenigen Knoten als zentral, die besonders häufig auf den kürzesten geodätischen Pfaden der Verbindungen aller Knoten zu allen anderen Knoten liegen. Diese Positionen im Netzwerk lassen sich beispielsweise als Schnittstellen von Kommunikation begreifen; der Fluss von Informationen kann von hieraus kontrolliert und u. U. gelenkt werden. Aus dieser Analyse lassen sich mitunter Macht- und Manipulationspositionen ableiten. Cutpoints zwischen größeren Komponenten eines Netzwerks zeichnen sich beispielsweise durch hohe Betweeness-Centrality aus, da sie ansonsten unverbundene Teile von Netzwerken verbinden.

Mit **Network > Centrality > FreemanBetweeness > Node Betweeness** wird die Analyseprozedur initiiert. Im Output Log (Abb. 36) zeigt der **Betweeness**-Wert (Spalte 1) an, wie oft sich ein Akteur auf dem kürzesten Pfad zwischen zwei belie-

bigen anderen Akteuren im Netz befindet.<sup>40</sup> Der Wert in Spalte **2 nBetweeness**, gibt das prozentuale Verhältnis zwischen der jeweils realisierten und der maximal möglichen Betweeness an. Für das Beispiel bedeutet das, dass Knoten 1 der zentralste Akteur in diesem Netzwerk ist. Er befindet sich auf 16,7 % der kürzesten Pfade. Für das Beispielnetzwerk bedeutet das, dass **Scott Pi** der zentralste Akteur in diesem Netzwerk ist. Er befindet sich auf 73 % der kürzesten Pfade. Der Zentralisierungsgrad (67 %) deutet an, dass ein Großteil der Verbindungen über wenige (zentrale) Knoten verläuft, welche als Schlüsselfiguren betrachtet werden können.

```

ucinetlog9 - Notepad
File Edit Format View Help
-----
FREEMAN BETWEENESS CENTRALITY
-----
Input dataset:                Beispiel-Node1

Important note: This routine cannot handle valued data,
                  It DOES handle directed (non-symmetric)

Un-normalized centralization: 434.000

          1          2
          Betweeness nBetweeness
-----
1  Scott Pi          52.500      72.917
6  Stephen S         12.000      16.667
7  Young Neil        11.500      15.972
10 Julie Po           8.000      11.111
9   Envy A           4.000       5.556
4   Knives C         3.000       4.167
3   Wallace W        0.000       0.000
8   Stacey Pi        0.000       0.000
2   Ramona F         0.000       0.000
5   Kim P            0.000       0.000

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

          1          2
          Betweeness nBetweeness
-----
1  Mean           9.100      12.639
2  Std dev        15.144      21.033
3  Sum            91.000     126.389
4  Variance       229.340     442.400
5  SSQ           3121.500    6021.412
6  MCSQ          2293.400    4423.997
7  Euc Norm       55.870      77.598
8  Minimum        0.000       0.000
9  Maximum        52.500      72.917
10 N of obs       10.000     10.000

Network Centralization Index = 66.98%

```

Abb. 36: Output-Log Betweeness nach Freeman

## EXKURS: BRÜCKEN UND STRUKTURELLE LÖCHER

*„Eine Brücke ist eine Linie, deren Entfernung den gleichen Effekt [wie das Entfernen eines cutpoints, d. Verf.] hat, aus einer Komponente mindestens zwei zu machen“ (Jansen 2006: 98).*

*„Soziales Kapital erschließt sich vielmehr einem Akteur in einer Position, in der er als Brücke mehrere Cluster engerer Beziehungen miteinander verbindet. Damit überbrückt er ein strukturelles Loch. Solche Brücken über strukturelle Löcher sind allerdings regelmäßig auch weak ties“ (Jansen 2006: 187).*

<sup>40</sup> Ist mehr als ein kürzester Weg zwischen zwei Knoten vorhanden, so wird der Betweenesswert auf die entsprechenden Knoten, die auf den verschiedenen kürzesten Wegen liegen, proportional aufgeteilt.

*Hinweis:*

Zum Konzept der „Strukturellen Löcher“ ausführlich in: Burt (1992).  
Zum Konzept der „Weak Ties“ grundlegend in: Granovetter (1973: 1360–1380, 1974).

## ZENTRALITÄTEN IN NETDRAW

In NetDraw können die Zentralitäten von Knoten dargestellt werden (Knotengröße). Für das jeweils in NetDraw geladene Netzwerk werden unter **Analysis > Centrality measures** die Zentralitätsmaße berechnet. Es ist darauf zu achten, ob man die Zentralität differenziert nach **In- und Outdegree** oder als ungerichtet berechnen will (Einstellung unter Checkbox **Direction**). Die errechneten Zentralitätswerte werden vom Programm automatisch als Attribute gespeichert und stehen dann für die attributsbezogenen Visualisierungen bereit. Unter **Properties > Nodes > Symbols > Size > Attribute based** können Knoten entsprechend der Zentralität größenmäßig hervorgehoben werden (Abb. 37).<sup>41</sup>

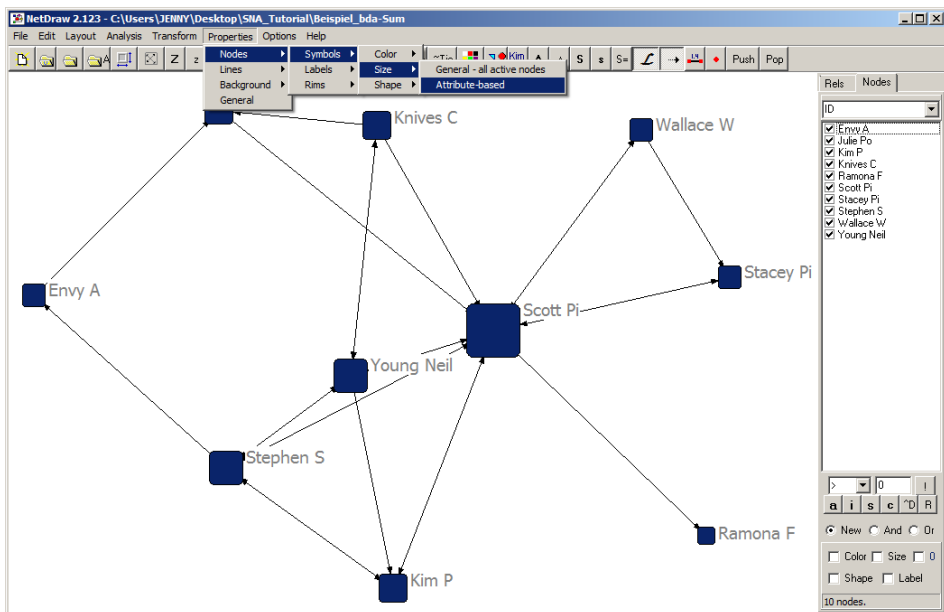


Abb. 37: Graph mit Hervorhebung der Zentralität

<sup>41</sup> Zur graphischen Darstellung von *Closeness* ist es sinnvoll, die Werte in NetDraw umzukehren (Checkbox: *attribute values*), weil die Werte sich ansonsten auf die Farness (also das Gegenteil von *Closeness*) der Knoten beziehen.

## Schritt 5 – Attribute, Homophilie, QAP, CONCOR und Blockmodelle

Für die Analyse und Interpretation eines Netzwerks bietet es sich an, die *Attribute* (*absolute Merkmale*) der Akteure zu berücksichtigen. Attribute werden gemeinhin bei der Erhebung der Netzwerke mit erfragt. Die Auswahl der zu erhebenden Attribute ist immer abhängig von der Fragestellung. Häufig werden allgemeine Angaben erhoben (Alter, Geschlecht, Beruf, Wohnort etc.). Die Akteure können entsprechend der Merkmalsausprägungen gruppiert bzw. analysiert werden. Im Folgenden sollen zunächst Verfahren vorgestellt werden, wie Netzwerke unter Berücksichtigung von Attributen analysiert werden können. Zudem werden Konzepte vorgestellt, mit deren Hilfe das Rollengefüge und die Positionsstrukturen von Netzwerken untersucht werden.

### EINLESEN VON ATTRIBUTSDATEN IN UCINET

Damit die Attributsdaten vom Programm bearbeitet werden können, müssen diese zunächst in UCINET eingelesen werden. Für das Einlesen/-geben gibt es verschiedene Wege: Entweder werden die Attributdaten direkt im **UCINET-Spreadsheet** eingegeben und gespeichert, oder sie werden per *copy & paste* aus einer Excel-Datei in das UCINET Spreadsheet eingefügt (Abb. 38).<sup>42</sup> Man beachte, dass die Attributdaten für UCINET numerisch codiert sein müssen, da diese ansonsten nicht vom Programm erkannt werden können. Die Daten werden anschließend in dem Default-Ordner als UCINET-Datenset gespeichert.<sup>43</sup>

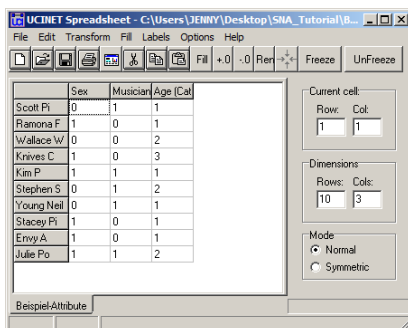


Abb. 38: Spreadsheet Attributtabelle

42 *Vorsicht:* Daten die in *Excel* per Formel generiert worden sind, können nicht gelesen werden und müssen vor dem Import konvertiert werden. Es ist zwingend notwendig, dass die Attributsdatenmatrix *genau* dieselben Labelbezeichnungen (inkl. Reihenfolge) beinhaltet wie die Netzwerkdatenmatrix, da die Matrizen sonst nicht kompatibel sind.

43 Es ist möglich, Attributsdaten und Berechnungen aus UCINET zu exportieren, z. B. in *Excel* unter **Data > Export > Excel**.

## HOMOPHILIE

Von *Homophilie* spricht man, wenn sich die Ähnlichkeit von Akteuren in Bezug auf bestimmte Merkmale (Attribute) auch in überzufälliger Weise in der Netzwerkstruktur widerspiegeln. Mit diesem Begriff wird die in sozialen Beziehungen z. T. beobachtbare Tendenz beschrieben, dass Akteure, die ein bestimmtes Attribut gemeinsam aufweisen, stärker untereinander vernetzt sind, als mit den übrigen Akteuren im Netzwerk („Gleich und Gleich gesellt sich gern!“). Z. B. wäre in einem Ratgebernetzwerk denkbar, dass Ratschläge eher zwischen Akteuren des gleichen biologischen Geschlechts gegeben werden. Würde sich diese Hypothese bestätigen, würde man das Netzwerk bezüglich des Merkmals „Geschlecht“ als *homophil* bezeichnen.<sup>44</sup>

Die Homophilie-Analyse wird unter **Network > Cohesion > Homophily** durchgeführt. Das zu untersuchende Netzwerk wird unter **Network Dataset** geladen. Im zweiten Feld wird die Programmdatei, welche die Attribute beinhaltet, geöffnet und im Dialogfeld die Spalte ausgewählt, in der sich das Attribut befindet und anhand dessen das Netzwerk partitioniert – d. h. gruppiert – werden soll (Abb. 39).

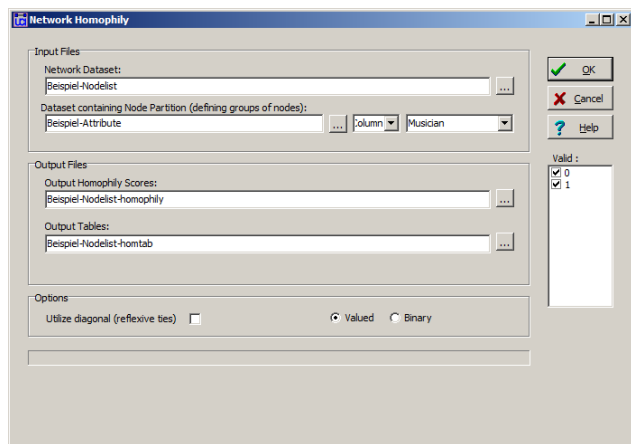


Abb. 39: Homophilie-Berechnung

Im **Output Log** wird eine Kreuztabelle aufgeführt, in der die Knoten mit derselben Attributsausprägung zusammengefasst sind (Abb. 40). Der E-I-Index gibt die *Homophilie* für das gesamte Netzwerk an. Der Index gibt an, wie das Verhältnis der Verbindungen zwischen und innerhalb der nach diesem Attribut gruppierten Knoten beschaffen ist. Grob gesprochen können Netzwerke mit Werten zwischen -0.5 und -1 als *homophil* und solche mit Werten zwischen 0.5 und 1 als *heterophil* gedeutet werden. Das Beispiel zeigt eine Unterteilung in zwei gleichgroße Grup-

<sup>44</sup> Das ebenfalls vorstellbare Gegenteil von Homophilie nennt sich *Heterophilie*.



pen. Die Gruppe der Musiker ist *stark* verbunden. Das Netzwerk ist *neutral* (siehe **E-I-Index** = -0,04). Die Restgruppe ist untereinander weniger verbunden als mit den Mitgliedern der anderen Gruppe, wodurch ihre Homophilie aufgehoben wird.

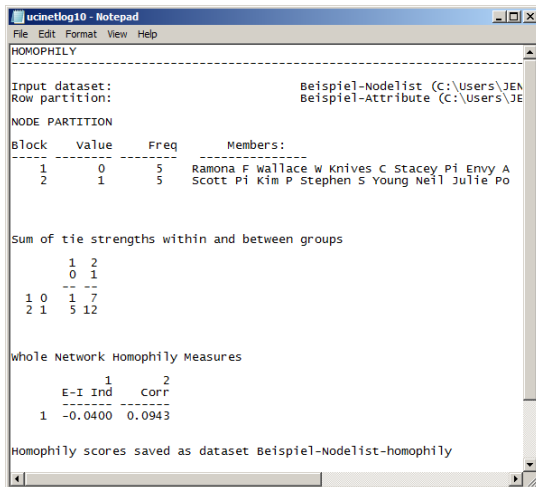


Abb. 40: Output-Log Homophilie-Berechnung

## QUADRATIC ASSIGNMENT PROCEDURE (QAP)

Die *Quadratic Assignment Procedure* (QAP) ist eine Methode zum Testen von Hypothesen. Dafür wird eine Korrelation (*Pearson r-Koeffizient*) zwischen einer Netzwerkrelation und einem Attribut berechnet (z. B. ließe sich für ein KonferenzteilnehmerInnen-Netzwerk untersuchen, ob ein statistischer Zusammenhang zwischen dem Attribut „Raucher/Nichtraucher“ und der Relation „Small-talk“ vorliegt). Für diese Analyse ist es zunächst notwendig, die zu analysierende Attributsvariable in eine *Ähnlichkeitsmatrix* zu konvertieren. D. h., dass – ähnlich wie bei Two-mode-Matrizen (s. o.) – diejenigen Akteure eine „Verbindung bekommen“, welche die Merkmalsausprägung bei einem bestimmten Attribut teilen. Dafür wird unter **Data > Attribute to Matrix** im Dialogfenster der Attributsdatensatz geöffnet (Abb. 41). Danach werden das Attribut und die Bedingung (z. B. **Exact Matches**), nach der die Verbindung zustande kommen soll, ausgewählt.

Das Ergebnis ist eine Matrix, in der eine Übereinstimmung mit **1** codiert und als Datei mit dem Attributscodes als Zusatz gespeichert wird (in älteren Versionen mit dem Suffix **-mat**).

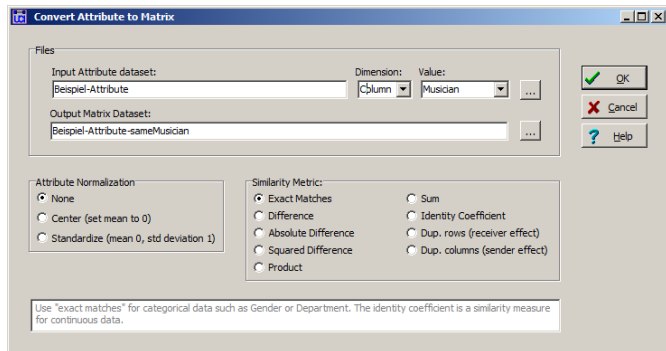


Abb. 41: Erstellung „Attributsnetzwerk“

Im nächsten Schritt wird die QAP-Funktion unter **Tools > Testing Hypotheses > Dyadic (QAP) > QAP Correlation** geöffnet. Hier werden das zu untersuchende Netzwerk und die aus dem Attribut erzeugte Matrix (\*-mat) geladen (Abb. 42). Das Ergebnis liefert eine Korrelation nach Pearson: die Werte können zwischen 1 (positive Korrelation) und -1 (negative Korrelation) liegen.

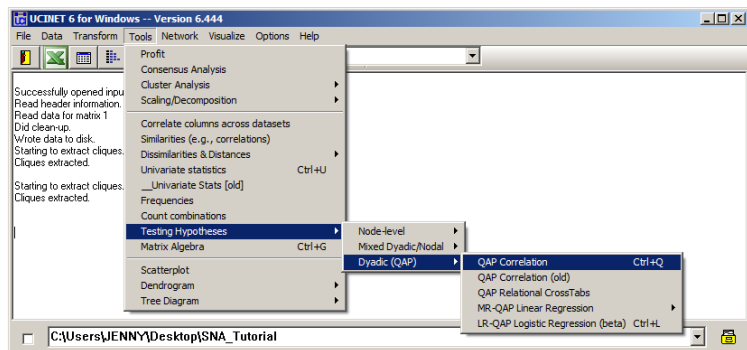


Abb. 42: QAP-Berechnung

In der Beispielberechnung (Abb. 43) liegt zwischen den Netzwerkrelationen und dem Attribut „Musiker“ keine Korrelation vor (vergleiche *Homophilie*). Der Signifikanzwert liegt jedoch über 0,05 % Fehlerwahrscheinlichkeit (95 %-Niveau), sodass die Analyse hier ohnehin nicht aussagekräftig ist.

```

ucinetlog19 - Notepad
File Edit Format View Help
-----
QAP CORRELATION
-----
Data Matrices:                Beispiel-Nodelist
                              Beispiel-Attribute-sameMusician
# of Permutations:            5000
Random seed:                  15843
Method:                        Fast: no missing values allowed

QAP results for Beispiel-Attribute-sameMusician * Beispiel-Nodelist (5000 permutations)

      1          2          3          4          5          6          7          8
Obs Value Significa Average Std Dev  Minimum Maximum Prop >= 0 Prop <= 0
-----
Pearson Correlation  0.0943  0.2424  0.0004  0.1054  -0.2052  0.2441  0.2424  0.8614

QAP Correlations

      1          2
      Beisp  Beisp
-----
1  Beispiel-Nodelist  1.000  0.094
2  Beispiel-Attribute-sameMusician  0.094  1.000

QAP P-values

      1          2
      Beisp  Beisp
-----
1  Beispiel-Nodelist  0.000  0.242
2  Beispiel-Attribute-sameMusician  0.242  0.000

QAP statistics saved as datafile QAP correlation Results

```

Abb. 43: Output-Log QAP-Analyse

## ROLLEN UND POSITIONEN – CONCOR

*„[Bei] der Analyse von Positionen [werden] solche Akteure gesucht, die ein ähnliches Muster von Beziehungen aufweisen und somit in ähnlicher Weise in das Netzwerk eingebunden sind. Rollen schließlich beziehen sich auf das Muster der Beziehungen zwischen Angehörigen gleicher oder verschiedener Positionen“ (Trappmann et al. 2011: 101).*

*„Das Konzept der Äquivalenz stellt zwar theoretisch eine Formalisierung des Konzeptes der Position dar, ist jedoch häufig nicht praktikabel [...]. Daher ist es zweckmäßig, Formalisierungen des Positionenkonzeptes zu verwenden, die weniger restriktiv sind als das Konzept der Äquivalenz“ (Trappmann et al. 2011: 114).*

*„CONCOR bedeutet ‚Convergence of iterated correlations‘. [...] Die Ähnlichkeit von zwei Akteuren als Indikator für eine mögliche strukturelle Äquivalenz wird über die Korrelation zwischen den beiden Datenvektoren dieser Akteure erschlossen“ (Jansen 2006: 226).*

### *Hinweis:*

Zu CONCOR vgl. ausführlich: Breiger; Boormann; Arabia (1975).

Zu Blockmodellen und struktureller Äquivalenz vgl. Jansen (2006: 212 ff.).

Der CONCOR-Algorithmus ist ein Verfahren, um strukturell äquivalente Positionen in einem Netzwerk zu ermitteln. Unter **Network > Roles & Positions > Structural > CONCOR** wird zunächst wieder das zu analysierende Netzwerk ausgewählt. Bei den Voreinstellungen kann angegeben werden, ob *sowohl* eingehende *als auch* ausgehende „Wahlen“ Berücksichtigung finden sollen (Abb. 44). Wird die Option **Include transpose** bejaht, werden auch die eingehenden Wahlen mitgezählt.

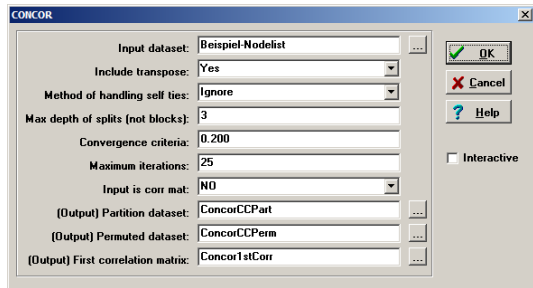


Abb. 44: CONCOR-Verfahren Voreinstellungen

Grundsätzlich ist das Verfahren mehrstufig, d. h., dass die im Folgenden beschriebene Sortierung beliebig oft durchgeführt werden kann (Einstellung unter **Max depth of splits (not blocks)**; standardmäßig sind drei Partitionsebenen vorgesehen) (Abb. 45).<sup>45</sup> Dabei werden Akteure mit gleichem bzw. ähnlichem Beziehungsmuster

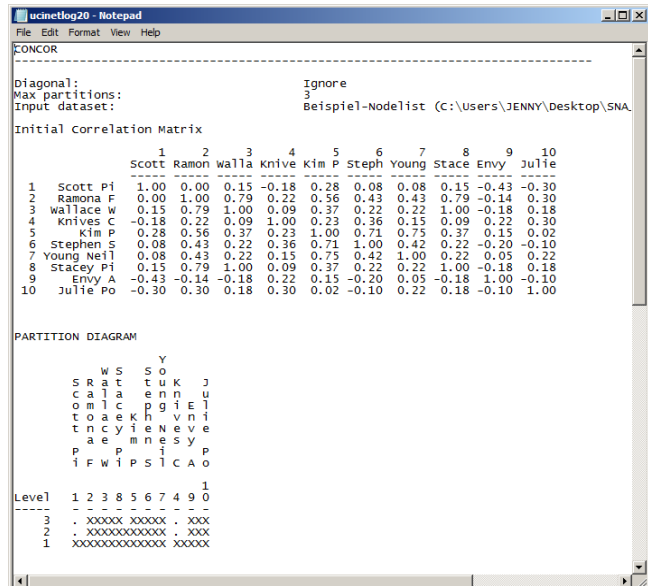


Abb. 45: Output-Log CONCOR 1 – erste Korrelationsmatrix und Partition

45 **Method of handling self ties** bestimmt den Umgang mit den Werten der Diagonale; **Convergence criteria** gibt die Toleranz für die Gruppierung an; **Maximum iterations** bestimmt wie oft der Algorithmus über die Korrelationsmatrix laufen soll.

im Netzwerk auf Basis eines Korrelationsverfahrens identifiziert und entsprechend gruppiert. Die Beziehungsmuster der Akteure werden hierbei in Bezug auf ihr „Wahl“-Verhalten verglichen, d. h. es wird immer für zwei Akteure ermittelt, ob sich deren Beziehungen zu den übrigen Akteuren in Form und Anzahl ähneln.<sup>46</sup> Für jedes Knotenpaar wird angegeben, wie ähnlich sich die Akteure in Bezug auf ihre Beziehungsmuster sind. Die Ähnlichkeit wird anhand eines Werts zwischen +1 und -1 indiziert. Die errechneten Werte werden in der **Initial Correlation Matrix** aufgeführt und in der Datei **Concor1stCorr** gespeichert. Ein Wert von +1 bedeutet, dass zwei Akteure die gleiche Anzahl von Relationen zu denselben anderen Akteuren haben. Sie wären dann *strukturell äquivalent* (Abb. 38). Auf Basis dieses Wertes werden die Akteure im ersten Schritt in zwei Blöcke sich ähnelnder Akteure gruppiert. Diese Prozedur wird automatisch wiederholt (entsprechend der angegebenen **Max depth of splits** [s. o.]), so dass mit jedem Mal die „Verästelung“ (Abb. 47) fortschreitet und zunehmend „ähnlichere“ Akteure gruppiert werden. Im hier aufgeführten Beispiel – einem zufällig erstellten Netzwerk – ist das Netzwerk schließlich in drei Partitionsrunden in fünf Akteurspaare und zwei Einzelakteure gruppiert (Abb. 45). Im **Partition Diagramm** (Abb. 46) und im **Dendrogramm** (Abb. 47) sind diese Partitionierungen abgebildet.

```

ucinetlog20 - Notepad
File Edit Format View Help

Relation 1
Blocked Matrix
-----
          1      2      3      8      5      6      7      4      9      10
          Scott Ramon walla Stace Kim P Steph Young Knive Envy Julie
1  Scott Pi | | | | | | | | | |
2  Ramona F | 1.000 | | | | | | | | |
3  wallace W | 1.000 | | | | | | | | |
8  Stacey P | 1.000 | | | | | | | | |
-----
5  Kim P | 1.000 | | | | | | | | |
6  Stephen S | 1.000 | | | | | | | | |
7  Young Neil | 1.000 | | | | | | | | |
-----
4  Knives C | 1.000 | | | | | | | | |
-----
9  Envy A | 1.000 | | | | | | | | |
10 Julie Po | 1.000 | | | | | | | | |
-----

Density Matrix
-----
          1      2      3      4      5
1  -----
2  1.000 1.000 0.000 0.000 0.000
3  1.000 0.167 0.000 0.000 0.000
4  1.000 0.000 0.833 0.333 0.167
5  1.000 0.000 0.333 0.333 0.500
6  0.500 0.000 0.000 0.000 0.500

R-squared = 0.705

First order actor-by-actor correlation matrix saved as dataset Concor1stCorr
Partition-by-actor indicator matrix saved as dataset ConcorCCPart
Permutation vector saved as dataset ConcorCCPerm
-----
Running time: 00:00:01
Output generated: 12 Feb 13 16:43:04

```

Abb. 46: Output-Log CONCOR 2

Die letzte Partitionierung wird zusätzlich in Form einer Kreuztabelle aufgeführt, welche die Anzahl der Verbindungen zwischen den Gruppen (**Blocked Matrix**) und

<sup>46</sup> Eine direkte Nachbarschaft der Akteure ist dabei nicht zwingend erforderlich.

die jeweilige Dichte für die Blöcke (**Density Matrix**) anzeigt. Der Korrelationswert **R-squared** gibt schließlich an, wie genau die vorgenommene Clusterbildung die tatsächliche Struktur des Netzwerks abbildet. Werte ab 0,7 gelten gemeinhin als statistisch aussagekräftig. **Ramona, Wallace** und **Stacey** sind durch ihr Verhältnis zu **Scott** ähnlich in ihren Netzwerkrollen. **Kim, Stephen** und **Neil** sind zwar auch mit **Scott** verbunden, durch ihre Verbindungen untereinander unterscheiden sie sich jedoch vom erstgenannten Block. Der Korrelationswert im Beispiel beträgt 0,7. Es ist daher anzunehmen, dass die Cluster eine gute Repräsentation der tatsächlichen Struktur des Netzwerkes darstellen (Abb. 43).

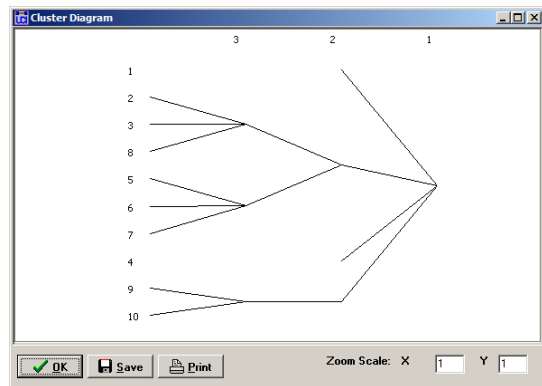


Abb. 47: Diagramm zu Ähnlichkeiten der Positionen im Netzwerk

## BLOCKMODELLE

Netzwerke lassen sich mit Hilfe von Blockmodellen mitunter anschaulich visualisieren. Bei Blockmodellen können Akteure entweder aufgrund ähnlicher Positionen im Netzwerk gruppiert werden (*a posteriori block models*) oder die Akteure werden bereits im Vorfeld anhand bestimmter Attribute zusammengefasst (*a priori block models*). Die Verbindungen in den Blockmodellen stellen die gebündelten Beziehungen zwischen diesen Akteursgruppen dar.<sup>47</sup>

Mit der Blockbildungsfunktion in UCINET (**Transform > Aggregate > Block ...**) werden die Akteure des Netzwerks anhand selbstgewählter Parameter in Gruppen (Blöcke) unterteilt.

Daraufhin wird die Vernetzung innerhalb und zwischen diesen Gruppen, ähnlich wie bei der Untersuchung nach Homophilie, angezeigt. Diese „Block“-Funktion berechnet außerdem automatisch die Dichte der gebildeten Gruppen (dieses Verfahren ist identisch mit der Funktion **Network > Cohesion > Density > Density**

<sup>47</sup> Instrukтив zu Blockmodellen: HEIDLER, R. (2006): *Die Blockmodellanalyse - Theorie und Anwendung einer netzwerkanalytischen Methode*. Wiesbaden: Deutscher Universitätsverlag.

by Groups). Für dieses Verfahren können, wie oben beschrieben, Parameter selbst gewählt werden (z. B. aus erhobenen oder aus errechneten Attributen).

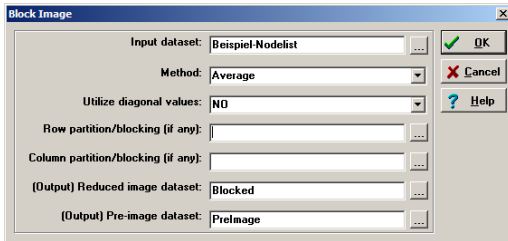


Abb. 48: Block-Bildung

Es wird aus der Attributstabelle ausgewählt, nach welchem Parameter UCINET die Klassifikation vornehmen soll. Unter **Input data** wird zunächst der Datensatz des zu untersuchenden Netzwerks geladen. Unter **Row-** bzw. **Block partition** werden die Attributstabelle und die Spalte (Col #), nach der die Klassifikation erstellt werden soll, ausgewählt (Abb. 48).<sup>48</sup>

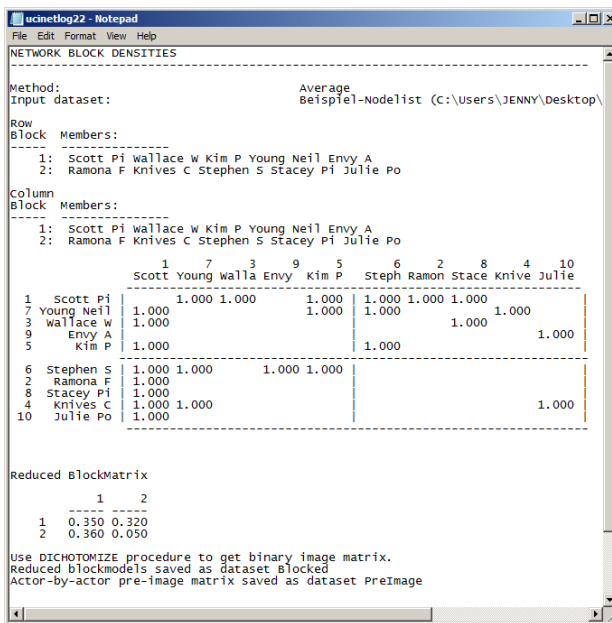


Abb. 49: Output-Log Blockmodel

48 Alternativ ist es möglich, die Akteure manuell zu partitionieren, indem man die Knoten der Reihe nach einer Gruppe zuweist („11212“ würde entsprechend bedeuten, dass die Knoten 1, 2, 4 Gruppe 1 und die Knoten 3, 5 der Gruppe 2 zugeordnet werden).

In der Datei **Blocked.\*** bzw. im Output-Log wird die Blockmatrix dargestellt. Hier sind die gruppierten Akteure und ihre Verbindungen untereinander bzw. mit den Mitgliedern der anderen Gruppen aufgeführt (Abb. 49). Zudem werden in einer weiteren Kreuztabelle zum einen die Dichtewerte für die einzelnen Blöcke und zum anderen für die Blöcke übergreifenden Verbindungen angegeben (**Reduced Blockmatrix**).



## **3 WEITERFÜHRENDE LITERATUR – ZWEI ÜBERBLICKE**



## EINFÜHRUNGSLITERATUR ZUR SOZIALEN NETZWERKANALYSE

Es gibt mittlerweile ein recht breites Spektrum an Einführungsliteratur zur SNA. Keines der bisher vorliegenden Werke kann jedoch als allumfassend angesehen werden. Als Orientierungshilfe möchten wir deshalb zum Abschluss unseres Handbuchs einen Überblick über das derzeitige Angebot an Lehr- und Einführungsbüchern geben. Es soll darum gehen, einen schnellen Einblick in die inhaltliche Ausrichtung der jeweiligen Bücher zu geben, damit der/die LeserIn entscheiden kann, welche der vorgestellten Publikationen den eigenen Bedürfnissen am besten entsprechen.

Wir orientieren uns dabei an dem gelungenen Beitrag von Mergel und Hennig (2010), der eine umfangreiche, tabellarische Darstellung der Einführungs-, Lehr- und Arbeitsbüchern, die bis 2006 auf dem Markt waren, bietet.<sup>49</sup> Da seitdem zahlreiche neue interessante Titel erschienen sind, ist es bereits jetzt lohnenswert, das Literaturreview zu aktualisieren. Sowohl die Methodik der Systematisierung als auch die von Mergel und Hennig gewählten Vergleichskategorien behalten wir weitgehend bei (ausführlich zur Systematisierung und den Klassifikationskriterien: Mergel, Hennig 2010: 931 ff.). Zusätzlich zu den vierzehn bei Mergel und Hennig untersuchten Titeln haben wir elf Neuerscheinungen in das Review aufgenommen und entlang derselben Kategorien erschlossen. Bei Neuauflagen von bereits im ersten Review aufgeführten Büchern haben wir die Inhaltsverzeichnisse hinsichtlich thematischer Neuerungen durchsucht und ggf. Ergänzungen bei den Kategorisierungen vorgenommen. Insgesamt flossen die folgenden 25 Titel in unsere Untersuchung ein:

---

49 MERGEL, I.; HENNIG, M. (2010): Lehrbücher der Netzwerkforschung. In: Stegbauer, C.; Häußling, R. (Hg.): Handbuch Netzwerkforschung. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 931–939. Bei diesem Beitrag handelt es sich um eine Aktualisierung und Zusammenfassung des 2006 für die Deutsche Forschungsgesellschaft (DFG) verfassten Titels: Marktanalyse zu Netzwerkanalyse-Büchern. (abrufbar unter URL: [http://www.hks.harvard.edu/netgov/files/png\\_workingpaper\\_series/PNG07-001b\\_WorkingPaper\\_MergelHennig\\_GE.pdf](http://www.hks.harvard.edu/netgov/files/png_workingpaper_series/PNG07-001b_WorkingPaper_MergelHennig_GE.pdf), Stand 22.10.2012).

## LEHRBÜCHER DER NETZWERKFORSCHUNG

- BRANDES, U.; ERLEBACH, T. (2005) (Hg.): Network analysis: methodological foundations. Berlin: Springer.
- CARRINGTON, P.; SCOTT, J.; WASSERMAN, S. (2009) (Hg.): Models and methods in social network analysis. Nachdruck. Cambridge: Cambridge University Press.
- DO NOOY, W.; MRVAR, A.; BAGATELJ, V. (2011): Exploratory Social Network Analysis with Pajek. 2. Auflage. New York: Cambridge University Press.
- DEGENNE, A.; FORSÉ, M. (2006): Introducing social networks. Nachdruck. London: SAGE.
- FREEMAN, L. C. (2008) (Hg.): Social network analysis. Los Angeles: SAGE.
- FREEMAN, L. C. (1989) (Hg.): Research methods in social network analysis. Fairfax: George Mason University Press.
- GALASKIEWICZ, J.; WASSERMAN, S. (1994): Advances in social network analysis: Research in the social and behavioral sciences: Los Angeles: SAGE.
- GAMPER, M.; RESCHKE, L. (Hg.): Knoten und Kanten – Soziale Netzwerkanalyse in Wirtschafts- und Migrationsforschung. Bielefeld.
- GAMPER, M.; RESCHKE, L. (2012) (Hg.): Knoten und Kanten 2.0 – Soziale Netzwerkanalyse in Medienforschung und Kulturanthropologie. Bielefeld: transcript.
- HENNIG, M. (2012) (Hg.): Studying social networks: a guide to empirical research. Frankfurt a. M.: Campus.
- HOLLSTEIN, B.; STRAUS, F. (2006) (Hg.): Qualitative Netzwerkanalyse: Konzepte, Methoden, Anwendungen. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- HOLZER, B. (2010): Netzwerke. 2. Auflage. Bielefeld: transcript.
- JANSEN, D. (2006): Einführung in die Netzwerkanalyse: Grundlagen, Methoden, Forschungsbeispiele. 3. überarb. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

- KADUSHIN, C. (2012): Understanding social networks: theories, concepts and findings. New York: Oxford University Press.
- KNOKE, D.; YANG, S. (2010): Social network analysis. 2. Auflage. Los Angeles: SAGE.
- NEWMAN, M. (2012): Networks: an introduction. Nachdruck. Oxford: Oxford University Press.
- PAPPI, F. U. (1987) (Hg.): Methoden der Netzwerkanalyse. München: Oldenbourg.
- PRELL, C. (2012): Social network analysis: history, theory and methodology. Los Angeles: SAGE.
- SCHWEIZER, T. (1996): Muster sozialer Ordnung: Netzwerkanalyse als Fundament der Sozialethnologie. Berlin: Reimer.
- SCOTT, J. (2011a): Social network analysis: a handbook. 2. Auflage. London: SAGE.
- SCOTT, J. (2011b) (Hg.): The SAGE handbook of social network analysis. Los Angeles: SAGE.
- STEGBAUER, C.; HÄUSSLING, R. (2010) (Hg.): Handbuch Netzwerkforschung. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- TRAPPMANN, M.; HUMMELL, H.; SODEUR, W. (2011): Strukturanalyse sozialer Netzwerke: Konzepte, Modelle, Methoden. 2. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- WASSERMAN, S.; FAUST, K. (2009): Social network analysis: methods and applications. Reprint. Cambridge: Cambridge University Press.
- WEYER, J. (2011) (Hg.): Soziale Netzwerke: Konzepte und Methoden der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung. 2. Auflage. München: Oldenbourg.

	Dokumentationstyp				Didaktischer Aufbau					Methodik							
	Einführungstext	Sammelband	Workbook	Handbuch	Anleitungen	Lernzieldefinition	Beispiele	Übungsaufgaben	Glossar	Zusammenfassung	Weiterführende Literatur	Statische Netzwerke	Dynamische Netzwerke	(empirisch-) quantitativ	(empirisch-) qualitativ	Ego-Netzwerke	Gesamtnetzwerke
Brandes, Erlenbach 2005		X					X				X	X		X			X
Carrington et al. 2009		X					X				X	X		X			
De Nooy et al. 2011			X				X		X	X	X	X		X			X
Degenne, Forsé 2006	X										X	X	X				X
Freeman (Vol. 1-4) 2008				X							X	X	X	X			X
Freeman 1989		X									X	X					X
Gamper et al. 2012		X					X				X			X	X	X	X
Gamper et al. 2010		X					X							X	X		X
Galaskiewicz, Wassermann 1994		X									X	X	X				X
Hennig 2012			X		X		X	X		X	X	X		X		X	X
Hollstein, Straus 2006		X									X		X		X		X
Holzer 2010	X										X						X
Jansen 2006	X				X		X				X	X		X			X
Kadushin 2012	X						X		X	X	X			X			X
Knoke, Yang 2010	X										X	X	X	X			X
Newman 2012	X						X		X	X	X	X		X			X
Pappi 1987	X																
Prell 2012	X										X	X		X		X	X
Schweizer 1996	X						X				X			X		X	X
Scott 2011a	X				X						X						X
Scott 2011b				X			X				X	X	X	X			X
Stegbauer, Häußling 2011				X							X	X		X		X	X
Trappmann et. al 2011	X				X				X		X	X	X	X			X
Wassermann, Faust 2009	X								X	X	X						X
Weyen 2011		X					X				X	X		X			X

Abb. 50: Übersicht über Einführungs- und Lehrbücher zur SNA

Software		Inhaltlicher Aufbau (Themen)											Fächer				
UCInet	andere	Sozialkapital/-struktur	Rational Choice	Beziehungen	Rollen/Positionen	Netzwerkmaße	Dyaden/Triaden/Gruppen	Ranking/Brokerage	Clustering/Blockmodell	Graph/Visualisierung	Diffusion	Simulationen	Soziologie/Politologie	Sozialpsychologie	Ethnologie	Computerwissenschaft	
		X		X		X	X		X	X	X					X	Brandes, Erlenbach 2005
X	X	X		X		X	X		X	X	X					X	Carrington et al. 2009
	X	X		X	X	X		X	X								De Nooy et al. 2011
		X		X	X	X					X						Degenne, Forsé 2006
		X	X	X	X	X	X		X	X	X	X			X		Freeman (Vol. 1-4) 2008
	X			X	X	X	X	X	X				X				Freeman 1989
	X					X							X		X		Gamper et al. 2012
		X					X			X				X	X		Gamper et al. 2010
						X					X		X	X			Galaskiewicz, Wassermann 1994
				X	X	X	X	X	X	X	X						Hennig 2012
X		X		X		X	X								X		Hollstein, Straus 2006
		X		X	X	X	X	X				X					Holzer 2010
X		X		X	X	X	X	X	X	X	X				X	X	Jansen 2006
		X		X	X	X	X	X			X		X		X		Kadushin 2012
						X	X		X								Knoke, Yang 2010
						X	X	X	X	X	X	X				X	Newman 2012
					X	X	X	X				X			X		Pappi 1987
				X	X	X	X	X					X				Prell 2012
		X	X	X	X	X	X		X	X					X		Schweizer 1996
				X		X	X		X	X							Scott 2011a
X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		Scott 2011b
		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X		Stegbauer, Häußling 2011
X				X	X	X	X		X	X							Trappmann et. al 2011
		X		X		X	X	X	X	X							Wassermann, Faust 2009
		X		X		X					X		X				Weyen 2011





## NETZWERKANALYTISCHE STUDIEN IN DER DEUTSCHEN HUMANGEOGRAPHIE

Obwohl der Begriff des Netzwerkes spätestens seit der Phase der quantitativ ausgerichteten raumanalytischen Geographie des sog. *spatial approach* („Raumwissenschaftlicher Ansatz“) ab den späten 1960er Jahren einen wichtigen Bestandteil verschiedener geographischer Modell- und Theorieentwicklungen bildet, blieb der Methodensatz der formalen SNA innerhalb der Geographie erstaunlicherweise lange Zeit ungenutzt. Erst in den letzten Jahren entstehen vermehrt empirische Arbeiten, die sich auf das Forschungsprogramm der quantitativen SNA stützen. Die Gesamtheit der in der deutschsprachigen Geographie vorliegenden netzwerkanalytischen Beiträge ist aber immer noch relativ übersichtlich.

In diesem abschließenden Teil des kleinen Handbuchs soll deshalb der Versuch unternommen werden, eine Zusammenschau netzwerkanalytischer Beiträge (und ihrer Autoren) in der deutschsprachigen Geographie zu wagen.<sup>50</sup> Die Liste soll nicht primär im Sinne eines *State of the Art* gelesen werden, vielmehr sollen die aufgeführten Studien erstens als Anwendungsbeispiele methodisch inspirieren, und zweitens will die Liste die bisherige thematische Bandbreite andeuten.<sup>51</sup> So wird gleichzeitig ersichtlich, in welchen humangeographischen Forschungsbereichen die SNA bisher keine oder kaum Anwendung in der deutschsprachigen Geographie findet und wo es u. U. Nachholbedarf gäbe.

---

50 Die Beschränkung auf die deutschsprachige Geographie dient lediglich der Übersichtlichkeit. In den Literaturverzeichnissen der angeführten Beiträge finden sich zahlreiche Referenzen auf netzwerkanalytische Arbeiten internationaler Geographen, die z. T. als Vorreiter des Methodenimports in die Humangeographie gelten können.

51 Wir erheben mit der Auflistung keineswegs den Anspruch, die publizierte Literatur vollständig abzubilden. Wir danken an dieser Stelle Tom Brökel (Universität Hannover), Pascal Goeke (Universität Zürich), Stefan Hennemann, Ingo Liefner (Universität Gießen), Ivo Mossig (Universität Bremen), Johannes Glückler (Universität Heidelberg) und Peter Weichhart (Universität Wien) für ihre wertvollen Tipps und Literaturhinweise. Die ergänzend aufgeführten Titel sind das Resultat von Recherchen in sozialwissenschaftlichen und geographischen Fachdatenbanken. Sollten Leser dieser Zusammenstellung ihre Publikationen unberücksichtigt finden, so bitten wir dies mit einem Verweis auf die ausgewählten Datenbanken und verwendeten Suchschlüssel zu entschuldigen. Über weitere (Literatur-) Hinweise würden sich die Autoren dieses Handbuchs sehr freuen.

## NETZWERKANALYTISCHE STUDIEN IN DER DEUTSCHEN HUMANGEOGRAPHIE

- BRANDT, A. (2009): Metropolitan Regions in the Knowledge Economy: Network Analysis as a Strategic Information Tool. In: *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*. 100, S. 236–249.
- BRANDT, A.; KRÄTKE, S.; HAHN, C.; BORST, R. (2008): Metropolregionen und Wissensvernetzung. Eine Netzwerkanalyse innovationsbezogener Kooperationen in der Metropolregion Hannover-Braunschweig-Göttingen. Münster: LiT-Verlag.
- BRÖKEL, T.; HARTOG, M. (2011): Explaining the Structure of Inter-organizational Networks using Exponential Random Graph Models: does Proximity Matter? *Papers in Evolutionary Economic Geography*. =1107. (abrufbar unter URL: <http://econ.geo.uu.nl/peeg/peeg1107.pdf>, Stand 22.10.2012).
- BRÖKEL, T.; BOSCHMA, R. (2011): The Cognitive and Geographical Composition of Ego-Networks of Firms – and how they impact on their Innovation Performance. *Papers in Evolutionary Economic Geography* =1118. (abrufbar unter URL: <http://econ.geo.uu.nl/peeg/peeg1118.pdf>, Stand 22.10.2012).
- BRÖKEL, T.; BOSCHMA, R. (2011): Aviation, Space or Aerospace? Exploring the Knowledge Networks of two Industries in the Netherlands. In: *European Planning Studies*. 19, S. 1205–1227.
- FORNAHL, D.; BRÖKEL, T.; BOSCHMA, R. (2011): What drives Patent Performance of German Biotech Firms? The impact of R&D subsidies, knowledge networks and their location. In: *Papers in Regional Science*. 90, S. 395–379.
- FRITSCH, M.; GRAF, H. (2011): How Sub-National Conditions affect Regional Innovation Systems: The Case of the two Germanys. In: *Papers in Regional Science*. 90, S. 331–354.
- FRITSCH, M.; KAUFFELD-MONZ, M. (2010): The Impact of Network Structure on Knowledge Transfer: an Application of Social Network Analysis in the Context of Regional Innovation Networks. In: *Annals of Regional Science*. 44, S. 21–38.
- FÜRST, D. (2001): Über die informelle Infrastruktur des Handlungssystems bei der Selbstorganisation von Regionen. In: *Geographische Zeitschrift*. 89, S. 32–51.

- GLÜCKLER, J.; DEHNING, W.; JANNECK, M.; ARMBRÜSTER, T. (2012) (Hg.): Unternehmensnetzwerke. Architekturen, Strukturen und Strategien. Heidelberg: Springer Gabler.
- GLÜCKLER, J.; RIES, M. (2012): Why being there is not enough: Organized Proximity in Place-based Philanthropy. In: *Service Industries Journal*. 31, S. 515–529.
- GLÜCKLER, J.; HAMMER, I. (2012): Situative Organisatorische Netzwerkanalyse. In: *Zeitschrift Führung und Organisation*. 80, S. 379–386.
- GLÜCKLER, J. (2011): Islands of Expertise: Global Knowledge Transfer in a Technology Service Firm. In: BATHELT, H.; FELDMANN, M.; KOGLER, D-F. (Hg.): *Beyond Territory: Dynamic Geographies of Innovation and Knowledge Creation*. London: Routledge. S. 207–226.
- GLÜCKLER, J. (2010): The Evolution of a Strategic Alliance Network: Exploring the Case of a Stock Photography. In: BOSCHMA, R.; MARTIN, R. (Hg.): *Handbook of Evolutionary Economic Geography*. Cheltenham: Edward Elgar. S. 298–315.
- GLÜCKLER, J. (2010): The Creation and Diffusion of Controversial Innovations at the Organizational Periphery. In: *SPACES online*. 8, S. 1–22. (abrufbar unter URL: <http://www.spaces-online.uni-hd.de/include/SPACES%202010-06%20Glueckler.pdf>, Stand 22.10.2012).
- GLÜCKLER, J.; GOEKE, P. (2009): Geographie sei was Geographen tun: Ein Blick hinter den Organisationsplan einer Disziplin. In: *Berichte zur deutschen Landeskunde*. 83, S. 261–280.
- GLÜCKLER, J. (2008): Die Chancen der Standortspaltung: Wissensnetze im globalen Unternehmen. In: *Geographische Zeitschrift*. 96, S. 125–139.
- GLÜCKLER, J. (2007): Economic Geography and the Evolution of Networks. In: *Journal of Economic Geography*. 7, S. 619–634.
- GRABHER, G. (2006): Trading Routes, Bypasses and Risky Intersections: Mapping the Travels of Networks between Economic Sociology and Economic Geography. In: *Progress in Human Geography*. 30, S. 163–189.
- GRABHER, G. (1997): Organizing Diversity: Evolutionary Theory, Network Analysis, and Post-Socialism. *Regional Studies*. 31, S. 533–544.

- GRAF, H.; HENNING, T. (2009): Public Research in Regional Networks of Innovators: A Comparative Study of Four East German Regions. In: *Regional Studies*. 43, S. 1349–1368.
- HENNEMANN, S. (im Erscheinen): Evaluating the Performance of Geographical Locations in Scientific Networks with an Aggregation – Randomization – Resampling Approach (ARR). In *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. (zur Publikation angenommen).
- HENNEMANN, S. (2012): An Alternative Approach to the Calculation and Analysis of Connectivity in the World City Network. *GaWC Research Bulletin* 401. (abrufbar unter URL: <http://www.lboro.ac.uk/gawc/rb/rb401.html>, Stand 22.10.2012).
- HENNEMANN, S.; RYBSKI, D.; LIEFNER, I. (2012): The Myth of Global Science Collaboration – Collaboration Patterns in Epistemic Communities. In: *Journal of Infometrics*. 6, S. 217–225.
- HENNEMANN, S.; WANG, T.; LIEFNER, I. (2011): Measuring Regional Science Networks in China: A Comparison of International and Domestic Bibliographic Data Sources. In: *Scienometrics*. 88, S. 535–554.
- HENNEMANN, S. (2010): Hierarchien im Chinesischen Wissenschafts- und Technologiesystem – Systemreformen und ihre Auswirkungen auf Wissensflüsse. In *Geographische Zeitschrift*. 98, S. 155–174.
- HENNEMANN, S.; LIEFNER, I.; WANG, H. (2010): Netzwerke in der Grundlagenforschung in den Optischen Technologien Chinas. In: *Berichte zur Deutschen Landeskunde*. 84, S. 137–152.
- KRÄTKE, S. (2012): How Manufacturing Industries Connect Cities across the World: Extending Research on „Multiple Globalizations“. *GaWC Research Bulletin* 391. (abrufbar unter URL: <http://www.lboro.ac.uk/gawc/rb/rb391.html>, Stand 22.10.2012).
- KRÄTKE, S. (2010): Regional Knowledge Networks: a Network Analysis Approach to the Interlinking of Knowledge Resources. In: *European Urban and Regional Studies*. 17, S. 83–87.
- KRÄTKE, S.; BRANDT, A. (2009): Knowledge Networks as a Regional Development Resource: A Network Analysis of the Interlinks between Scientific

Institutions and Regional Firms in the Metropolitan Region of Hannover, Germany. In: *European Planning Studies*. 17, S. 43–63.

LIEFNER, I.; HENNEMANN, S. (2011): Structural Holes and new Dimensions of Distance: The Spatial Configuration of the Scientific Knowledge Network of China's Optical Technology Sector. In: *Environment and Planning A*. 43, S. 810–829.

STEINBRINK, M.; ZIGMANN, F.; EHEBRECHT, D.; SCHEHKA, P.; SCHMIDT, J.-B.; STOCKMANN, A.; WESTHOLT, F. (2010): Netzwerk(analys)e in der deutschen Humangeographie. In: *Berichte zur deutschen Landeskunde*. 4, S. 309-358.

Ein Blick auf die in dieser Liste aufgeführten Studien verrät, dass sich die Anwendungen der SNA in der deutschsprachigen Geographie bisher vornehmlich auf wirtschaftsgeographische Fragestellungen konzentrieren. Bis auf fünf Titel, die sich der (geographischen) Wissenschaftsbeobachtung zurechnen lassen (Glückler, Goeke 2009; Grabher 2006; Hennemann et al. 2012; Hennemann et al. 2011; Steinbrink et al. 2012), sind alle Beispieltex te wirtschaftsgeographischer Provenienz. Insbesondere in den Themenfeldern Standortforschung und Innovationsforschung sowie bei der Erforschung von Produktionsnetzwerken, Wertschöpfungsketten oder Wissensclustern konnten die Methoden der formalen Netzwerkanalyse bereits sehr erfolgreich angewendet werden.

Die Zusammenschau deutet stark darauf hin, dass die deutschsprachige Sozial- und Kulturgeographie die SNA noch kaum für sich entdeckt hat. Das erstaunt durchaus, denn erstens steht die SNA doch eher in der sozialwissenschaftlichen als in der wirtschaftswissenschaftlichen Forschungstradition und zweitens mangelt es jenseits der Geographie keineswegs an sozialwissenschaftlichen (auch raumbezogenen) Anwendungen der SNA.<sup>52</sup> Da es an potentiellen Anwendungsfeldern nicht fehlt, scheint die Sozial- und die Kulturgeographie deutlichen Nachholbedarf in Sachen SNA zu haben. Das Potential der SNA ist bei weitem nicht ausgeschöpft. Es tun sich somit sehr schöne Forschungsperspektiven auf ...

Wenn es gelungen sein sollte, den methodischen Einstieg in die SNA zu erleichtern, hat das Buch seine Funktion erfüllt; wenn daraus sogar Forschung erwachsen sollte, wären wir froh!

<sup>52</sup> Für die Sozialgeographie inspirierend mag die von Markus Gamper und Linda Reschke herausgegebene Reihe *Knoten und Kanten* sein, die inhaltlich ein breites Anwendungsspektrum abdeckt und bisher zwei Bände umfasst (2010; 2012): Gamper, M.; Reschke, L. (Hg.): *Knoten und Kanten – Soziale Netzwerkanalyse in Wirtschafts- und Migrationsforschung*. Bielefeld: transcript; Dies. (2012): *Knoten und Kanten 2.0 – Soziale Netzwerkanalyse in Medienforschung und Kulturanthropologie*. Bielefeld: transcript.



## ANNEX

- BRANDES, U.; ERLEBACH, T. (2005) (Hg.): Network analysis: methodological foundations. Berlin: Springer.
- BRANDT, A. (2009): Metropolitan Regions in the Knowledge Economy: Network Analysis as a Strategic Information Tool. In: Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie. 100, S. 236–249.
- BRANDT, A.; KRÄTKE, S.; HAHN, C.; BORST, R. (2008): Metropolregionen und Wissensvernetzung. Eine Netzwerkanalyse innovationsbezogener Kooperationen in der Metropolregion Hannover-Braunschweig-Göttingen. Münster: LiT-Verlag.
- BREIGER, R. L.; BOORMANN, S. A.; ARABIE P. (1975): An Algorithm for clustering relational data with applications to social network analysis and comparison with multidimensional scaling. In: Journal of Mathematical Psychology. 12, S. 328–383.
- BRÖKEL, T.; BOSCHMA, R. (2011): Aviation, Space or Aerospace? Exploring the Knowledge Networks of two Industries in the Netherlands. In: European Planning Studies. 19, S. 1205–1227.
- BRÖKEL, T.; BOSCHMA, R. (2011): The Cognitive and Geographical Composition of Ego-Networks of Firms – and how they impact on their Innovation Performance. Papers in Evolutionary Economic Geography =1118. (abrufbar unter URL: <http://econ.geo.uu.nl/peeg/peeg1118.pdf>, 22.10.2012).
- BRÖKEL, T.; HARTOG, M. (2011): Explaining the Structure of Inter-organizational Networks using Exponential Random Graph Models: does Proximity Matter? Papers in Evolutionary Economic Geography. =1107. (abrufbar unter URL: <http://econ.geo.uu.nl/peeg/peeg1107.pdf>, Stand 22.10.2012).

- BURT, R. S. (1992): Structural holes. The social structure of competition. Cambridge: Harvard University Press.
- CARRINGTON, P.; SCOTT, J.; WASSERMAN, S. (2009) (Hg.): Models and methods in social network analysis. Nachdruck. Cambridge: Cambridge University Press.
- CASTELLS, M. (2001): Der Aufstieg der Netzwerkgesellschaft. Opladen: Leske + Budrich.
- DEGENNE, A.; FORSÉ, M. (2006): Introducing social networks. Nachdruck. London: SAGE.
- DO NOOY, W.; MRVAR, A.; BAGATELJ, V. (2011): Exploratory Social Network Analysis with Pajek. 2. Auflage. New York: Cambridge University Press.
- FORNAHL, D.; BRÖKEL, T. BOSCHMA, R. (2011): What drives Patent Performance of German Biotech Firms? The impact of R&D subsidies, knowledge networks and their location. In: Papers in Regional Science. 90, S. 395–379.
- FREEMAN, L. C. (1979): Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification. In: Social Networks. 1, S. 215–239.
- FREEMAN, L. C. (1989) (Hg.): Research methods in social network analysis. Fairfax: George Mason University Press.
- FREEMAN, L. C. (2008) (Hg.): Social network analysis. Los Angeles: SAGE.
- FRITSCH, M.; GRAF, H. (2011): How Sub-National Conditions affect Regional Innovation Systems: The Case of the two Germanys. In: Papers in Regional Science. 90, S. 331–354.
- FRITSCH, M.; KAUFFELD-MONZ, M. (2010): The Impact of Network Structure on Knowledge Transfer: an Application of Social Network Analysis in the Context of Regional Innovation Networks. In: Annals of Regional Science. 44, S. 21–38.
- FÜRST, D. (2001): Über die informelle Infrastruktur des Handlungssystems bei der Selbstorganisation von Regionen. In: Geographische Zeitschrift. 89, S. 32–51.
- GALASKIEWICZ, J.; WASSERMAN, S. (1994): Advances in social network analysis: Research in the social and behavioral sciences: Los Angeles: SAGE.



- GALASKIEWICZ, J.; WASSERMAN, S. (1994): *Advances in social network analysis: Research in the social and behavioral sciences*: Los Angeles: SAGE.
- GAMPER, M.; RESCHKE, L. (2010): Soziale Netzwerkanalyse – Eine interdisziplinäre Erfolgsgeschichte. In: Gamper, M.; Reschke, L. (Hg.): *Knoten und Kanten – Soziale Netzwerkanalyse in Wirtschafts- und Migrationsforschung*. Bielefeld: transcript, S. 13–51.
- GAMPER, M.; RESCHKE, L. (2012) (Hg.): *Knoten und Kanten 2.0 – Soziale Netzwerkanalyse in Medienforschung und Kulturanthropologie*. Bielefeld: transcript.
- GLÜCKLER, J. (2007): *Economic Geography and the Evolution of Networks*. In: *Journal of Economic Geography*. 7, S. 619–634.
- GLÜCKLER, J. (2008): Die Chancen der Standortspaltung: Wissensnetze im globalen Unternehmen. In: *Geographische Zeitschrift*. 96, S. 125–139.
- GLÜCKLER, J. (2010): *Netzwerkforschung in der Geographie*. In: Stegbauer, C.; Häußling, R. (Hg.): *Handbuch Netzwerkforschung*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 881–891.
- GLÜCKLER, J. (2010): *The Creation and Diffusion of Controversial Innovations at the Organizational Periphery*. In: *SPACES online*. 8, S. 1–22. (abrufbar unter URL: <http://www.spaces-online.uni-hd.de/include/SPACES%202010-06%20Glueckler.pdf>, Stand 22.10.2012).
- GLÜCKLER, J. (2010): *The Evolution of a Strategic Alliance Network: Exploring the Case of a Stock Photography*. In: BOSCHMA, R.; MARTIN, R. (Hg.): *Handbook of Evolutionary Economic Geography*. Cheltenham: Edward Elgar. S. 298–315.
- GLÜCKLER, J. (2011): *Islands of Expertise: Global Knowledge Transfer in a Technology Service Firm*. In: BATHELT, H.; FELDMANN, M.; KOGLER, D-F. (Hg.): *Beyond Territory: Dynamic Geographies of Innovation and Knowledge Creation*. London: Routledge. S. 207–226.
- GLÜCKLER, J.; DEHNING, W.; JANNECK, M.; ARMBRÜSTER, T. (2012) (Hg.): *Unternehmensnetzwerke. Architekturen, Strukturen und Strategien*. Heidelberg: Springer Gabler.
- GLÜCKLER, J.; GOEKE, P. (2009): *Geographie sei was Geographen tun: Ein Blick hinter den Organisationsplan einer Disziplin*. In: *Berichte zur deutschen Landeskunde*. 83, S. 261–280.

- GLÜCKLER, J.; HAMMER, I. (2012): Situative Organisatorische Netzwerkanalyse. In: Zeitschrift Führung und Organisation. 80, S. 379–386.
- GLÜCKLER, J.; RIES, M. (2012): Why being there is not enough: Organized Proximity in Place-based Philanthropy. In: Service Industries Journal. 31, S. 515–529.
- GOEKE, P.; ZEHETMAIER, S. (2012): Netzwerke und ihre Herausforderung für Systemtheorie und Humangeographie. (abrufbar unter URL: <http://www.raumnachrichten.de/diskussionen/1525-pascal-goeke-swen-zehetmair-netzwerke>, Stand 22.10.2012).
- GRABHER, G. (1997): Organizing Diversity: Evolutionary Theory, Network Analysis, and Post-Socialism. *Regional Studies*. 31, S. 533–544.
- GRABHER, G. (2006): Trading Routes, Bypasses and Risky Intersections: Mapping the Travels of Networks between Economic Sociology and Economic Geography. In: *Progress in Human Geography*. 30, S. 163–189.
- GRAF, H.; HENNING, T. (2009): Public Research in Regional Networks of Innovators: A Comparative Study of Four East German Regions. In: *Regional Studies*. 43, S. 1349–1368.
- GRANOVETTER, M. (1973): The strength of weak ties. In: *American Journal of Sociology*. 78, S. 1360–1380.
- GRANOVETTER, M. (1974): *Getting a job. A study of contacts and careers*. Cambridge: Harvard University Press.
- HARVEY, D. (1990): *The Condition of Postmodernity. An Enquiry into the Origins of Cultural Change*. Oxford: Blackwell Publishing.
- HENNEMANN, S. (2010): Hierarchien im Chinesischen Wissenschafts- und Technologiesystem – Systemreformen und ihre Auswirkungen auf Wissensflüsse. In *Geographische Zeitschrift*. 98, S. 155–174.
- HENNEMANN, S. (2012): An Alternative Approach to the Calculation and Analysis of Connectivity in the World City Network. *GaWC Research Bulletin* 401. (abrufbar unter URL: <http://www.lboro.ac.uk/gawc/rb/rb401.html>, Stand 22.10.2012).
- HENNEMANN, S. (im Erscheinen): Evaluating the Performance of Geographical Locations in Scientific Networks with an Aggregation – Randomization –

- Resampling Approach (ARR). In *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. (zur Publikation angenommen).
- HENNEMANN, S.; LIEFNER, I.; WANG, H. (2010): Netzwerke in der Grundlagenforschung in den Optischen Technologien Chinas. In: *Berichte zur Deutschen Landeskunde*. 84, S. 137–152.
- HENNEMANN, S.; RYBSKI, D.; LIEFNER, I. (2012): The Myth of Global Science Collaboration – Collaboration Patterns in Epistemic Communities. In: *Journal of Infometrics*. 6, S. 217–225.
- HENNEMANN, S.; WANG, T.; LIEFNER, I. (2011): Measuring Regional Science Networks in China: A Comparison of International and Domestic Bibliographic Data Sources. In: *Scienometrics*. 88, S. 535–554.
- HENNIG, M. (2012) (Hg.): *Studying social networks: a guide to empirical research*. Frankfurt a. M.: Campus.
- HERZ, A. (2012): Erhebung und Analyse ego-zentrierter Netzwerke. In: Kulin, S.; Frank, K.; Fickermann, D.; Schwippert, K. (Hg.): *Soziale Netzwerkanalyse: Theorie, Methoden, Praxis*. Münster: Waxmann, S. 133–152.
- HOLLSTEIN, B.; STRAUS, F. (2006) (Hg.): *Qualitative Netzwerkanalyse: Konzepte, Methoden, Anwendungen*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- HOLZER, B. (2007): *Netzwerke*. Bielefeld: transcript.
- HOLZER, B. (2010): *Netzwerke*. 2. Auflage. Bielefeld: transcript.
- HUISMAN, M.; VAN DUIJN, M. (2011): A Reader's Guide to SNA Software. In: Scott, J. (Hg.): *The SAGE handbook of social network analysis*. Los Angeles: SAGE, S. 578–601.
- JANSEN, D. (2006): *Einführung in die Netzwerkanalyse: Grundlagen, Methoden, Forschungsbeispiele*. 3. überarb. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- KADUSHIN, C. (2012): *Understanding social networks: theories, concepts and findings*. New York: Oxford University Press.
- KNOKE, D.; KUKLINSKI, J. (1982): *Network Analysis*. Beverly Hills: Sage Publications.

- KNOKE, D.; YANG, S. (2010): Social network analysis. 2. Auflage. Los Angeles: SAGE.
- KRÄTKE, S. (2010): Regional Knowledge Networks: a Network Analysis Approach to the Interlinking of Knowledge Resources. In: European Urban and Regional Studies. 17, S. 83–87.
- KRÄTKE, S. (2012): How Manufacturing Industries Connect Cities across the World: Extending Research on „Multiple Globalizations“. GaWC Research Bulletin 391. (abrufbar unter URL: <http://www.lboro.ac.uk/gawc/rb/rb391.html>, Stand 22.10.2012).
- KRÄTKE, S.; BRANDT, A. (2009): Knowledge Networks as a Regional Development Resource: A Network Analysis of the Interlinks between Scientific Institutions and Regional Firms in the Metropolitan Region of Hannover, Germany. In: European Planning Studies. 17, S. 43–63.
- LIEFNER, I.; HENNEMANN, S. (2011): Structural Holes and new Dimensions of Distance: The Spatial Configuration of the Scientific Knowledge Network of China's Optical Technology Sector. In: Environment and Planning A. 43, S. 810–829.
- MITCHELL, J. C. (1969): The Concept and Use of Networks. In: Mitchel, J. C. (Hg.): Social Networks in Urban Situations. Manchester: Manchester University Press.
- NEWMAN, M. (2012): Networks: an introduction. Nachdruck. Oxford: Oxford University Press.
- PAPPI, F. U. (1987) (Hg.): Methoden der Netzwerkanalyse. München: Oldenbourg.
- PRELL, C. (2012): Social network analysis: history, theory and methodology. Los Angeles: SAGE.
- SCHWEIZER, T. (1989): Netzwerkanalyse. Ethnologische Perspektiven. Berlin: Dietrich Reimer Verlag.
- SCHWEIZER, T. (1996): Muster sozialer Ordnung: Netzwerkanalyse als Fundament der Sozialethnologie. Berlin: Dietrich Reimer Verlag.
- SCOTT, J. (2011a): Social network analysis: a handbook. 2. Auflage. London: SAGE.

- SCOTT, J. (2011b) (Hg.): The SAGE handbook of social network analysis. Los Angeles: SAGE.
- STEGBAUER, C.; HÄUSSLING, R. (2010) (Hg.): Handbuch Netzwerkforschung. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- STEINBRINK, M.; ZIGMANN, F.; EHEBRECHT, D.; SCHEHKA, P.; SHMIDT, J.-B.; STOCKMANN, A.; WESTHOLT, F. (2010): Netzwerk(analyse) in der deutschen Humangeographie. In: Berichte zur deutschen Landeskunde. 4, S. 309–358.
- TRAPPMANN, M.; HUMMELL, H.; SODEUR, W. (2011): Strukturanalyse sozialer Netzwerke: Konzepte, Modelle, Methoden. 2. Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- WARDENGA, U. (2002): Alte und neue Raumkonzepte für den Geographieunterricht. In: Geographie heute. 2, S. 8–11.
- WASSERMAN, S.; FAUST, K. (2009): Social Network Analysis: Methods and Applications. Reprint. Cambridge: Cambridge University Press.
- WERLEN, B. (2000): Die Geographie der Globalisierung. Perspektiven der Sozialgeographie. In: Geographische Revue. 2, S. 5–20.
- WEYER, J. (2011) (Hg.): Soziale Netzwerke: Konzepte und Methoden der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung. 2. Auflage. München: Oldenbourg.





In den Sozialwissenschaften profiliert sich derzeit eine disziplinübergreifende Netzwerkforschung, die sich durch eine relationale Theorieperspektive auszeichnet. Die empirische Forschung greift dabei vermehrt auf das Methodenrepertoire der Social Network Analysis (SNA) zurück.

Für die Humangeographie kann der soziologische Blick der Netzwerkforschung auf unterschiedliche Weise um „Raumbezüge“ ergänzt und in verschiedenen Forschungsfeldern zur Anwendung gebracht werden. Trotz ihres vielfältigen Potenzials nimmt die SNA in der geographischen Methodenausbildung in Deutschland bisher einen eher untergeordneten Stellenwert ein.

Dieses Buch richtet sich an Studentinnen und Studenten, die sich für (humangeographische) empirische Netzwerkforschung interessieren und einen einfachen Einstieg suchen. Es führt verständlich in zentrale Fachbegriffe der SNA und die grundlegenden Funktionen der Analyse-Software UCINET ein. Von der Dateneingabe und -aufbereitung, über die Visualisierung bis hin zu netzwerkanalytischen Berechnungen werden die ersten Schritte vorgestellt und nachvollziehbar erläutert.

