

Netzwerke der Wissenschaft

Thomas Heinze

Die Analyse sozialer Netzwerke in der Wissenschaft hat seit den späten 1990er Jahren einen bemerkenswerten Aufschwung erlebt. Zu seinen Ursachen zählt die Tatsache, dass sich die Erforschung sozialer Netzwerke zu einem interdisziplinären Feld weiterentwickelt hat, zu dem mittlerweile auch zahlreiche Mathematiker, Physiker und Informatiker zählen und nicht mehr nur Anthropologen, Psychologen und Soziologen. Das Feld der Netzwerkforschung ist heute größer, differenzierter und zugleich vernetzter als noch vor 15 Jahren. Eine weitere Ursache für den Aufschwung ist in der Verfügbarkeit großer Datensätze und entsprechender Rechnerkapazitäten zur Analyse zu sehen, die vormals praktisch undenkbar gewesen wären. Es ist heute durchaus üblich, dass Kopublikationen mit mehreren zehntausend Wissenschaftlern oder Zitationsbeziehungen zwischen mehreren Millionen Aufsätzen oder Patentschriften, und dies jeweils über mehrere Jahrzehnte, analysiert werden. Daher können beispielsweise die Mechanismen der Netzwerkentstehung und Netzwerkrevolution viel besser untersucht werden. Das heißt nicht, dass kleinere Datensätze ihre Bedeutung völlig verloren hätten, aber anhand der umfangreichen und Jahrzehnte umspannenden Datenbestände lassen sich heute andere, teilweise allgemeinere Hypothesen testen als das früher möglich war. Dadurch wird das vorhandene Wissen erweitert und vertieft (Chen/Redner 2010; Jones et al. 2008; Fleming et al. 2007; Wuchty et al. 2007; Newman et al. 2006; Powell et al. 2005).

Der vorliegende Beitrag kann nicht die ganze Breite der gegenwärtigen Diskussion zu Netzwerken in der Wissenschaft reflektieren. Vielmehr diskutiert er anhand zentraler Fragen ausgewählte Befunde aus der neueren Literatur und verschafft damit eine Orientierung, die bei der Einarbeitung in das Thema behilflich sein soll. Die folgenden vier Fragen stehen im Mittelpunkt der Betrachtung:

1. Was sind Netzwerke in der Wissenschaft?
2. Welche Strukturen und Eigenschaften weisen solche Netzwerke auf?
3. Wie entstehen und entwickeln sich solche Netzwerke?
4. Welche Funktionen und Folgen haben Netzwerke für das Wissenschaftssystem?

1 Was sind Netzwerke in der Wissenschaft?

In der Terminologie der mathematischen Graphentheorie bestehen Graphen aus einer endlichen Menge an Knoten (*nodes*), welche durch Kanten (*vertices*) verbunden sind. Sofern alle Kanten eine Richtung aufweisen, spricht man von einem gerichteten, ansonsten von einem ungerichteten Graphen. Die Anzahl der Kanten eines Knotens bezeichnet man als Knotengrad (*node degree*), bei gerichteten Netzwerken wird zusätzlich zwischen dem Eingangsgrad (*indegree*) und dem Ausgangsgrad (*outdegree*) unterschieden. In der Terminologie der sozialen Netzwerkanalyse werden Graphen als Netzwerke, Knoten als Akteure und Kanten als Relationen oder Beziehungen bezeichnet.

Wenn von Netzwerken in der Wissenschaft die Rede ist, dann geht es zum einen um die Zusammenarbeit von Wissenschaftlern, beispielsweise im Rahmen von Experimenten, Projekten oder Publikationen. Bei solchen Kooperationsbeziehungen steht die Herstellung und Verbreitung neuen Wissens bzw. neuer Technologien im Vordergrund. Hier bietet es sich an, von *sozialen Netzwerken* zu sprechen. Ein in der Literatur häufig verwendeter Indikator für soziale Netzwerke ist die gemeinsame Autorschaft in Form von *Kopublikationen* (*Kopub*). Hierbei handelt es sich um besonders sichtbare Beziehungen, die in der Regel aus vielfältigen formalen und informalen Formen der Zusammenarbeit hervorgehen. Kopub-Netzwerke bestehen immer aus ungerichteten Beziehungen.

Zum anderen geht es bei Netzwerken in der Wissenschaft um die durch Bezugnahme auf Arbeitsergebnisse von Kollegen entstehenden intellektuellen Verknüpfungen zwischen Wissenschaftlern. Bei solchen Referenzbeziehungen steht in der Regel die Einbettung neuer Argumente und Befunde in das vorhandene Wissen im Vordergrund, ohne dass dadurch Kooperationen begründet werden. Hier bietet es sich an, von *kognitiven Netzwerken* zu sprechen. Ein in der Literatur häufig verwendeter Indikator für kognitive Netzwerke ist die *Zitation* (*Zit*) bzw. *Kozitation* (*Kozit*). Auch hier handelt es sich um besonders herausgehobene Bezugnahmen auf bereits publiziertes Wissen, die bei Weitem nicht alle faktischen intellektuellen Bezüge einer Publikation erfassen. Zit-Netzwerke (A zitiert B, B zitiert C usw.) bestehen immer aus gerichteten Relationen, während Kozit-Netzwerke aus ungerichteten Beziehungen aufgebaut sind (A und B zitieren C, B und C zitieren D usw.).

Soziale und kognitive Beziehungen lassen sich nicht nur auf der Mikroebene von Wissenschaftlern analysieren. In empirischen Studien werden solche Beziehungen auch auf höheren Aggregationsebenen untersucht. Hierzu zählen Forschungseinrichtungen, Fachgemeinschaften, nationale Forschungssysteme sowie das globale Wissenschaftssystem. Die Auswahl dieser Aggregationsebenen ist zwar in der Regel durch das Erkenntnisinteresse der jeweiligen Studie bestimmt. Analysen auf einer höheren Aggregationsebene haben aber auch den Vorteil, jenem altbekannten methodischen Problem der Netzwerkanalyse durch die zeitliche und sachliche Eingrenzung zu begegnen, dass es keine eindeutig ableitbaren Regeln gibt, wo ein Netzwerk beginnen und wo es aufhören soll. Durch die *zeitliche Eingrenzung* auf bestimmte Jahre bzw. Jahrzehnte und die *sachliche Eingrenzung* auf bestimmte Fachgemeinschaften (Heidler 2010; Jansen et al. 2010; Chen/Redner 2010), Forschungsorganisationen (Jones et al. 2008; Heinze/Kuhlmann 2008) oder – wie im Fall des globalen Wissenschaftssystems – auf ausgewählte Datenbanken (Milojevic 2010; Jones et

al. 2008; Moody 2004) werden die Ränder der zu untersuchenden Netzwerke pragmatisch definiert.

2 Strukturen und Eigenschaften von Netzwerken in der Wissenschaft

Wenn die Datengrundlage definiert ist, besteht ein erster wichtiger Schritt der Netzwerkanalyse darin, die Beziehungen auf grundlegende Strukturen und Eigenschaften zu untersuchen. Hierzu zählen insbesondere Knotengradverteilung, Differenzierungsgrad, Dichte und Kohäsion.

Knotengradverteilung. Seit einigen Jahren wird eine intensive Diskussion über die Frage geführt, welcher Verteilung die Knotengrade von Kopub- und Zit-Netzwerken folgen (Newman et al. 2006, 335ff.). Im Gegensatz zur Normalverteilung streuen die Knotengrade in vielen Netzwerken nicht gleichmäßig um den Mittelwert. Vielmehr gibt es zahlreiche Extremwerte, sogenannte Superknoten (*hubs*), also Akteure, die extrem häufig kooperieren oder Artikel, die extrem häufig zitiert werden. Netzwerke mit solchen Superknoten lassen sich besser mit der Potenzgesetz-Verteilung (PGV) beschreiben, also jener Verteilung, die auch für die Produktivität von Wissenschaftlern gilt (Lotka-Gesetz). Allerdings erfasst die PGV typischerweise nur Beobachtungswerte innerhalb eines bestimmten Wertebereichs, der nicht die gesamte Verteilung abdeckt. Im Fall eines von Milojevic (2010) untersuchten Kopub-Netzwerkes der Nanotechnologie liegt dieser Wertebereich beispielsweise zwischen 20 und 200 Koautoren. Unterhalb der Schwelle von 20 Koautoren liegt dagegen eine Lognormalverteilung vor.

Die Verteilung der Knotengrade ist von großer theoretischer Bedeutung, weil sie mit der Frage nach jenen Mechanismen verknüpft ist, die für die Entstehung und Reproduktion

Box 31: Kumulativer Vorteil (KV) und Matthäus-Effekt (ME) im Vergleich

KV bedeutet, dass kleinen Vorsprüngen in Produktivität und/oder in Reputation eine Tendenz der Selbstverstärkung innewohnt. So hat beispielsweise derjenige, der in einem frühen Karrierestadium einen gewissen Vorsprung im Reputationswettbewerb gegenüber seinen Mitbewerbern erzielt hat, höhere Chancen, eine unbefristete Stelle zu erhalten, durch die dann der anfängliche Reputationsvorsprung weiter ausgebaut werden kann. In der neueren Forschung ist anstelle von KV auch von „preferential attachment“ die Rede (Barabasi et al. 2002; Newman et al. 2006). Die durch den KV verursachte Ungleichverteilung der Reputation wird durch den ME dann weiter stabilisiert und verstärkt, denn Reputation geht typischerweise an denjenigen, der bereits viel Reputation besitzt. So wird bei einer zeitgleichen Entdeckung zweier Forscher, von denen einer zu den angesehenen Vertretern seines Fachs zählt und der andere nur wenig bekannt ist, die Publikation des ersten üblicherweise im Zentrum der Aufmerksamkeit stehen, während der zweite leer ausgeht. Zuckermann (2010) hat darauf hingewiesen, dass KV und ME häufig verwechselt werden. Es ist daher wichtig, den Unterschied zwischen KV und ME hervorzuheben: KV bringt die Ungleichheit in der Reputationsverteilung hervor; ME stabilisiert und reproduziert diese Ungleichheit.

von Netzwerken verantwortlich sind. So besteht weitgehend Konsens in der Literatur, dass die PGV durch den bereits von Merton (1973) beschriebenen Mechanismus des *kumulativen Vorteils* (KV) hervorgebracht wird. Demnach erhalten Wissenschaftler mit höheren Knotengraden mit höherer Wahrscheinlichkeit neue Kooperationspartner als Wissenschaftler mit geringeren Knotengraden. Kleine Anfangsunterschiede wachsen sich im Laufe der Zeit zu großer Ungleichheit aus. Durch den KV kommt es folglich zu einer hohen Konzentration von Beziehungen bei wenigen Knoten. Die enge Verknüpfung von PGV und KV bedeutet, dass immer dann, wenn wie im Fall von Milojevic (2010) neben der PGV auch noch andere Verteilungen nachweisbar sind, offensichtlich andere Mechanismen als KV bei der Netzwerkgenese am Werk sind. Welche Mechanismen das sind, wird weiter unten erörtert (vgl. Abschnitt 4).

Differenzierungsgrad. Ebenfalls intensiv wird eine Diskussion zur effektiven Identifikation von Teilgemeinschaften und Themenfeldern innerhalb von Disziplinen geführt. Zusätzlich zu den traditionellen Verfahren der sozialen Netzwerkanalyse wie beispielsweise Cliquenanalyse, Clusteranalyse oder Blockmodellanalyse ist in den vergangenen Jahren ein vielversprechender Algorithmus (*modularity*) entwickelt worden, der unter Zuhilfenahme eines zufallsgenerierten Vergleichsnetzwerks dicht verknüpfte Teilbereiche des Netzwerks zuverlässig identifiziert und zugleich keine besonderen inhaltlichen Vorkenntnisse zu dem vom Netzwerk erfassten Gegenstandsbereich erfordert (Newman 2004, 2006). Entlang eines einfach zu interpretierenden Wertebereichs ($0 < Q < 1$) ermittelt dieser Algorithmus den Differenzierungsgrad eines Netzwerkes. Beispielsweise berechnen Chen/Redner (2010) für das Zit-Netzwerk der Zeitschriftenfamilie *Physical Review* ein $Q=0,543$, was insgesamt 274 abgrenzbaren Themenbereichen entspricht. Diese Themenbereiche sind wiederum unterschiedlich stark differenziert. Während Hochtemperatur-Supraleitung ($Q=0,198$) und Bose-Einstein-Kondensation ($Q=0,217$) nur wenige Unterbereiche aufweisen, sind Metalle/Legierungen ($Q=0,481$) und Quantenmechanik ($Q=0,447$) jeweils deutlich stärker differenziert.

Dichte. Eine weitere Diskussion kreist um die Frage, inwieweit sich Fachgemeinschaften hinsichtlich ihrer Bezugnahme auf den aktuellen Stand der Forschung unterscheiden. Hagens (2000) ermittelt in diesem Zusammenhang für Zit-Netzwerke sozialwissenschaftlicher Disziplinen eine hohe Beziehungsdichte bei älteren Grundlagentexten, während in den Naturwissenschaften kognitive Bezüge besonders häufig zu aktuellen Arbeiten hergestellt werden – ein Befund, der für die Physik auch von Chen/Redner (2010) gestützt wird. Unter der Dichte versteht man das Verhältnis von realen zu möglichen Beziehungen. Beispielsweise sind in einem ungerichteten Netzwerk mit zehn Akteuren $10 \cdot (10-1)/2 = 45$ Beziehungen möglich. Lassen sich jedoch nur 15 Beziehungen beobachten, weist der Graph eine Dichte von $15/45 = 0,33$ auf. Die Ergebnisse von Hagens (2000) deuten darauf hin, dass ältere Quellen in Fachgemeinschaften als Rechtfertigungsinstanz herangezogen werden müssen, in denen bis auf die Grundlagentexte nur ein geringer Konsens über die aktuellen Forschungsziele und -methoden besteht. Demgegenüber ist in Fachgemeinschaften, die hinsichtlich ihrer Ziele und Methoden einen ausgeprägten Konsens aufweisen, der laufende Rückbezug auf Grundlagentexte entbehrlich. Hier ist eine ausgeprägt hohe Netzwerkdicke beim aktuellen Stand der Forschung zu beobachten.

Kohäsion ist ein weiteres wichtiges Konzept zur Charakterisierung sozialer und kognitiver Netzwerke. Sie wird zum einen durch die durchschnittliche Anzahl von Knoten gemessen, die zwischen zwei zufällig ausgewählten Knoten liegt. Wie Newman (2001) für Kopub-Netzwerke unterschiedlicher Disziplinen zeigen kann, beträgt diese Distanz etwa sechs Knoten und liegt damit in einer vergleichbaren Größenordnung wie bei anderen sozialen, biologischen und technischen Netzwerken. Im globalen Wissenschaftssystem benötigt ein Forscher somit nur sechs Zwischenschritte, um zu einem zufällig ausgewählten anderen Forscher zu gelangen.

Ein weiterer Indikator für Kohäsion ist der Cluster-Koeffizient, der die relative Häufigkeit transitiver Triaden misst (A publiziert mit B, B mit D und A mit D). Newman (2001) berechnet für die erwähnten Kopub-Netzwerke (mit Ausnahme der Biologie) Wahrscheinlichkeiten zwischen 30 und 70 Prozent dafür, dass aus den Relationen A-B und B-D eine Relation A-D resultiert. Diese Ergebnisse weisen eine Parallele zu der Überlegung von Mark Granovetter (1973) auf, dass immer dann, wenn starke Beziehungen zwischen A-B und B-D vorliegen, ein sozialer Druck auf A-D entsteht, eine gleichgerichtete Beziehung einzugehen und damit eine transitive Triade (auch: geschlossene Triade) herbeizuführen. Für den Fall, dass die Beziehung A-D nicht zustande kommt, ist der soziale Zusammenhalt zwischen A, B und D gefährdet. Granovetter (1973) bezeichnet die Dreierkonstellation ohne die Beziehung A-D als verbotene Triade (auch: offene Triade) und weist zugleich darauf hin, dass transitive Triaden nur im Fall starker Beziehungen entstehen. Bei schwachen Beziehungen zwischen A-B und B-D gehen A-D typischerweise keine Beziehung ein, hier bleibt B ein Broker, der A und D vermittelt. Newmans Ergebnisse deuten somit darauf hin, dass bei den von ihm untersuchten Kopub-Netzwerken zwischen 30 und 70 Prozent starke Beziehungen vorliegen. Gleichzeitig verweisen die Befunde von Newman darauf, dass hier ein weiterer Mechanismus zur Entstehung von sozialen Beziehungen vorliegt, der die *Bildung transitiver Triaden* (BT) bewirkt. Die extrem geringe Wahrscheinlichkeit für transitive Triaden in der Biologie (7 %) ist ein Hinweis darauf, dass in dieser Disziplin mehrheitlich schwache Beziehungen vorliegen und es daher bei Biologen unüblich ist, neue Kooperationspartner aus dem Umkreis der eigenen Kooperationspartner zu rekrutieren. Dieser Befund wird von Powell et al. (2005) bestätigt und zugleich erweitert (vgl. Abschnitt 4).

Box 32: Weak Ties (WT) & Strong Ties (ST)

WT sind nach Granovetter (1973) Beziehungen, bei denen Akteure nur selten (weniger als einmal pro Jahr) oder gelegentlich (mehr als einmal im Jahr, aber weniger als zweimal wöchentlich) Kontakt zueinander haben, während bei ST Akteure häufig (mehr als zweimal wöchentlich) miteinander kommunizieren. WT sind nicht nur bei der Suche nach einer neuen Arbeitsstelle ergiebiger und damit aus individueller Sicht nützlicher als ST, sondern sie sind zugleich ein unverzichtbares Element für den Zusammenhalt von Gemeinschaften (*communities*) und damit strukturell bedeutender als ST. Die Stärke der WT liegt gerade darin, Tendenzen der sozialen Schließung und der Fragmentation von sozial relevanten Informationen entgegen zu wirken.

3 Entstehung und Entwicklung von Netzwerken in der Wissenschaft

Führende Vertreter der neueren interdisziplinären Netzwerkforschung nehmen für sich nicht nur in Anspruch, neue Netzwerkstrukturen entdeckt und untersucht, sondern zugleich auch den Strukturalismus der traditionellen Netzwerkforschung um eine dynamische Perspektive erweitert zu haben (Newman et al. 2006, 1ff.; Watts 2003, 50ff.). In diesem Zusammenhang wird eine intensive Diskussion darüber geführt, welche Mechanismen für die Entstehung und die Evolution von Netzwerken in der Wissenschaft maßgeblich sind. Im Folgenden werden hierzu diskutiert: Zufall, kumulativer Vorteil, Homophilie, Trendfolge und Mehrfachverknüpfung.

Zufall (random attachment). Die zufallsgenerierte Verknüpfung von Akteuren spielt in vielen Studien der neueren Netzwerkforschung eine wichtige Rolle. Das liegt daran, dass in der mathematisch geprägten Netzwerkanalyse seit jeher zufallsgenerierte Graphen (Modell-Netzwerke) untersucht werden und die bei ihnen auffindbaren Eigenschaften zum Vergleich mit realen Netzwerken herangezogen werden (Newman et al. 2006, 229ff.). Zu einer sowohl für zufallsgenerierte als auch für reale Netzwerke typischen und daher universellen Eigenschaft zählt beispielsweise der Phasenwechsel, bei dem ab einer bestimmten Beziehungsdichte aus mehreren kleinen Komponenten eine große Komponente entsteht. Allerdings lassen sich bei Weitem nicht alle Eigenschaften zufallsgenerierter Netzwerke auch bei realen Beziehungsgeflechten finden. Eine besonders markante Abweichung wurde für den erwähnten Cluster-Koeffizienten ermittelt, der bei realen Netzwerken häufig ein Vielfaches dessen beträgt, was für Zufallsnetzwerke gemessen wird. Grund für diese Abweichung ist der erwähnte BT-Mechanismus, der dafür sorgt, dass reale Netzwerke aus vielen kleinen Clustern bestehen (vgl. Abschnitt 3). Interessant ist nun, dass die hohe Clusterbildung in realen Netzwerken eigentlich eine relativ große durchschnittliche Pfadlänge erwarten lässt. Das heißt, dass Cluster übergreifende Kontakte selten wären und die Akteure lange Wege benötigen, um einen Akteur in einem anderen Cluster zu erreichen. Wie Watts (2003, 69ff.) jedoch zeigt, sind die Pfadlängen in realen Netzwerken typischerweise recht kurz und unterscheiden sich nur wenig von denen in Zufallsnetzwerken. Viele reale Netzwerke, und gerade auch Kopub-Netzwerke, weisen hohe lokale Dichten und zugleich eine gute globale Erreichbarkeit auf (Newman 2001). Netzwerke mit diesen beiden gegensätzlichen Merkmalen werden in der Literatur als „kleine Welten“ bezeichnet (Travers/Milgram 1969; Newman et al. 2006, 9ff., 286ff.).

Die Frage, wie es trotz BT-Mechanismus zu relativ kurzen Pfadlängen kommt, beantwortet Watts (2003, 83ff.) dahingehend, dass man die geringe durchschnittliche Pfadlänge mithilfe der Umverknüpfung bestehender Relationen nach dem Zufallsprinzip erzeugen könne. Die zugrunde liegende Idee ist einfach: Die Wahrscheinlichkeit, in Netzwerken mit hohen lokalen Dichten bei der zufallsgenerierten Umverknüpfung eine weit entfernte Beziehung herzustellen, ist recht hoch. Das bedeutet, dass bei jeder Umverknüpfung mit hoher Wahrscheinlichkeit eine Verknüpfung ansonsten unverbundener Cluster erfolgt, was wiederum die durchschnittliche Pfadlänge absenkt. Der springende Punkt bei dieser Betrachtung ist, dass der Zufall nicht nur als Heuristik dient, um die Entstehung realer Netzwerke zu modellieren. Watts (2003) weist ausdrücklich darauf hin, dass in jedem realen Netzwerk Kräfte der Unordnung und des Unvorhersehbaren wirken, so dass die Entstehung von Ak-

teurbeziehungen teilweise zufällig geschieht. Wenn man dieses Argument ernst nimmt, dann erscheint der Zufall am Beispiel der Pfadlänge als Korrektiv zum BT-Mechanismus. Bei der Entstehung von Akteurbeziehungen sowie der Dynamik von Netzwerken spielen somit zufallsbedingte Verknüpfungen eine nicht unerhebliche Rolle.

Kumulativer Vorteil. Wie bereits ausgeführt, bewirkt der KV-Mechanismus, dass bereits reputierte und vernetzte Wissenschaftler häufiger neue Kooperationspartner gewinnen können als weniger bekannte bzw. periphere Kollegen. Es liegt dabei in der Logik des KV, dass sich kleine Anfangsunterschiede zwischen den Forschern im Laufe der Zeit zu einer Verteilung auswachsen, in der wenige Forscher sehr viele und viele Kollegen nur wenige Kooperationsbeziehungen aufweisen (PGV). Bei der Analyse des KV sind Fortschritte dadurch erzielt worden, dass umfangreiche Kopub-Netzwerke im Längsschnitt untersucht wurden. So analysieren beispielsweise Barabasi et al. (2002) die Mathematik und die Neurowissenschaften auf globaler Ebene für die Jahre 1991–1998. Weil jedes Jahr neue Akteure und Beziehungen zum Netzwerk hinzukommen, können die Autoren zwei Teilmechanismen untersuchen. KV-1 bedeutet, dass junge Wissenschaftler mit etablierten Forschern kopublizieren. Jeder Zuwachs an neuen Autoren sollte daher zu einer Erhöhung des durchschnittlichen Knotengrades führen. KV-2 besagt, dass die Wahrscheinlichkeit einer erstmaligen Kooperation zwischen zwei etablierten Forschern innerhalb des Netzwerkes linear mit der Anzahl ihrer bisherigen Kooperationshäufigkeit zunimmt. KV-1 und KV-2 werden beide empirisch bestätigt. Ein weiterer wichtiger Befund von Barabasi et al. (2002) besteht darin, dass bei der Auswahl von Zeitfenstern die Gefahr der Berechnung empirischer Artefakte besteht. Wie die Autoren zeigen, beruht das überraschende Ergebnis, dass die durchschnittliche Pfadlänge beider Disziplinen im Zeitverlauf abnimmt, während beide Netzwerke ja deutlich wachsen, auf einem Artefakt, das durch die Festlegung auf den Untersuchungszeitraum zustande kommt. Erst mithilfe von Simulationenrechnungen, in denen reale und simulierte Werte für mehrere Netzwerk-Eigenschaften gegenübergestellt werden, können solche Artefakte aufgedeckt werden (Barabasi et al. 2002; auch: Newman et al. 2006, 335ff.).

Trendfolge und Homophilie. Dass KV ein Element zur Erklärung der Entstehung und der fortlaufenden Neuverknüpfung von Akteurbeziehungen in der Wissenschaft darstellt, ist in der Literatur unstrittig. Allerdings haben Powell et al. (2005) in ihrer Studie zur Dynamik und Evolution interorganisationaler Netzwerke zwischen forschungsstarken Biotech-Unternehmen im Zeitraum 1988–1999 weitere soziale Mechanismen identifiziert. Trendfolge (TF) heißt, dass man den Partner wählt, der vom eigenen Umfeld als attraktiv wahrgenommen wird. Homophilie (HP) bedeutet, dass die Partnerwahl vom Prinzip des „Gleich und Gleich gesellt sich gern“ geprägt ist. Beide Mechanismen werden allerdings nur teilweise empirisch bestätigt. Dies bedeutet, dass sich die Biotech-Unternehmen bei der Auswahl neuer Partner zunächst an den Konventionen ihres Umfelds orientieren. Derjenige wird ausgewählt, der vom Umfeld als attraktiv wahrgenommen wird. Allerdings gilt TF nicht für wiederholte Kontakte, hier gelingt es den Biotech-Unternehmen, sich dem Trend zu entziehen. Ein ähnliches Muster zeigt sich für HP. Neue Kontakte werden überzählig häufig mit räumlich nahe gelegenen Partnern angebahnt, aber für wiederholte Kontakte spielt die räumliche Nähe keine Rolle.

Mehrfachverknüpfung. Ob ein Biotech-Unternehmen mit einem Partner wiederholt kooperiert, hängt vielmehr davon ab, ob der Partner Diversität in die Beziehung einbringt und ob die Partnerschaft längerfristige Erträge verspricht. Mehrfachverknüpfung bedeutet somit zum einen die Präferenz für Heterogenität bei der Partnerwahl (MV-1) und zum anderen die Verbreiterung der Kontaktfläche bei bestehenden Partnerschaften (MV-2). Wie Powell et al. (2005) zeigen, existiert in der Biotechnologie bzw. in den Lebenswissenschaften eine ausgeprägte Präferenz für Kompetenzen und Kontaktstrukturen, über die man selbst nicht verfügt. Kooperationspartner mit einem diversen Kontaktportfolio sind daher besonders attraktiv, weil sie den Zugang zu neuem Wissen und neuen Technologien eröffnen. Die hohe Präferenz für heterogenes Wissen und Know-How spiegelt sich auch darin wider, dass junge Neueinsteiger im Gegensatz zu etablierten Biotech-Unternehmen besonders begehrt sind (MV-1). Allerdings zeigen Powell et al. (2005) auch, dass, wenn eine hohe Diversität erreicht worden ist, die Suche nach neuen Partnern nachlässt. In diesem Fall weiten die Biotech-Unternehmen ihre Kontaktfläche aus, das heißt, sie vertiefen die Beziehungen zu ihren Partnern und binden sich langfristig an sie (MV-2). Mehrfachverknüpfung als sozialer Mechanismus, der die Entstehung und Fortführung von Beziehungen in Netzwerken steuert, beinhaltet daher ein Spannungsverhältnis zwischen der Suche nach neuem Wissen und Know-How auf der einen Seite und der Suche nach einer stabilen und ertragreichen Partnerschaft auf der anderen Seite. Insgesamt deuten die Ergebnisse von Powell et al. (2005) darauf hin, dass nicht KV, sondern MV-1 und MV-2 die dominanten sozialen Mechanismen sind, welche die Entstehung und Evolution interorganisationaler Partnerschaften erklären. Die Autoren bestätigen damit den bereits erwähnten Befund von Newman (2001), dass es in der Biologie/in den Lebenswissenschaften im Vergleich zu anderen Disziplinen unüblich ist, neue Kontakte aus dem Umkreis der eigenen Kooperationspartner zu knüpfen. Das interdisziplinäre Feld der Biotechnologie bzw. Lebenswissenschaften weist eine bemerkenswerte Erneuerungsfähigkeit auf.

4 Funktionen und Folgen von Netzwerken für das Wissenschaftssystem

Die Erkenntnisfortschritte, die in den letzten Jahren bei der Analyse sowohl von grundlegenden Strukturen als auch von Prozessen der Entstehung und Entwicklung von Netzwerken gemacht wurden, sind beachtlich. Fortschritte wurden aber auch hinsichtlich der Frage erzielt, welche Funktionen und Folgen die Strukturen und Entwicklungsprozesse von Netzwerken für das Wissenschaftssystem haben. In der Literatur lassen sich mindestens drei Diskussionsstränge identifizieren, die diese Frage aufgreifen: Erstens geht es um die Integration differenzierter Strukturen, zweitens um die Entstehung und Verbreitung neuer Ideen und drittens um Auswirkungen auf die soziale Stratifizierung der Forschung. (→ Gläser)

Integration differenzierter Strukturen. Wie am Beispiel der Physik erläutert wurde, sind moderne wissenschaftliche Disziplinen intern in zahlreiche Teildisziplinen und Themenfelder differenziert (Chen/Redner 2010). Anhand des englischsprachigen Kopub-Netzwerkes der Soziologie zwischen 1963 und 1999 untersucht nun Moody (2004), inwieweit die 36 soziologischen Teildisziplinen sozial integriert sind. Im Gegensatz zur Analyse

von Chen/Redner (2010), welche die Themenbereiche der Physik mithilfe des Modularitäts-Algorithmus identifiziert, handelt es sich bei den Teildisziplinen von Moody (2004) allerdings um Kategorien der Datenbank *Sociological Abstracts*. Dabei stellt der Autor zunächst fest, dass sich der Anteil der Publikationen mit mehr als einem Autor von 19 % auf 39 % verdoppelt hat. Erwartungsgemäß verteilt sich der Kopublikationsanteil sehr ungleich auf die verschiedenen Teildisziplinen, und diese Ungleichheit nimmt im Beobachtungszeitraum spürbar zu. Moody (2004) bietet für die Ungleichheit und ihre Zunahme drei Erklärungen an. Erstens zeigt er, dass wissenschaftliche Stars (*hubs*) strukturell unbedeutend sind und dass zugleich dem Kopub-Netzwerk jene Kohäsion fehlt, die für „kleine Welten“ typisch ist. Diese beiden Strukturmuster scheiden daher für die Erklärung aus. Wichtiger erscheint dagegen, zweitens, die quantitative Ausrichtung der Forschung, welche die Kooperationsneigung erhöht. Aufgrund der fortschreitenden Methodenentwicklung werden immer häufiger Spezialisten für bestimmte Verfahren benötigt, deren Arbeitsbeitrag sich dann auch in Form von Autorenschaft, gerade auch über teildisziplinäre Grenzen hinweg, niederschlägt. Drittens gibt es eine Reihe von Teildisziplinen mit ausgeprägter Arbeitsteilung, bei denen üblicherweise mehrere Autoren zusammen publizieren. Hierzu zählen beispielsweise Wohlfahrtssoziologie, Gesundheitssoziologie, Familiensoziologie, Wirtschaftssoziologie und Methoden. Moody (2004) zieht aus seinen Befunden den Schluss, dass die quantitativ und arbeitsteilig organisierten Teildisziplinen der Soziologie deutlich stärker integriert sind als die qualitativen und interpretativen Bereiche. Er vermutet darüber hinaus, dass die soziale Integration dieser Teildisziplinen auch ihre theoretische Integration fördert.

Entstehung und Verbreitung neuer Ideen. Netzwerke integrieren nicht nur die disziplinär und organisational differenzierte Struktur der Forschung, sondern sie sind zugleich eine wichtige strukturelle Voraussetzung für die Entstehung und Verbreitung neuer Ideen. Beispielsweise untersuchen Fleming et al. (2007) auf der Basis von 2,8 Millionen Patentschriften der Jahre 1975 bis 2002 die Kooperations-Netzwerke von Erfindern in den Vereinigten Staaten. Ausgangspunkt dieser Studie ist die in der Literatur kontrovers diskutierte Frage, ob gebrochene Strukturen mit offenen Triaden oder kohäsive Strukturen mit geschlossenen Triaden die Leistungsfähigkeit von Netzwerken erhöhen (vgl. Abschnitt 3). Die Autoren zeigen, dass Kooperations-Netzwerke mit Brokern häufiger technische Neuerungen hervorbringen. Gleichzeitig werden aber technische Neuerungen aus gebrocherten Netzwerken weniger häufig weiterverwendet als diejenigen aus kohäsiven Netzwerken. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass sich neues Wissen in sozial integrierten Kontexten besser verbreitet, während gebrocherte Kontexte Hürden für die Verbreitung neuer Ideen aufstellen. Fleming et al. (2007) weisen darauf hin, dass hier ein Paradox besteht, nämlich dass die Netzwerkstrukturen, die für die Entstehung technischer Neuerungen geeignet sind, sich nicht für deren Verbreitung eignen, während umgekehrt diejenigen Netzwerkstrukturen, die für die Entstehung technischer Neuerungen ungeeignet sind, sich besonders für deren Verbreitung eignen. Einen möglichen Ausweg, den Fleming et al. (2007) aus diesem Paradox skizzieren, besteht darin, Akteure in kohäsive Netzwerke zu rekrutieren, die über ein breit gefächertes Wissen verfügen, die Erfahrungen in verschiedenen Organisationen gesammelt haben und die auch Kontakte außerhalb ihrer eigenen Arbeitskontexte knüpfen. Auf diese

Weise können die strukturellen Nachteile kohäsiver Netzwerke, was die Entstehung neuer Ideen angeht, zumindest teilweise kompensiert werden.

Soziale Stratifizierung der Forschung. Netzwerke beeinflussen zudem die wissenschaftliche Leistungsfähigkeit und die soziale Rangordnung in der Forschung. Wie Jones et al. (2008) in ihrer Analyse der 662 größten Universitäten in den Vereinigten Staaten auf Basis des *Web of Science* feststellen, haben sich die interuniversitären Kopub-Beziehungen im Zeitraum 1975–2005 sowohl bei den Natur- und Ingenieurwissenschaften (NIngWi) als auch bei den Sozialwissenschaften (SoWi) mehr als verdoppelt. Etwa ein Drittel aller Aufsätze werden heute von interuniversitären Teams publiziert. Dieser Zuwachs geht im Wesentlichen auf den seit Jahrzehnten allgemein steigenden Anteil von Kopublikationen im globalen Wissenschaftssystem zurück. Wuchty et al. (2007) ermitteln auf der Basis des *Web of Science* für den Zeitraum 1955 – 2000 einen Anstieg von Kopublikationen in den SoWi von 18% auf 52% und in den NIngWi von 50% auf 83%. Gleichzeitig ist die durchschnittliche Anzahl von Koautoren in den SoWi von 1,3 auf 2,3 und in den NIngWi von 1,9 auf 3,5 gestiegen. Wie Jones et al. (2008) weiter zeigen, erzielen interuniversitäre Publikationen substanziell höhere Zitationswerte als Publikationen, deren Autoren nur einer Hochschule angehören. Die höhere Sichtbarkeit interuniversitärer Publikationen ist dabei ungleich verteilt: je höher die Zitationsquoten eines Standorts sind, umso mehr profitiert er von interuniversitären Kooperationen. Das heißt, dass der Effekt interuniversitärer Publikationen auf die Sichtbarkeit und damit auch auf das wissenschaftliche Prestige auf Elite-Einrichtungen konzentriert ist. Dabei hat die Sichtbarkeits- und Prestigelücke zwischen Elite und Peripherie im Zeitraum 1975–2005 deutlich zugenommen. Die zunehmende Dichte interuniversitärer Kopub-Netzwerke verstärkt daher die ohnehin ausgeprägte institutionelle Stratifizierung des Universitätssystems der Vereinigten Staaten. Dies ist ein klarer Beleg für die Wirkmächtigkeit des Matthäus-Effekts (vgl. Abschnitt 3). Schließlich belegen Jones et al. (2008), dass Kooperationen zwischen Standorten der universitären Elite (wie übrigens auch zwischen peripheren Standorten) häufiger sind als gemischte Beziehungen. Das verweist darauf, dass der erwähnte HP-Mechanismus die Entstehung interuniversitärer Beziehungen entscheidend prägt.

5 Fazit

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass wir durch die Befunde der neueren interdisziplinären Netzwerkforschung heute über die Strukturen, die Entstehung, die Entwicklung und die Funktionen von Netzwerken in der Wissenschaft deutlich mehr wissen als noch vor 15 Jahren. Die Verfügbarkeit großer Längsschnitt-Datensätze erlaubt es, den Zusammenhang zwischen der statistischen Verteilung von kognitiven und sozialen Beziehungen und den Mechanismen ihrer Entstehung zu konzeptualisieren und zugleich empirisch zu überprüfen. Es wurden auch neue Algorithmen zur effektiven Strukturerkennung in komplexen Netzwerken entwickelt. Die große Bandbreite der untersuchten Netzwerke hat zudem dafür gesorgt, dass die kulturellen Unterschiede zwischen Disziplinen und Forschungsfeldern heute auch aus quantitativer Perspektive besser verstanden werden. Exemplarisch sind hier die Lebenswissenschaften zu nennen, deren Netzwerke sich hinsichtlich der maßgeblichen

sozialen Mechanismen und Strukturen von anderen Disziplinen, insbesondere der Physik, markant unterscheiden (Powell et al. 2005; Newman 2001).

Es ist sicher richtig, dass der Trend hin zu großen Längsschnitt-Datensätzen und zu avancierter Modellierung und Simulation die Frage nach dem Stellenwert kleiner dimensionierter Designs aufwirft. Gegenwärtig spricht viel dafür, dass Studien mit kleinen Samples den Vorzug haben, die Triangulation verschiedener Datenquellen besser zu bewältigen, gerade wenn es darum geht, standardisierte oder qualitative Befragungen mit Publikationsdaten zu verknüpfen (Jansen et al. 2010; Heidler 2010; Heinze/Kuhlmann 2008). Eine zentrale Herausforderung, vor der die neuere Netzwerkforschung daher steht, ist die Triangulation multipler und komplexer Längsschnittdaten. Ein wichtiger Schritt bei der Bewältigung dieser Herausforderung ist die Investition in den Aufbau und die Pflege von digitalen Bibliotheken. Ein Beispiel hierfür ist die von Milojevic (2010) genutzte „Nanobank“.

Dem aufmerksamen Leser ist sicher nicht entgangen, dass hinsichtlich der eingangs erwähnten Aggregationsebenen die neuere Netzwerkforschung zwar auch einige Studien zum globalen Wissenschaftssystem (Wuchty et al. 2008; Newman 2001) hervorgebracht hat, die Mehrzahl der Analysen aber nach wie vor Disziplinen und Forschungsfelder in den Mittelpunkt stellt (Chen/Redner 2010; Milojevic 2010; Moody 2004; Hargens 2000). In dieser Hinsicht folgt die neuere interdisziplinäre Netzwerkforschung einem etablierten Pfad. Umgekehrt ist eine gewisse Schieflage zuungunsten von Forschungsorganisationen festzustellen. Es existieren nur wenige Studien, in denen Universitäten oder außeruniversitäre Institute einschließlich Industrieforschung als Knoten von sozialen oder kognitiven Netzwerken thematisiert werden (Jones et al. 2008; Heinze 2006; Powell et al. 2005). Der Wandel der institutionellen Bedingungen, unter denen Forschung durchgeführt wird, macht es jedoch dringend erforderlich, dass der Organisationsebene innerhalb der Netzwerk-Wissenschaftsforschung in Zukunft mehr Aufmerksamkeit gewidmet wird.

6 Weiterführende Literatur

- Fleming, Lee/Mingo, Santiago/Chen, David (2007): Collaborative Brokerage, Generative Creativity, and Creative Scientists. In: *Administrative Science Quarterly* 52(3), 443–475.
- Moody, James (2004): The Structure of a Social Science Collaboration Network. *Disciplinary Cohesion from 1963 to 1999*. In: *American Sociological Review* 69, 213–238.
- Newman, Mark/Barabási, Albert-László/Watts, Duncan (2006): *The Structure and Dynamics of Networks*. Princeton, Oxford: Princeton University Press.
- Powell, Walter W. et al. (2005): Network Dynamics and Field Evolution. *The Growth of Interorganizational Collaboration in the Life Sciences*. In: *American Journal of Sociology* 110(4), 1132–1205.
- Watts, Duncan (2003): *Six Degrees. The Science of the Connected Age*. New York: Norton & Norton.