

実践共同体に対するネットワーク分析のアプローチ

筒井 万理子*

Practice communities are often studied using qualitative data. However, they can also be analyzed using quantitative data through network analysis.

This study provides a comparative review of network analysis techniques used to analyze practice communities. In particular, it focuses on whether core and periphery members can be distinguished based on network data. It would be beneficial to measure the degree of participation in the network members' practice community, to be able to handle the network as a community of practice wherein people interact for knowledge creation. The study discusses several network analysis methods, including k-core and m-slice, centrality (degree centrality, closeness centrality, and betweenness centrality), core/periphery structure models, and methods relying on Zipf's law.

This study examines data from one network (10 members belonging to one or more of four events) by comparing the analysis methods and analyzing one data set in various ways. As a result, even within the same network, members identified as core members by different analytical methods did not match. For example, members who were not identified as core members when using one technique were later identified as core members through another technique.

From such a result, we found that core and periphery members cannot be identified using only network data. To perform the analysis of the network as a community of practice, an indicator that shows the results of learning within the network is required. For example, a designation (e.g. committee member, editor of the journal) in the network can be used as supplementary data to clarify the network structure.

キーワード：実践共同体, ネットワーク分析, m-コア法, 中心性, 共著ネットワーク

1. はじめに

ナレッジ・マネジメントの分野において「実践共同体」概念を用いて組織的な知識創造のメカニズムを解明しようとする研究は数多く存在する (eg. Wenger et al., 2002)。

* 近畿大学経営学部 准教授

その多くは、定性的分析方法を用いたものであった (eg. 松本 2015)。徒弟制にヒントを得た Lave and Wenger (1991) は、学習とは実践共同体への正統的周辺参加、すなわち参加者の学習が進むにつれて実践共同体の周辺から中心へと移行する過程であると捉える独自の学習観を前提にしている。企業における実践共同体は、一種のインフォーマル組織であると言えよう。そのため、ホーソン実験が採用したインタビュー調査や参与観察といった定性的手法が、基本的に実践共同体の研究に適しているのかもしれない。

だが、今日の組織行動論の分野において定量的研究が数多く蓄積されていることから分かるように、個人や集団の研究方法は多岐にわたる。例えばホーマンズ (1950) は、ネットワーク分析の手法を用いてホーソン実験のデータを分析し、いくつかの異なるインフォーマル・ネットワークを発見している (Homans 1950, 中野 2011)。近年、実践共同体についてもネットワーク分析を用いた研究が散見されるようになった (eg. Cross, Laseter, Parker, and Velasquez 2006)。ネットワーク分析には様々な分析方法が存在しており、研究者たちが実践共同体を研究する分析手法もさまざまである。そこで本研究では、ネットワーク分析を用いた実践共同体に関する研究をサーベイするとともに、分析方法の有効性を検討する。具体的には、ネットワークのメンバーをコアメンバーと周辺メンバーを区別するための手法を検討し、それらの分析手法によって実践共同体の本質がどれほど解明できるのか考察を深める。

2. ネットワーク分析を用いた先行研究

2-1. k-コア法ならびに m-スライスを用いた研究

k-コア法とは、他の点と少なくとも k 個の点とつながりを持つつながりを抽出する方法である。De Nooy et al. (2005) によると「k はコアの中でそれぞれの点の最小次数を示す (邦訳99ページ)」ため、例えば「2-コアの中のすべての点は、コア内で 2 以上の次数によって他の点と接続している (邦訳99ページ)」。金光 (2009) は、k-コア法を用いることでネットワークの等高線図を得ることができると指摘し、ネットワーク内でコアメンバーと周辺メンバーを区別するひとつの手掛かりであると論じている。

k-コア法¹⁾と類似点が多い m-スライスとは、「イベント」と「行為者」のように 2 種類のデータによって成り立つ 2-モードネットワークを 1-モードネットワークに変換し、行為者間の関係の程度を明示化しようとする手法である (De Nooy et al. 2005)。例えばネットワークの中で 3 人の「行為者」がともに 2 つの「イベント」に参加している場合、その 3 人は 2-スライスに属していると定義づけられる。筒井 (2015) は、糖尿

病治療に関する研究論文を「イベント」、研究者を「行為者」と捉え、研究者間のネットワークを描き、共著という共同作業の回数でメンバー間の関係の強さとすることで、研究者の実践共同体の可視化を試みている。

だが、このような分析手法を用いて実践共同体を考察する際には注意が必要である。金光（2009）はk-コア法の大きな欠点として、kの設定基準が存在しないことを挙げている。したがって、k-コア法を用いる場合、ネットワーク内でコアメンバーと周辺メンバーを区別するkの値の決定は分析者に委ねられるのである。m-スライスも同様のことが言える。このような欠点を克服する手法として、金光（2009）はジフ則に依拠したモデルを提示した。

2-2 「中心性」の概念を用いた研究

北村・松河（2012）、北村・脇本・松河（2013a, b）は、実践共同体のコアと周辺を区別する基準が「中心性」にあることを前提に、時間の経過とともに周辺メンバーがコアメンバーへと移行するプロセスの解明を試みている。北村ほかの研究では、ネットワーク分析研究の分野で様々な中心性が開発されている中でも特に基本とされている「次数中心性」、「媒介中心性」、「近接中心性」の3つを用いている。

「次数中心性」はその点の次数であり、次数の分散をその大きさのネットワークが持ちうる次数の最大の分散で割ったものである。「近接中心性」は、その点と他の点のすべての点と間の距離の総和で他のすべての点の数を割ったものである。そして「媒介中心性」は、他の点同士のペア間のすべての測地線において、その点が含まれる割合である（De Nooy et al. 2005）。

北村・脇本・松河（2013b）によると、次数中心性は点とつながっている線の数が多いほど中心的であり、近接中心性は他の点との間の距離が近い程中心的である。そして媒介中心性は点の間の連結関係上の重要性が高いほど中心的である。

北村ほかの研究では、ネットワーク全体における中心性の変化に注目しているため、ネットワーク内部のコア—周辺メンバーの境界の決定については関心が薄い。そこで本研究では事例を用いて個々のメンバーの中心性の値を求め、実践共同体の分析手法としての適性を検討する。

2-3 中核—周辺モデル

Borgatti and Everett（1999）は、コアメンバーと周辺メンバーを区別するために中核—周辺モデル（Models of core/periphery structures）を提示している。Borgatti and

Everett (1999) は離散モデル (discrete model) と連続モデル (continuous model) の2つを提案しており、それらはともに表1のようにネットワークを行列でしたうえで分析が行われる。鈴木 (2011) の解説によると、離散モデルはネットワークに含まれる各ノードをコアと周辺に2分割するのに対し、連続モデルはコアと周辺を連続的なものであるとして、各ノードのコアである程度を求めるものであるという (鈴木 2011, 421ページ)。さらに鈴木 (2011) は、統計分析ソフト「R」を用いた離散モデルと連続モデルの分析方法を提示している。

Borgatti and Everett (1999) による離散モデルは、表1のように10人のメンバーの関係を行列で示し、コアメンバーと周辺メンバーを区別する。しかし現実のネットワークでは必ずしも表1のような理想的な構造 (idealized core/periphery structure) にならないため、コアと周辺の区別の確かさは理想的な構造との相関係数から判断されることになる。

離散モデルでは、コア (表1では1~4) と周辺 (表1では5~10) の区別に何らかの基準を用いる場合とそのような基準が存在しない場合で分析方法が異なる。Borgatti and Everett (1999) はアプリアリな区別 (a priori partitions) が存在する場合と、コア・周辺構造のデータからの検出 (Detecting core/periphery structures in data) する場合に区別しており、鈴木 (2011) はより分かりやすく、前者を「外的基準がある場合」、

表1 離散モデルにおける理想的な中核—周辺構造

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1		1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1		1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1		1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1		1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1		0	0	0	0	0
6	1	1	1	1	0		0	0	0	0
7	1	1	1	1	0	0		0	0	0
8	1	1	1	1	0	0	0		0	0
9	1	1	1	1	0	0	0	0		0
10	1	1	1	1	0	0	0	0	0	

Source : Borgatti and Everett 1999, p. 378.

後者を「外的基準がない場合」としている。

Borgatti and Everett (1999) は外的基準がある離散モデルの例として、サルの群れを挙げ、性別がコアと周辺を区別する基準と捉えている。具体的には、「オス」がコアメンバーであると捉えている。

中核一周辺モデルを用いた研究ではないが、北村・脇本・松河 (2013a) は実践共同体である学術共同体 (学会) のコアメンバーが学会の委員経験者であると捉えている。このように、研究者ネットワークであれば学会の役職 (理事や学会誌編集長) や座長、専門家ネットワークであれば資格 (例えば建築士一級) 保持者を挙げることができよう。

外的基準がある場合の離散モデルを用いてネットワークを分析する場合、外的基準として何を設定するべきであるか慎重に検討するべきである。

2-4 ジフ則に依拠したモデル—金光 (2009) の研究から—

金光 (2009) は、ネットワーク内である人物が他者から情報や訪問を受け入れる「入次数」と、逆にある人物が他者に情報提供や訪問をする「出次数」を合計し、その値が大きい人物ほど交流における「活動量」が大きいと考えた。実践共同体の実態が相互交流のネットワークであると捉えたためである。

k-コア法やm-スライスでは、ネットワーク内の中核メンバーと周辺メンバーを区別する基準が存在しないため、金光 (2009) はその手がかりをジフ則に求めた。金光 (2009) によるとこの考えはイタリアのパレートによって所得の不平等を測定するために考案されたパレート分布に端を発しており、アメリカのジョージ・キングズリー・ジフによってk番目に大きい要素が全体に占める割合の $1/k$ に比例するという経験則が発見され、これはのちにハーバード・サイモンらによって「ジフ則」として数学的に定式化された。

金光 (2009) はこのようなジフ則の考えをネットワークの分析に応用し、入次数と出次数の合計値ランキングにおいて上位20%となるメンバーをコアと定義することで、ネットワーク内でコアとノンコアに区別する手法を提示した。しかしながら、この手法も「必ずしも社会構造のコア一周辺構造を直接分割することを目的とするモデルではないので、解が最適な「コア」を確定している確証がないなどの問題点 (金光, 2009, 55ページ)」が存在する。そこで金光 (2009) は、モデルの有効性を実データによって検証することの必要性を提示している。34名で構成されるコンサルティング・ファームのデータを用いた分析の詳細については金井 (2009) で論じられているが、本研究で強調し

たい点は、ネットワーク分析を用いた実践共同体（本研究では特にコアメンバーと周辺メンバーの区別）の研究は、ネットワーク分析手法を用いることで終わるのではなく、実データによる検証の必要性である。この点については3-5において再び検討する。

3. 分析方法の比較

3-1 分析に用いるネットワーク

これまで、実践共同体の分析に用いられたネットワーク分析手法を紹介した。これらの分析手法を比較、検討するために、架空のネットワークを作成した。本研究で用いる架空のネットワーク表2に示されるように、10人の参加者から成り、メンバーは4つのイベントの少なくとも1つに参加している。

表2 4つのイベントと10人の参加者

イベント	参加者
イベント1	1, 2, 3
イベント2	1, 3, 4, 5, 6
イベント3	6, 7, 8, 9, 10
イベント4	1, 3, 4, 5

出所：著者作成。

以下では、本研究で紹介してきたネットワーク分析の手法を用い、上記の架空のネットワークのコアメンバーと周辺メンバーの区別を試みる。

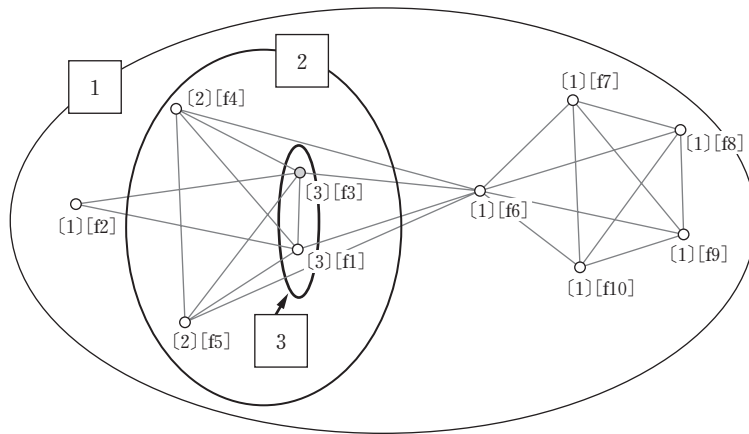
3-2 m-スライスを用いた分析

本研究で想定するネットワークは「イベント」と「行為者」から構成される2-モードネットワークであるため、1-モードネットワークに変換し、m値を求め、ネットワーク内にm値の違いが分かるように境界線を描いた。図1に描かれるように、ネットワーク内のmの値の最大は3であった。

図1によると、{f1, f3} は3つのイベントで合う機会があり、続いて {f1, f3, f4, f5} の4名が2つのイベントで合う機会がある。10名全員はそれぞれ少なくとも1つのイベントで顔を合わせることができる。

「顔を合わせる機会が多い」メンバーたちを実践共同体の「コアメンバー」として捉えて良いのだろうか。この疑問に答えるために、以下ではその他のネットワーク分析手

図1 m-スライスを用いた作図



出所：筆者作成。

法を用いて同一のネットワークの分析を行う。

3-3 中心性を用いた分析

次に、先述の架空のネットワークにおける各メンバーの中心性を求めた（表3）。度数中心性、近接中心性、媒介中心性のそれぞれを求めた結果、どれも {f6} に最大値を示した。3-2では {f6} の m 値が「1」であったため、他の m 値1の行為者の中に埋没していた。しかしながら、中心性が高い行為者をコアメンバーと捉えるならば、コアメンバーの頂点は {f6} ということになる。

表3 10人のメンバーの中心性

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10
度数中心性	0.555	0.222	0.555	0.444	0.444	0.888	0.444	0.444	0.444	0.444
近接中心性	0.692	0.45	0.692	0.642	0.642	0.9	0.6	0.6	0.6	0.6
媒介中心性	0.097	0	0.097	0	0	0.555	0	0	0	0

出所：著者作成。

3-4 中核—周辺モデルを用いた分析

最後に、中核—周辺モデルを用いて架空のネットワークを分析する。表4は各メンバーがつながっているメンバーを示したものであり、表5はそのつながりを行列で描いたものである。表5は行も列も {f1, f3, f4, f5, f6, f2, f7, f8, f9, f10} の順番に並んでいる。

表4 各メンバー間のつながり①

f1	2, 3, 4, 5, 6
f2	1, 3
f3	1, 2, 4, 5, 6
f4	1, 3, 5, 6
f5	1, 3, 4, 6
f6	1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10
f7	6, 8, 9, 10
f8	6, 7, 9, 10
f9	6, 7, 8, 10
f10	6, 7, 8, 9

出所：著者作成。

表5 10名のメンバー間のつながり②

	1	3	4	5	6	2	7	8	9	10
1		1	1	1	1	1	0	0	0	0
3	1		1	1	1	1	0	0	0	0
4	1	1		1	1	0	0	0	0	0
5	1	1	1		1	0	0	0	0	0
6	1	1	1	1		0	1	1	1	1
2	1	1	0	0	0		0	0	0	0
7	0	0	0	0	1	0		1	1	1
8	0	0	0	0	1	0	1		1	1
9	0	0	0	0	1	0	1	1		1
10	0	0	0	0	1	0	1	1	1	

出所：著者作成。

離散モデルを用いて分析を行う場合は外的基準の有無を検討する必要があるが、本研究で設定された架空のネットワークデータには外的基準となるデータが存在しない。したがって外的基準が存在しない場合の離散モデルとして検討する必要があるものの、表5 コアメンバーと周辺メンバーを区別する境界は {f6} と {f2} の間、または {f2} と {f7} の間に挿入が可能であるように見える。しかしながらどちらに境界線を挿入しようとも、表1の理想的な構造とはかけ離れた形状となり、{f1, f3, f4, f5, f6} と {f7, f8, f9, f10} のどちらもコアメンバーとして分析対象になり得る可能性がある。また、

行と列を {f6, f7, f8, f9, f10, f1, f2, f3, f4, f5} の順番に並べた場合は {f6, f7, f8, f9, f10} と {f1, f2, f3, f4, f5} がコアメンバーとして分析対象になり得る可能性がある。いずれにしても複数のコアグループが存在すると推測される。

3-5 各分析手法の比較と発見

これまで、同一のネットワークを複数の手法で分析した。その結果、コアとおぼしきメンバーに大きな違いが生じた。m-スライスの場合は {f1, f3}, 中心性を用いた場合は {f6} がコアメンバーとして特定される。そして、中核一周辺モデルから検討する過程で、本研究で設定した架空のネットワークには複数のコアグループの存在が推測された。

どの手法が正しくコアメンバーと周辺メンバーを区別しているのか、この時点では区別できない。本研究ではこれらの結果をふまえ、ネットワーク分析といった定量的な分析に加え、定性的な分析を行う、総合的な分析方法を提案する。その理由はつぎの通りである。本研究では分析方法の違いを際立たせるために架空のネットワークデータを設定したが、そこにはメンバー間のつながりという情報しか含まれていなかった。したがって数ある実践共同体の分析手法の中から適切なものを選択することができず、また、異なる分析結果を検討するすべもなかった。実践共同体のコアメンバーを抽出するデータとしては不十分であったのである。実際、本研究で紹介したように北村・脇本・松河(2013a)は実践共同体である学術共同体(学会)のコアメンバーを設定するにあたり学会の委員経験者という実データを用いており、金光(2009)はモデルの有効性を実データで検証を行う必要であると主張している。

もちろん、ネットワーク分析といった定量的な分析でしか得ることができない発見は重要である。例えば本研究で用いた架空のイベント事例において、各イベントの参加者が自分のイベントの活動に参加するだけでは得ることのできない、イベント間をつなぐキーパーソンやイベントの情報を豊富に持つ人物の発見がそれに該当する。

このようなネットワーク分析で得られた発見に加え、定性的な分析によって、ネットワーク分析という手法では目立たないものの実践共同体において重要な役割を担っている人物の発見や、ネットワーク分析の結果に解釈を深めるといった成果が期待される。例えばコアメンバーとして特定された人物たちが、それぞれ(コアメンバーとして)実践共同体で果たす役割の性質が異なる可能性も考えられる。

ネットワーク分析を用いて実践共同体の研究を行うにあたり、定量的な分析を用いてその研究結果を確認し、新たな解釈や発見を検討することが必要である。

4. おわりに

本研究では、実践共同体の定量的分析の試みとして、ネットワーク分析のいくつかの手法を用いた。分析手法の性格上、(点と線から構成された) ネットワークを実践共同体として捉えることから研究が発端する。ネットワーク分析を用いた実践共同体の研究で重要な点は、いかに人々の学習の母体である実践共同体の特性を損なうことなく、ネットワークデータを扱うことにある。ネットワークから、単なる情報のやり取りの関係ではなく、知識創造の相互作用を顕在化させるためには、ネットワーク分析といった定量的な分析と、インタビュー調査といった定量的な分析の両方を用いる総合的な調査の必要性を見出すに至った。

本研究では中核一周辺モデルとジフ則に依拠したモデルは簡単な紹介にとどまり、Borgatti and Everett (1999) ならびに金光 (2009) が行ったオリジナルデータを用いた分析については十分に検討していない。また、鈴木 (2011) によると「複数のコアを含むモデルについては Everett and Borgatti (1999) が扱っている (鈴木, 2011, 427ページ)」ため、本研究で設定した架空のデータを分析するにあたって有益な研究であると考えられる。これらは今後の課題としたい。

本研究では実践共同体の研究には、定量的な分析と定性的な分析による総合的な研究が必要であると結論付けた。実践共同体の分析手法の違いを際立たせるために架空のデータを用いたが、本研究から得た知見を発展させるためには、実在する調査対象を研究する必要がある。これも今後の課題としたい。

注

- 1) 2-モードネットワークを1-モードネットワークに変換しグラフを描くことは有益であるが、描かれたグラフにk-コア法を用いても良い結果は出ない。詳しくは下記の注を参照されたし。

2-モードネットワークを1-モードネットワークに変換しグラフを描いた場合、そのグラフにk-コア法を用いた分析を行うことは有益ではない。

表6に示されるように、20人の参加者は5つのイベントの少なくとも1つに参加している。図2は5つの「イベント」と20人の「行為者」から成る2-モードネットワークを1-モードネットワークに変換し、グラフを描いたものである。1つのイベントで顔を合わせるグループと、それとは別に4つのイベントの少なくとも1つで顔を合わせるグループの、合計2つのネットワークを描くことができる。

図2をもとに、1-モードネットワークのデータを作り、グラフを描いたのが図3である。点と線の関係だけでいうとは図2と図3は同じものであるが、図3にk-コア法を用いた場合、右の1つのイベントでしか出会わない、(3つのイベントで顔を合わせる人々と比べると関係の薄い) 人々のk値が7となる。たまたま7人のグループであったが、100人のグループの場合は、k値が100となることになる。1回のイベントに100人同時に会する関係が「強い」関係とは言い難い。

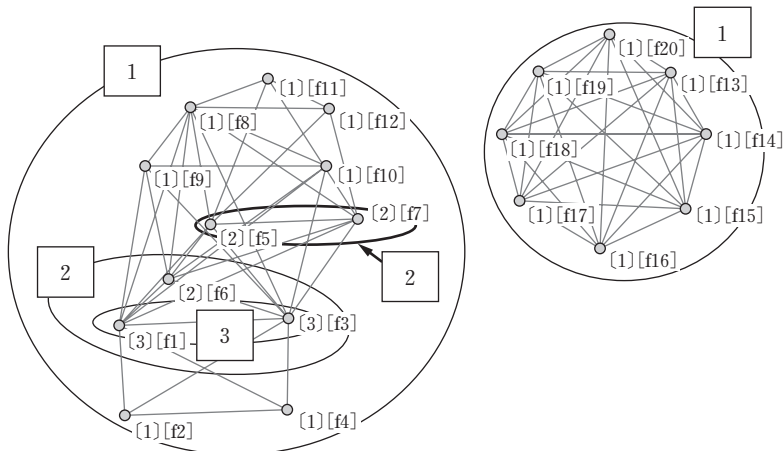
このような理由から、何らかの組織に所属する関係にk-コア法を用いることは有益ではないことが分かる。

表6 5つのイベントと20人の参加者

イベント	参加者
イベント1	1, 2, 3, 4
イベント2	1, 3, 5, 6, 7
イベント3	1, 3, 6, 8, 9, 10
イベント4	5, 7, 8, 11, 12
イベント5	13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20

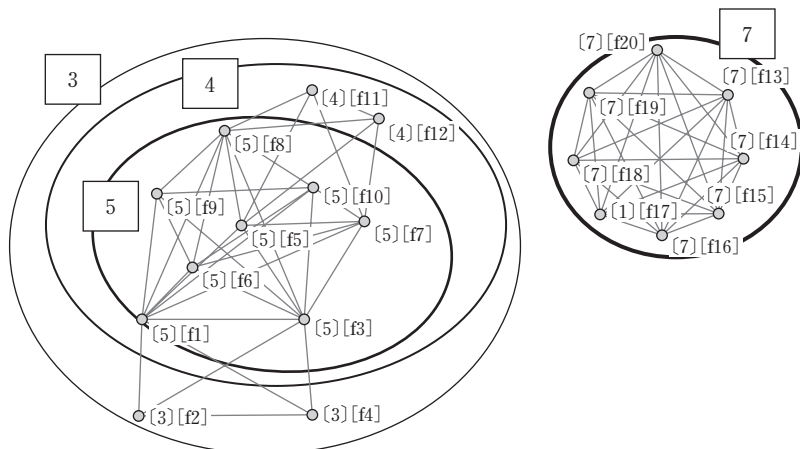
出所：著者作成。

図2 20名から成る2つのネットワークとm-スライス



出所：筆者作成。

図3 20名から成る2つのネットワークとk-コア法



出所：筆者作成。

参考文献

- Borgatti S. P., Martin G. Everett (1999) Models of core/periphery structures, *Social Networks* 21 (4), 375-395.
- Cross R., T. Laseer, A.Parker, and G., Velasquez (2006) "Using Social Network Analysis to Improve Communities of Practice." *California Management Review*, vol. 49, no. 2, 32-60.
- De Nooy, W., A. Mrvar and V. Batagelj (2005) *Exploratory Social Network Analysis with Pajek*, Cambridge University Press. (W. デノイ・A. ムルヴァルヴラディ・M. バタゲリ, 安田雪監訳 (2009) 『Pajek を活用した社会ネットワーク分析』東京電機大学出版局)
- Everett M. G. and S. P. Borgatti (1999) Peripheries of Cohesive Subsets, *Social Networks* 21 (4), 397-407.
- Homans, G. C. (1950) *The Human Group*, Harcourt, Brace and Company. (G.C. ホーマンズ 馬場 明男・早川 浩一訳 『ヒューマン・グループ』誠信書房)
- 金光淳 (2009) 「『実践共同体』をとらえる社会ネットワーク・モデル」, 京都マネジメント・レビュー 16, 47-61ページ。
- 北村智・松河秀哉 (2012) 「学術共同体への参加過程に対するネットワーク分析によるアプローチ」日本教育工学会研究報告集 2012 (1), 367-372ページ。
- 北村智・脇本健弘・松河秀哉 (2013a) 「学術共同体における中心性の変化と役割獲得：共同体参加過程に対するネットワークアプローチ」日本教育工学会研究報告集 2013 (1), 257-262ページ。
- 北村智・脇本健弘・松河秀哉 (2013b) 「学術共同体ネットワークにおける参加者の中心性変化と役割獲得」日本教育工学会論文誌 37 (Suppl.), 129-132ページ。
- Lave, J. and E. Wenger (1991) *Situated Learning-Legitimate Peripheral Participation*, Cambridge University Press. (J. レイブ・E. ウェンガー 佐伯胖訳 (1993) 『状況に埋め込まれた学習—正統的周辺参加—』産業図書)
- 松本雄一 (2015) 「実践共同体の形成と技能の学習—陶磁器産地における2事例をてがかりに—」ナレッジ・マネジメント研究第13号, 1-17ページ。
- 中野勉 (2011) 『ソーシャル・ネットワークと組織のダイナミクス—共感のマネジメント—』有斐閣。
- 鈴木努 (2011) 「Rによるネットワークのコア/周辺構造の分析」理論と方法 26 (2), 421-428ページ。
- 筒井万理子 (2015) 「実践共同体の可視化—共著関係ネットワークの分析から—」ナレッジ・マネジメント研究第13号, 35-49ページ。
- Wenger, E., R. McDermott and W. M. Snyder (2002) *Cultivating Communities of Practice*, Harvard Business School Press. (E. ウェンガー・R. マクダモット・W.M. スナイダー 野村恭彦監修 (2002) 『コミュニティ・オブ・プラクティス ナレッジ社会の新たな知識形態の実践』翔泳社)

謝辞

本論文の掲載に際しまして、本研究年報編集委員長植木英雄先生ならびにレフェリーの先生方に厚く御礼申し上げます。本研究はJSPS 科研費 (26780230) の助成を受けたものです。