

友人ネットワークの状態遷移図による分析

中 田 豊 久^{†1} 加 藤 義 彦^{†2,*1} 國 藤 進^{†2}

本論文では友人関係のネットワークについて、主にその成長過程について状態遷移図を用いて分析する。本研究における状態遷移図の状態とは、部分ネットワークのネットワーク構造である。ネットワーク内のある一部の構造が、どのように発展するのかを観測し、それらを足し合わせて状態遷移図としてみることにより、友人ネットワークの中でどのようなダイナミクスが行われているのかを明らかにする。調査対象のデータは、大学院入学直後の学生を対象として、同じ講義を受講するメンバの1人1人に対して、友人であるかどうかを1週間ごとに約2カ月の間アンケートにより取得した。取得したデータは、友人関係をエッジとした有向グラフとして表される。そしてその分析結果から、友人ネットワークを活性化させるためには、(1) 1組の友人関係が成立する前に、その他の人へのエッジが張られている方が、2者関係以上の関係形成が行われやすい、(2) 1組の友人関係が成立した後では、その2者から第3者へエッジが張られるよりも、その2者へ第3者がエッジを張る方が、その後の発展が行われやすい、という2つの知見を得た。これらは、コミュニティ活性化などに応用可能であると考えられる。

An Analysis of Friendship Network Using State Diagram

TOYOHISA NAKADA,^{†1} YOSHIHIKO KATO^{†2,*1}
and SUSUMU KUNIFUJI^{†2}

In this paper we analyze the process of growing friendship network using state diagram. The state means a partial network structure in the research. We observe the dynamics of the partial structure and summarize it using state diagram. We can see a characteristics of growing friendship network from the state diagram. Our data were collected by questionnaire from students who just entered a graduate school. They answered relationships with friends of all other members who joined the same lecture every week during about two months. These data are represented as directed network in which an edge shows a friendship. From the result of an analysis of the network the following two knowledge are found. (1) A probability of formation of more than two people

relationship is high, when there are other edges before formation of two people relationship. (2) After formation of two people relationship an edge from another person to either of the two people is better to form more than two people relationships than an edge from either of the two people to another person. These knowledge are useful to enhance human communities.

1. はじめに

ソーシャル・キャピタル(社会関係資本)という言葉が近年流行っている。ソーシャル・キャピタルとは、社会や組織もしくは個人にとって、人と人をつなぐネットワークが重要であるという考え方である。いい換えると、「人」「物」「金」以外の社会資本として「人のネットワーク」をとらえることといえる。そしてそのソーシャル・キャピタルの強化を支援するためにSNS(ソーシャル・ネットワーク・サービス)というシステムがある。このSNSでは主にコミュニケーションのための場が用意され、登録したユーザは様々な人とコミュニケーションをしたり、新しい知人を作ったりする。しかしより積極的な新しい出会いを支援する機能についてはあまり存在していなかったのが現状である。そこで我々は、SNSなどのシステムにおいてより積極的に人のネットワークを強化する仕組みを構築したいと考えている。そのためにはまず、人のネットワークというものがどういうものなのかについて理解しなければならない。

人のネットワークは特に計算機による支援がなくても、成長または衰退するものである。そのような自然に動作のある制御対象に何かしらの手立てを講じるためには、まず、その自然な動作を理解しなければならない。たとえばコミュニティが結果的に活性化したときに、それはその前に行った何かしらの手立てによるものなのか、それともその手立てとは独立した自然な成長によるものなのかを区別できなければならないであろう。そこで本研究では、この自然なコミュニティの成長について調査し、そのダイナミクスを明らかにする。

人間関係の成長過程は、従来は心理学や認知科学の分野において数多く議論されてきた¹⁾。

^{†1} 新潟国際情報大学情報文化学部情報システム学科

Department of Information Systems, School of Information and Culture, Niigata University of International and Information Studies

^{†2} 北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科

School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

*1 現在、無所属

Presently with an independent

それらの研究は、主に人間の内面に焦点を当てて、そもそも友人とは何なのか、そしてどのような場合に友人と認めるかなどを解明することを試みてきた。一方、近年の物理学においては数理モデルによって人のネットワークに限らず、様々なネットワークをモデル化する「ネットワーク分析」に関する研究が数多く行われている。それらの研究は、心理学や認知科学のとは対照的に、人間内部にはあまり踏み入らず、人と人のつながり（ネットワーク）のみをモデル化しようとしている。我々の研究でも同様に、主に後者のネットワーク分析の立場をとる。それは、SNS などのコンピュータシステムによるソーシャル・キャピタル支援を目標としているからである。SNS などでは知人や友人を設定することはよく行われるが、なぜ設定したのかという理由までは通常は分からない。

本研究の目的は、人のネットワークの成長を観察し、その特徴を理解することによって、ネットワークをより密にするための知見を得ることである。そして密になったネットワークは、結果的にコミュニティの活性化につながると考えている。そもそもコミュニティの活性度合いは、そのコミュニティを測る動的な指標であると考えている。たとえばコミュニティを形成するメンバー間でのやりとりの量（情報量）などで表すことができるかもしれない。一方、ネットワーク構造はコミュニティのインフラのような静的な指標と考えている。ネットワークを密にするということは、情報伝達のためのインフラを整備することであると考えている。

本稿は次のように構成されている。2 章では関連研究について述べ、本研究の位置づけを明らかにする。3 章では分析の手法や目的、および収集した友人関係データについて示す。4 章では、本研究で使用する状態遷移図について説明し、それを利用した分析方法について記述する。そして、5 章で分析結果について述べ、6 章でまとめる。

2. 関連研究

2.1 心理学の分野における友人関係

従来から心理学の分野では、友人関係の発達や消滅について分析が行われてきた。たとえば、自らを開示することによって友人関係を発達させたり、また、関係の初期段階で積極的な相互作用がなされない場合には、関係の消滅へ早く到達しやすいことなどが明らかとされている^{1),2)}。さらに個々人の特性からネットワーク全体がどのように変化するのかをシミュレーションによって解明しようと試みる研究もある^{3),4)}。一方、ソシオメトリと呼ばれるグラフ構造によって友人関係を図示し、視覚的にネットワークを理解しようとする手法がある^{5),6)}。特にグラフ構造で表された図を、ソシオグラムと呼ぶ。この手法は、可視化による理解の促進をすることが目的であり、ネットワーク構造の積極的な解析まではあまり行われ

ていない。

2.2 人間関係ネットワークのモデル化

ネットワークをモデル化する研究は、古くから様々な研究が行われている。1950 年代には、ランダムにエッジをネットワークに追加するランダムグラフ理論^{7),8)} から派生し、ランダムではないエッジを考慮した Biased Network モデルが Rapoport や Fararo らから提案された^{7),9),10)}。このバイアスには、たとえばエッジを張られたノードは、エッジを張り返す傾向が高いという Reciprocity バイアスや、ある 2 つのノードに対してともにエッジを張るノードが存在する場合、その 2 つのノードはそれぞれにエッジを張りやすいという Sibling バイアスなどがある。これらのバイアスにより人間関係のネットワークをモデル化する試みが行われていた。これらの研究は、1980 年代には、Exponential random graph model¹¹⁾ と、そのモデルの一般化¹²⁾ によって、たとえば三者関係などのネットワーク指標を定量的に求められるようになる。そして 1990 年代の終わりに、Watts¹³⁾ はスモールワールドと呼ばれる人間関係のネットワークの特徴をモデル化した WS モデルを提案し、さらに Barabasi ら¹⁴⁾ はスケールフリーと呼ばれるエッジの分布がベキ則に従う BA モデルを開発した。スケールフリーについては、人間関係というよりは機械的に作られたネットワークによく現れる現象であるため、これにノードがクラスターを形成しやすくするように変形させたモデル¹⁵⁾ など数多く提案されている。

そして WS, BA モデル以降には、数多くの人間関係ネットワークをモデル化する研究が行われている。Jin ら¹⁶⁾ は共通の知人がいると出会いやすくなることをモデル化している。Davidsen ら¹⁷⁾ は、友人に他の友人を紹介することと、人の寿命を考慮したモデルからスモールワールドやスケールフリーの特徴が現れることを明らかにした。Vertex fitness model¹⁸⁾ では、各ノードに割り当てられた重要度を指数とした対称式によってノード間にリンクが張られるかどうかを決定するというモデルが提案されている。この対称式やその引数を操作することによりスケールフリーなどの様々なネットワークを作ることができる。Newman²⁰⁾ のモデルでは、グループを定義し、そこにランダムに人が所属する。そして同じグループに所属する人は確率 p で知り合いになるというモデルを提案している。CNN モデル²¹⁾ では、共通の知人がいるとその 2 人の間にポテンシャルエッジと呼ばれるエッジ候補が作られ、そのポテンシャルエッジは本当のエッジになりやすいことをモデル化している。Caldarelli ら²³⁾ は、E-Mail の送受信ネットワークを重み付き有向グラフによって表し、スケールフリー性などの特徴が現れることを示した。

これらの人間関係ネットワークをモデル化する研究は、ネットワーク全体を数理的にモデ

ル化するものである。一方、本研究はそれらのモデルのもとになるネットワークの特徴を明らかにするものである。数多くのモデルでは、それぞれが何かしらの知見を基にして数式を作り、ネットワークを作っている。本研究ではその知見自身を定量的に見つけ出そうと試みるものである。

2.3 人間関係ネットワークの特徴分析

1960年代に Milgram²⁴⁾ は、無作為に抽出した人から人へ手紙を送る実験を行った。手紙を受け取った人は、手紙のあて先の人を直接知らなければ、その人を知っていそうな知人に手紙を託すということを繰り返し、最終的に6人程度の仲介によって手紙が目的の人に到達することを明らかにした。これにより、「米国のどんな人もたった6人の向こう側にいる」という人間関係ネットワークは人が思うほど大きくない、という知見を発見した。また、Newcomb²⁵⁾ は、寮に入った17人の新入学大学生らがどのように親密になっていくのかを観察し、入寮当時の初期の段階では部屋が近いという距離が影響し、時間が経つとともに似た者同士が親密になりやすいという類似性が親密さを形成する過程において重要になると報告している。70年代に Granovetter による「弱い紐帯の強さ²⁶⁾」という論文により弱い紐帯と呼ばれる人間関係のクラス間を接続するエッジが、新しい職を得ることに對して重要な役割を演じているという報告がなされた。

一方、高田ら²⁷⁾ は、3ノード部分ネットワークであるネットワークモチーフの時系列分析により、ノードが人でエッジがE-Mailの送信を表す有向ネットワークの成長過程を明らかにしている。ネットワークの部分構造に着目し、その成長過程を分析するという視点については我々と同様であるが、以下の3点が異なる。1つ目は、3ノード接続の部分構造のとらえ方である。高田らの手法では、3つのノードがエッジでつながったときにはじめて3ノードの部分ネットワークであると認識している。一方我々は、あらかじめ3ノードの組合せをすべて抽出し、その3ノードにどのようなエッジが張られていくかを、エッジがない状態も含めて観測している。高田らの手法の利点は計算コストが少ないことであり、大規模ネットワークの分析にも耐えることができるであろう。一方我々の利点は、エッジの生成過程をエッジのない状態から観測できることである。たとえば、2ノードが接続されていて、そこから3者関係に発展する様子を観測することができる。2つ目の高田らの研究と我々の研究の相違点は、分析するデータの違である。高田らの用いたE-Mail送受信ネットワークではすべての送受信を時間とともに記録しているため、ネットワークに新たなエッジが作られる(新たな人へメールが送られる)というイベントをすべて取得可能である。一方我々のデータは、エッジの生成を表す友人関係の生起を、直接的に観測することはできてい

い。友人関係が成立したときに逐一データをとることは困難であるため、1週間ごとの間隔でアンケートにより友人関係の状態を問い合わせ、前回の状態からの差分で新しいエッジの生成を観測している。最後の3つ目の高田らの研究との相違点は、変化していない部分ネットワークの扱い方についてである。高田らは変化のみに着目して分析を行っているが、我々は変化していない部分ネットワークも含めて分析をしている。これにより、たとえば、部分ネットワークがある状態に陥ると以後の発展が望みにくくなる、などの知見を得ることが可能になる。

3. 分析対象データと分析手法

ここでは、分析の目的、使用したデータ、および手法について示す。

3.1 分析の目的

分析の目的は、人のネットワークの成長を観察し、その特徴を理解することによって、ネットワークをより密にするための知見を得ることである。

3.2 分析手法

2ないし3ノードの部分ネットワークのすべての組合せを抽出し、その部分ネットワークの構造的な成長を観測する。そしてその部分ネットワークの状態を状態遷移図として表し、その遷移確率を求める。これにより、2ないし3ノードの部分ネットワークがどのように成長するのかを観測できる。

さらに、部分ネットワークの構造に依存するネットワークの成長と、それ以外の要因による成長を区別するために、ランダムにエッジを張るランダムネットワークの成長と比較を行う。ネットワーク構造以外の要因の場合、それはネットワーク構造とは無関係のエッジが張られるということになる。無関係であるのであれば、ネットワーク構造からみた場合、ランダムにエッジが張られるように見えるであろう。よってランダムネットワークと比較することにより、ネットワーク構造と無関係ではないパターンを抽出し、それがネットワーク構造に依存している可能性が高いと判断する。

3.3 分析するデータについて

分析データの取得方法についての概要を、表1に示す。北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科の入学直後の大学院生に対して、同じ講義を受講する人たちに対してアンケートにより友人関係を調査した。調査したグループは4つである。グループ間にメンバの重複はないため、合計で78人に対して調査を実施した。グループ1,2については2007年4月に入学した学生、グループ3,4については2005年4月に入学した学生に実施した。期

表 1 観測データについて
Table 1 Statistics of collected data.

実施場所	北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科
対象者	入学直後の大学院学生を対象に、同じ講義を受講する人で調査対象グループを形成する。 ・グループ 1 : 27 人 ・グループ 2 : 9 人 ・グループ 3 : 26 人 ・グループ 4 : 16 人 メンバー間に重複はない。
実施期間	グループ 1, 2 は 2007 年 4 月から、グループ 3, 4 は 2005 年 4 月からの講義が開催されている約 2 カ月間
調査方式	Web 上でのアンケートにより、同じグループのすべての他のメンバーに対して友人であるかを回答する。

間は、最初の講義が開催される約 2 カ月間の間実施した。アンケートは、1 週間ごとに取得している。アンケートでは、同じグループに所属するすべての他の人に対して友人であるかどうかを回答する。これをグループ 1, 2 では 9 回 (9 週間)、グループ 3 は 8 回 (8 週間)、そしてグループ 4 は最初の週はデータ取得をしておらず、7 回 (7 週間) 実施している。

本研究では、これらのデータはすべてのグループを足し合わせて分析に使用する。各グループごとの分析については本稿では取り扱わない。

3.4 データの概要

取得した友人関係データは、人がノードで友人関係がエッジの有向グラフとして表される。「友人」というものをすべての被験者において共通した概念として定義しているわけではないので、たとえば片方の人が友人と書いていても、他方はそう思っていないケースも現れる。そのデータをそのまま表現するために、無向グラフではなく有向グラフによって表している。収集したデータを表すネットワークは、ノード数の増減はほとんどなく、エッジ数が増減するのみである。入学直後の学生に対してデータを取得しているため、それぞれのグループのエッジ数は基本的には増えていく。各グループの調査開始時のエッジ数はそれぞれ、38, 4, 24, 9 である。そして約 2 カ月後の調査終了時には、103, 19, 94, 21 となる。

表 2 にそれぞれのグループごとの調査終了時点でのノード数、双方向、片方向エッジ数、ネットワーク密度、クラスタ率、ネットワーク直径の逆数を示す。ネットワーク直径とは任意の 2 ノード間の距離の平均のことである。未接続のノードがある場合には平均が無限大になり、比較不能になるため逆数をとる¹⁹⁾。ネットワーク密度、クラスタ率、ネットワーク直径の逆数のそれぞれの計算方法について以下に示す。

表 2 各グループの調査終了時点のネットワークにおける統計量。双方向、片方向エッジ数の括弧内は、そのそれぞれの割合を示す。またクラスタ率、直径の逆数の括弧内は、同じノード数、エッジ数のランダムネットワークにおけるその値を示す

Table 2 There are the numbers of nodes, undirected edges and directed edges, network densities, clustering coefficients and inversed diameter of each groups at the end of the survey. Figures in parentheses of the number of undirected and directed edges mean the ratio of it. Figures in parentheses of clustering coefficient and inversed diameter mean the value of random graph which has the same amount of nodes and edges.

グループ	ノード数	双方向エッジ数	片方向エッジ数	ネットワーク密度	クラスタ率	直径の逆数
1	27	27 (0.36)	49 (0.64)	0.15	0.17 (0.0)	0.36 (0.36)
2	9	9 (0.90)	1 (0.10)	0.26	0.43 (0.0)	0.34 (0.39)
3	26	28 (0.42)	38 (0.58)	0.14	0.29 (0.0)	0.28 (0.37)
4	16	8 (0.62)	5 (0.38)	0.088	0.33 (0.0)	0.11 (0.14)

$$L^{-1} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} d_{ij}^{-1} \quad (1)$$

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i \in V} C_i, \quad C_i = \begin{cases} \frac{2B_i}{k_i(k_i-1)} & k_i \geq 2 \\ 0 & k_i \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

$$D = \frac{E}{n(n-1)} \quad (3)$$

ここで、 L^{-1} はネットワーク直径の逆数、 C はクラスタ率、 n はノード数、 V はノードの集合、 d_{ij}^{-1} はノード i から j への最短経路数の逆数、 k_i はノード i と双方向リンクで接続しているノード (以後、隣接ノードと呼ぶ) の数、 B_i はノード i の隣接ノード間に存在する双方向リンク数である。そして E は双方向のリンクを 2、片方向を 1 と数えたときの総リンク数、 D はネットワーク密度である。

次に、それぞれのグループの調査終了時における次数分布を図 1 に示す。有向グラフであるため、入次、出次、双方向の分布の 3 つがある。それぞれおおむねエッジの多いノードは少ないという右下がりのグラフを示している。

調査終了時のネットワークは、同じノード数、エッジ数のランダムネットワークに比べて、大きなクラスタ率と、あまり変わらないネットワークの直径の逆数を持っているため、スモールワールド性があると見える。また、それぞれの次数分布は右下がりの傾向を示す

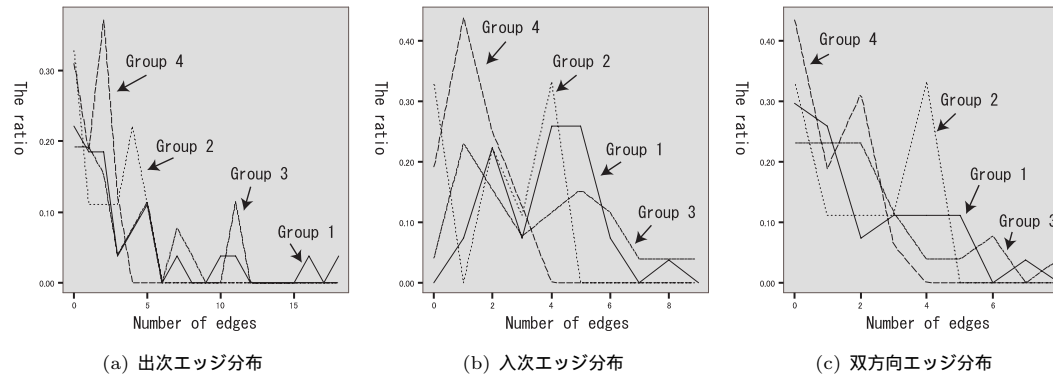


図 1 それぞれのエッジタイプごとの度数分布
Fig. 1 Degree distributions of out-, in-, and bi-edges.

が、対数グラフで直線となるべき則に従っているわけではない。よってスケールフリー性についてはないと見える。

4. 状態遷移図

4.1 部分ネットワークのネットワーク構造

本研究で用いる状態遷移図の状態とは、ネットワーク構造のことである。ネットワーク構造は、ノードを識別せずに、ノードとエッジが同じ形をしているものを1つの形として認識する。2ノードで構成されるネットワーク構造は3種類、3ノードの場合には16通りある。これらに図2のように番号を付け、以後で使用する。

本研究では、友人ネットワークから2ノード、または3ノードのすべての部分グラフを抽出し、その部分グラフのネットワーク構造がどのように変化するかを調査した。たとえばある3つのノードで構成される部分ネットワークがある時期にまったく間にエッジが存在しない状態4のネットワーク構造であったとする。次の調査タイミングで状態5の構造になれば、4→5への遷移が1つ観測された、というようにカウントする。

4.2 遷移確率について

状態遷移図における遷移確率は、図全体の遷移数に対する割合と、遷移前の状態からの遷移数に対する割合の2つが考えられる。前者を用いる場合、状態遷移図全体における頻出遷移パターンを観測することができる。しかしネットワークの成長過程に適用すると、多く

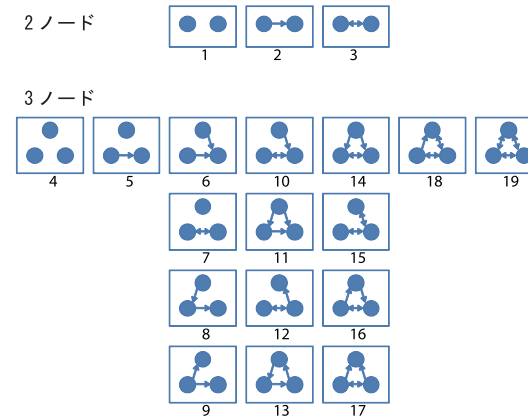


図 2 2ノード、3ノードのすべてのネットワーク要素(状態)。図の右方向に行くほど、エッジ数が増える。同じ列にある状態は、同じエッジ数であることを示している。

Fig. 2 All network fragments of two and three nodes. Right side means conditions with many edges. The number of edges on the conditions in the same column are same.

の部分ネットワークはエッジ数の多い部分ネットワークに成長せずに調査期間を終了するため、エッジ数の少ない部分ネットワーク間での遷移が目立つようになる。相対的にエッジ数の多い部分ネットワーク間の遷移はその特徴が発見され難い。一方、後者の遷移前の状態が

らの遷移数に対する割合を使用する場合、それぞれの状態における頻出する遷移パターンが発見できると考えられる。そこで本研究では遷移前の状態からの遷移数に対する割合を用いて、状態遷移図の遷移確率を表すこととする。この遷移確率は、遷移前の状態を条件とする、条件付き確率に相当する。

4.3 ランダムネットワークとの比較

ランダムネットワークとは、エッジがランダムに張られるネットワークのことである。我々が取得したデータには、どのような要因によってネットワークが成長または衰退しているのかを示すデータがない。しかしランダムネットワークと比較することによって、ランダムに生成されるエッジの可能性が高いのか、それ以外の要因による可能性が高いのかをある程度推測することができる。

我々が本研究で確認したいことは2つある。1つは、友人ネットワークを外から観察し、どのような現象が起こっているのかを確認することである。この現象にはネットワークの構造に起因する新しいエッジの生成だけでなく、偶然の出会いのようなランダムに発生する原因も含まれている。もう1つは、友人ネットワークを活性化させるための情報を得ることである。たとえば、ある状態にネットワーク構造がなるとさらに発展しやすい、などの情報が得られると有効に利用しやすい。このようなネットワーク構造に依存するネットワークの成長を発見したい。そこで友人ネットワークと同じノード数、エッジ数のランダムネットワークを作成し、それと比較することによって、ランダムで生成されるエッジの可能性が高いのか、そうではないのかを判別する。

今回我々が取得したネットワークデータは、エッジが追加されたり削除されたりするデータである。ランダムネットワークでは、同じ数だけのエッジをランダムに追加、削除することで作成する。今回はこのランダムネットワークをシミュレーションにより作成した。シミュレーションは10回行い、その平均値をランダムネットワークにおける遷移確率として採用した。

5. 友人ネットワークの特徴

ここでは、状態遷移図から明らかとなる友人ネットワークの特徴について示す。

5.1 2ノード部分ネットワークにおける状態遷移図

図3に2ノード部分ネットワークにおける状態遷移図を示す。遷移確率の高い遷移は、同じ状態へ遷移する自己ループの遷移である。この自己ループについてそれぞれの状態を比較すると、状態2の自己ループ遷移確率が低いことが分かる。これは、友人ネットワークにお

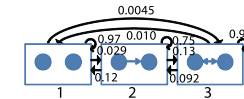


図3 2ノード部分ネットワークにおける状態遷移図
Fig. 3 State diagram of two node partial network.

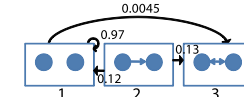


図4 ランダムネットワークと比較して確率の高い自己ループ遷移 (有意水準 5%)

Fig. 4 Transition with high probability compared with random network (significance level = 0.05).

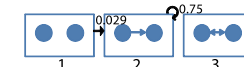


図5 ランダムネットワークと比較して確率の低い自己ループ遷移 (有意水準 5%)

Fig. 5 Transition with low probability compared with random network (significance level = 0.05).

いては非定着な状態と考えることができる。一方、友人ネットワークの成長については、何もない状態1からエッジが1つ生成される状態2への遷移よりも、状態2から完全グラフになる状態3への遷移の方が確率が高いことが分かる。これは、新しく友人関係を形成することよりも、他方からの関係に回答する方がより頻度が高く観測されることを示している。以前に数多く提案されている返報性⁷⁾という現象が現れている。

次に、この状態遷移図をランダムネットワークと比較する。それぞれの状態遷移確率を母比率の差の検定(カイ2乗検定)によって比較し、5%有意水準にて有意差のある遷移についてまとめる。図4にはランダムネットワークと比較して遷移確率の高い遷移を、図5には遷移確率の低い遷移を示す。図4から、状態1の自己ループ、状態1から3、状態2から3への友人関係を発展させる遷移、状態2から1への衰退する遷移が友人ネットワークにおいてよく観察されることが分かる。一方、図5からは、状態2の自己ループ、状態1から2への成長の遷移が友人ネットワークでは現れにくいことが分かる。つまり、友人ネットワークは、未接続のノードは未接続であり続ける、状態2は存在しにくい、そしてたとえ状態2になっても状態1か3へ移行しやすい、また、状態1から3へ1度に2つのエッジが張られることが多いことが特徴である。

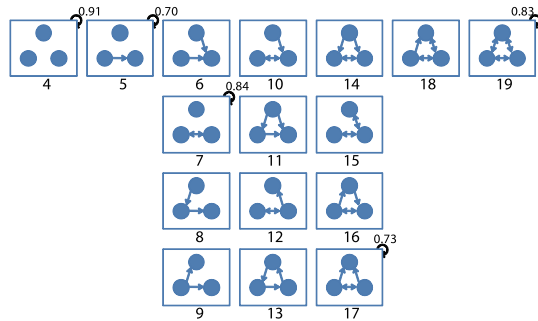


図 6 3 ノード部分ネットワークにおける遷移確率の高い上位 5 つの自己ループ遷移
Fig.6 High fifth own loops in three nodes partial network.

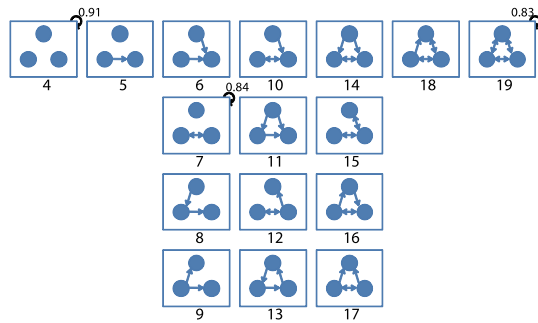


図 7 ランダムネットワークと比較して確率の高い自己ループ遷移 (有意水準 5%)
Fig.7 Own loops with high probability compared with random network (significance level = 0.05).

5.2 3 ノード部分ネットワークにおける状態遷移図

5.2.1 自己ループ遷移

図 6 に 3 ノード部分ネットワークにおける自己ループ遷移について、遷移確率の高い上位 5 遷移を示す。1 組の友人関係ができていない状態 7, 3 ノードの完全グラフである状態 19 などがある。

ランダムネットワークと比較して遷移確率の高い遷移を図 7 に、低い遷移を図 8 に示す。友人ネットワークでは、片方向エッジの存在しない状態 4, 7, 19 の自己ループがよく観測され、定着した状態であると考えられる。しかし同じく片方向エッジのない状態 15 だけは、ランダムネットワークの遷移確率とほとんど差のない確率であった。

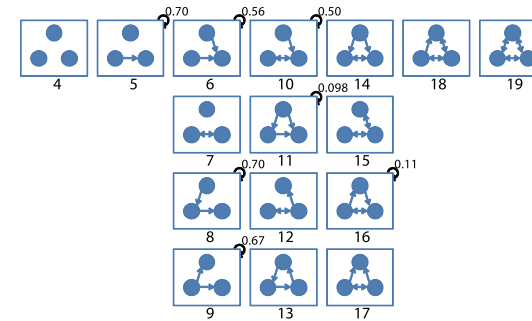


図 8 ランダムネットワークと比較して確率の低い自己ループ遷移 (有意水準 5%)
Fig.8 Own loops with low probability compared with random network (significance level = 0.05).

表 3 3 ノード部分ネットワークにおける双方向エッジが 1 度に生成されるケースの遷移確率

Table 3 Transition probabilities of the cases in which an undirected edge is created at a time.

遷移	遷移確率		有意確率
	友人ネット	ランダムネット	
4→7	0.011	0.0018	0.000
6→16	0.0054	0.00094	0.064
7→15	0.0063	0.0013	0.000
9→14	0.0	0.00013	0.751
15→19	0.037	0.0098	0.053

5.2.2 双方向エッジが 1 度に生成されるケースについて

友人ネットワークは、ランダムネットワークに比べて、双方向エッジが 1 度に生成されやすいと考えられる。そこで、そのようなケースについて、ランダムネットワークとの比較を行う。表 3 に、双方向エッジが 1 度に生成される 5 ケースの遷移確率と、ランダムネットワークにおける遷移確率、その 2 つの確率のカイ二乗検定による有意確率を示す。この表 3 には、たとえば状態 5→10 のように、双方向エッジが 1 度に作られたのか、またはすでにある片方向エッジが双方向に代わり、新たに片方向エッジが 1 つ追加されたのか判別できない遷移は除いている。

表 3 を 5%有意水準で見ると、4→7, 7→15 の 2 つの遷移のみが友人ネットワークにおいて特徴的な部分であることが分かる。

5.2.3 部分ネットワークの成長過程について

成長過程の遷移を分析するためにまず、被験者のアンケート回答による入力ミスなどを

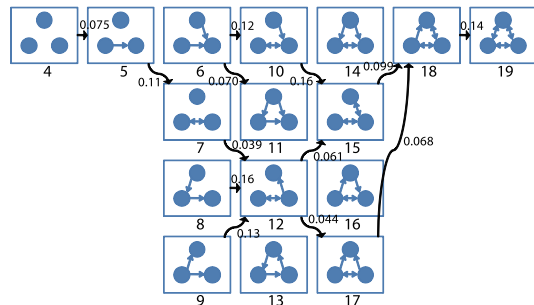


図 9 3 ノード部分ネットワークにおける状態遷移図．エッジが増える遷移の中で、遷移確率の高い遷移のみを表示している．

Fig. 9 State diagram of three nodes partial network. There are only high and growing transitions.

考慮して、10 回以下の遷移しか観測できなかった遷移については分析から除外する．次に、成長を示すエッジが増える遷移のみに着目し、遷移確率の高いものを図 9 に示す．図 9 は、エッジを表示する遷移確率を高い数値から徐々に下げ、0.038 以上の確率を持つ遷移を表示した図である．この 0.038 という確率を閾値として図示すると、エッジのない状態 4 から完全グラフである状態 19 までつながるパスが 1 つ現れる．そのパスは、 $4 \rightarrow 5 \rightarrow 7 \rightarrow 12 \rightarrow (15 \text{ or } 17) \rightarrow 18 \rightarrow 19$ である．これを P1 と呼ぶことにする．また、状態 6 をスタートとして $6 \rightarrow 10 \rightarrow 15$ に流れるパスと、状態 8, 9 をスタートとした $(8 \text{ or } 9) \rightarrow 12$ に流れるパスがある．それぞれを P2, P3 とする．P2 の終了状態である状態 15 と、P3 の終了状態である状態 12 からは、P1 に合流し状態 19 まで流れる．P1 は、最初に 2 者関係の成立 (状態 7) が起こり、そこから 3 者関係の状態 19 へと発展するケースであると見られる．一方、P2, P3 は、2 者関係ができたときにはすでに他者へのエッジがあり、そこから 3 者関係に発展していくケースである．

次に、ランダムネットワークと比較する．図 10 に図 9 の遷移の中でランダムネットワークと比較して遷移確率の高い遷移、図 11 には遷移確率の低い遷移を示す．ともに有意水準 5% においてカイ二乗検定で有意差がある遷移である．特徴的なところは、状態 7 から状態 12 への遷移は、ランダムネットワークにおいても頻繁に観測され、友人ネットワークではむしろ起こりにくい遷移となっていることである．状態 7 から状態 12 への遷移を含む P1 は、ランダムネットワークと比較すると起こりやすい遷移とはいえない．一方、P2, P3 は、状態 6 から状態 10 への遷移、状態 8 から状態 12 への遷移、状態 9 から 12 への遷移とす

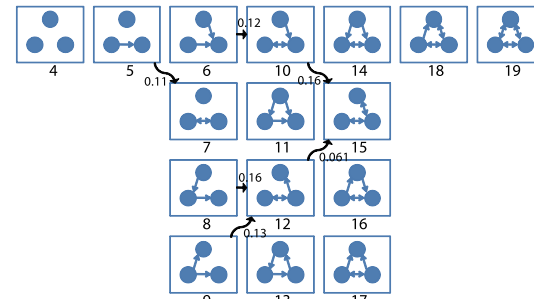


図 10 図 9 の遷移の中で、ランダムネットワークと比較して確率の高い遷移 (有意水準 5%)
Fig. 10 Transition with high probability compared with random network in figure 9 (significance level = 0.05).

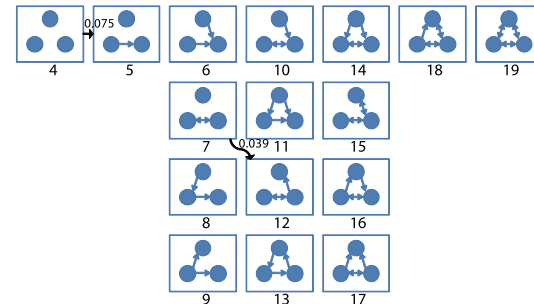


図 11 図 9 の遷移の中で、ランダムネットワークと比較して確率の低い遷移 (有意水準 5%)
Fig. 11 Transition with low probability compared with random network in figure 9 (significance level = 0.05).

べてランダムネットワークの遷移確率よりも高く、友人ネットワークではより多く観測されている．状態 15 以上の状態からの遷移は、ランダムネットワークと比較して差はない．しかし友人ネットワークとランダムネットワークの遷移確率はそれぞれ、状態 15 から 18 では 0.099 と 0.078、状態 17 から 18 では 0.068 と 0.023、状態 18 から状態 19 では 0.14 と 0.031 とすべて友人ネットワークの方が高い値になっている．以上より、2 者関係が先に成立する状態 7 を通るパスよりも、2 者関係ができたときにはすでに他者へのエッジが張られている状態から 3 者関係へと発展する方が、友人ネットワークの特徴であると考えられる．

95 友人ネットワークの状態遷移図による分析

表 4 2 エッジ状態から 3 エッジ状態以降への遷移。すべての友人ネットワークとランダムネットワークの差は、カイ二乗検定において有意差あり (5%有意水準)

Table 4 Transition probabilities from two edges conditions to more than three nodes conditions. All differences are significant (significance level = 0.05).

遷移	遷移確率	
	友人ネット	ランダムネット
状態 6 → 状態 10 以上	0.24	0.10
状態 7 → 状態 10 以上	0.061	0.10
状態 8 → 状態 10 以上	0.29	0.10
状態 9 → 状態 10 以上	0.16	0.067

5.2.4 状態 7 の定着性について

1 組の友人関係が成立している状態 7 は、1 度その状態になるとその後ネットワークが成長しない傾向があることがこれまでの分析で分かってきた。まず状態 7 の自己ループは、ランダムネットワークに比べて高い。さらに、前節において状態 7 から 12 への遷移についてもランダムネットワークよりも確率が低いことが分かった。そこでここでは、これら以外の遷移についても検証し、状態 7 の定着性についてさらに分析する。

状態 7 は、エッジが 2 本で形成されているネットワーク構造である。同様に 2 本のエッジで形成されているネットワーク構造には、状態 6, 8, 9 がある。ここではそれらの状態と、状態 7 の遷移について比較することにより状態 7 が発展しにくい状態であることを確認する。そこで、状態 7 を含む 4 つの状態から、エッジが 3 本以上で形成される部分ネットワーク (状態 10 以上) への遷移確率を求めた。その結果を表 4 に示す。ランダムネットワークにおける同じ遷移と比較すると、状態 7 からの遷移のみが低いことが分かる。このことから状態 7 は定着した状態であり、それ以上の成長が望まれ難い状態であると考えられる。

5.2.5 状態 7 からの発展方法について

1 度 2 者関係の状態 7 が成立した後に、そこからさらに発展させるにはどのようにすればよいのであろうか。2 者関係のみが成立した状態 7 に何かしらの手立てを講じて新しいエッジが追加されるとすると、2 者の友人関係へ 1 つのエッジが張られている状態 10 か、2 者の友人関係から 1 つのエッジが張られている状態 12 になる。前者の場合は、たとえば、第 3 者にすでに友人関係にある 2 人のうちどちらかを紹介する、後者の場合は、すでに友人関係にある 2 人のどちらかに第 3 者を紹介することに相当する。ここでは、その紹介によって状態 10 あるいは状態 12 が作られたときに、それ以降の発展性はどちらの方が有望であるかを考察する。

状態 10 からエッジ数が 4 本以上になる状態 14 以上への遷移確率を合計すると、0.23 になる。一方、状態 12 から状態 14 以上への遷移確率は、0.12 である。また、状態 10 と状態 12 の自己ループ遷移はそれぞれ 0.50 と 0.67 であり、状態 10 の方が小さい。ランダムネットワークの自己ループ遷移と比較すると、状態 10 は低く、状態 12 は有意差はない。つまり、状態 10 はその状態を維持しにくい状態であるといえる。以上のことより状態 10 は、状態 12 よりも自己ループ遷移確率が低く、かつエッジを増やす遷移確率が高いことから、より発展することを期待できる状態である。よって、すでに友人関係にある 2 人のどちらかに第 3 者を紹介するよりも、第 3 者にすでに友人関係にある 2 人のうちどちらかを紹介した方が、同じ 1 回の紹介であっても友人ネットワークをより活性化できると考えられる。

6. おわりに

本研究では、友人ネットワークを成長させるために、大学院入学直後の学生に対して、友人関係を問うアンケートを実施し分析した。

取得したデータを状態遷移図によって表し、まず遷移確率の高い遷移を確認し、次にランダムネットワークの遷移と比較することによってランダムに張られるエッジの要素を除外した友人ネットワーク特有の遷移を明らかにした。同じ状態へ遷移する自己ループとしては、1 組の友人関係が成立している状態や、エッジがすべて張られる完全グラフの状態が高い遷移確率を示した。これらは定着した状態であると見ることができる。友人関係が発展するパターンとしては、以下の 3 つのパターンを抽出した。

P1 4→5→7→12→(15 or 17)→18→19

P2 6→10→15→18→19

P3 (8 or 9)→12→(15 or 17)→18→19

P1 は、先に 2 者関係が成立し、そこから 3 者関係に発展するパスである。一方 P2, P3 は、2 者関係が成立したときにはすでに他者へのエッジがあり、そこから 3 者関係に発展していくパスである。これらをランダムネットワークと比較すると、P2, P3 のみが友人ネットワーク特有の特徴であることが分かった。P1 の遷移のうち、4→5 と 7→12 は、ランダムネットワークと比べるとむしろ起こりにくい遷移であった。特に状態 7 は定着した状態であり、1 度その状態になると発展しにくいことが分かった。そしてこの状態 7 になってしまった場合には、すでに友人関係にある 2 者のどちらかへ第 3 者を紹介するよりも、第 3 者へすでに友人関係にある 2 者のどちらかを紹介する方が、その後の発展性において期待できることが分かった。

以上のことより、友人ネットワークを活性化するためにできることを以下に示す。

- 2者関係の成立前に、いろいろなところにエッジを張らせると、2者関係以上の関係形成が行われやすい。
- 2者関係の成立後は、その2者からのエッジよりも、その2者に対するエッジを張る方が発展しやすい。

この得られた知見は、友人ネットワークのモデルを表すものではない。本研究ではネットワークの構造のみに着目して分析を行ってきた。しかし構造以外にもネットワークの成長に影響を与える要因は多くある。それらのすべてをモデル化することは困難であるため、本研究では得られるデータの範囲内で明らかとなる知識を得ることを目的とした。

また、ネットワーク構造は、コミュニティのインフラであると本論文では述べた。しかしその構造とコミュニティの活性化度との関係については明らかとされていない。今後は、このネットワーク構造と、実際にコミュニティが活性化しているのかどうかの関係について調べていく必要がある。

また、今回はコミュニティの立ち上がり時期を観測し、調査した。よってエッジの生成を多く観測することができたのであるが、しかしコミュニティの立ち上がりと、ある程度時間が経過して落ち着いた状態とでは違うメカニズムが支配している可能性もある。よって今回明らかとなった知見は、コミュニティ立ち上がりに限定されるものと考えの方がよいであろう。コミュニティの安定期に、どのような成長のためのメカニズムがあるかについては、今後の課題である。

友人ネットワークを制御するためには、遷移の因果関係を知ることが必要である。しかし観測したデータは、遷移前と遷移後という時間の経過から因果の可能性を示唆することはできるが、本当に因果関係があるのかどうかは分からない。そこで今後は、今回得られた仮説に基づき実際にネットワークに対して手立てを講じ、ネットワークが活性化されるかどうかを検証していきたいと考えている。

さらに、今回は2ないし3ノードの部分ネットワークに着目したが、より多くのグループにおけるインタラクションが、友人関係を左右している可能性も少なくない。そこで今後は、4者、5者関係の部分ネットワークや、ネットワーク全体の指標（クラスタ率やネットワーク密度など）とネットワークの成長についても分析し、今回得られた知見と比較していきたいと考えている。

参 考 文 献

- 1) 諸井克英, 中村雅彦, 和田 実: 親しさが伝わるコミュニケーション, 金子書房 (1999).
- 2) Duck, Steve (著), 和田 実 (訳): コミュニケーションと人間関係, ナカニシヤ出版 (2000).
- 3) Zeggelink, E.P.H., Stokman, F.N. and Van De Bunt, G.G.: The Emergence of Groups in the Evolution of Friendship Networks, *Journal of Mathematical Sociology*, Vol.21, No.1-2, pp.29-55 (1996).
- 4) 平松 闊: 友人選択過程のメカニズムをさぐる, ネットワーク・ダイナミクス社会ネットワークと合理的選択, 佐藤嘉倫, 平松 闊 (編著), 勁草書房 (2005).
- 5) Rapoport, A. and Horvath, W.J.: A study of a large sociogram, *Behavioral Science*, Vol.6, pp.279-291 (1961).
- 6) Guldner, C.E. and Stone-Winestock, P.: The Use of Sociometry in Teaching at the University Level, *Journal of Group Psychotherapy, Psychodrama & Sociometry*, Vol.47, Issue 4, pp.177-185 (1995).
- 7) Rapoport, A.: Contribution to the Theory of Random and Biased Nets, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol.19, pp.257-277 (1957).
- 8) Erdős, P. and Rényi, A.: On Random Graphs, *Publicationes Mathematicae*, Vol.6, pp.290-297 (1959).
- 9) Fararo, T.J. and Sunshine, M.: *A Study of a Biased Friendship Network*, Syracuse University Press, Syracuse (1964).
- 10) John, S., Thomas, J.F. and Filip, A.: Advances in Biased Net Theory: Definitions, Derivations and Estimations, *Social Networks*, Vol.26, pp.113-139 (2004).
- 11) Paul, W.H. and Samuel, L.: An Exponential Family of Probability Distributions for Directed Graphs, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.76, No.373, pp.33-50 (1981).
- 12) Frank, O. and Strauss, D.: Markov Graphs, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.81, pp.832-842 (1986).
- 13) Watts, D.J.: Networks, Dynamics and the Small World Phenomenon, *American Journal of Sociology*, Vol.105, pp.493-592 (1999).
- 14) Barabási, A.-L., Albert, R. and Jeong, H.: Mean-field Theory for Scale-free Random Networks, *Physica A*, Vol.272, pp.173-187 (1999).
- 15) Petter, H. and Beom, J.K.: Growing Scale-free Networks with Tunable Clustering, *Phys. Rev. E*, Vol.65, 026107 (2002).
- 16) Jin, E.M., Girvan, M. and Newman, M.E.J.: Structure of Growing Social Networks, *Phys. Rev. E*, Vol.64, 046132 (2001).
- 17) Davidsen, J., Ebel, H. and Bornholdt, S.: Emergence of a Small World from Local Interactions: Modeling Acquaintance Networks, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.88, 128701

(2002).

- 18) Caldarelli, G., Capocci, A., De Los Rios, P. and Muñoz, M.A.: Scale-Free Networks from Varying Vertex Intrinsic Fitness, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.89, No.25 (2002).
- 19) Newman, M.E.J.: The structure and Function of Complex Networks, *SIAM Review*, Vol.45, No.2, pp.167–256 (2003).
- 20) Newman, M.E.J.: Properties of Highly Clustered Networks, *Phys. Rev. E*, Vol.68, 026121 (2003).
- 21) Vazquez, A.: Growing Networks with Local Rules: Preferential Attachment, Clustering Hierarchy and Degree Correlations, *Phys. Rev. E*, Vol.67, 056104 (2003).
- 22) Diego, G. and Maria, I.L.: Patterns of Link Reciprocity in Directed Networks, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.93, 268701 (2004).
- 23) Caldarelli, G., Coccetti, F. and De Los Rios, P.: Preferential Exchange: Strengthening Connections in Complex Networks, *Phys. Rev. E*, Vol.70, 027102 (2004).
- 24) Milgram, S.: The Small World Problem, *Psychology Today*, Vol.2, pp.60–67 (1967).
- 25) Newcomb, T.M.: *The acquaintance process*, Holt, Reinhart & Winston New York (1961).
- 26) Granovetter, M.S.: The Strength of Weak Ties, *American Journal of Sociology*, Vol.78, pp.1360–1380 (1973).
- 27) 高田寛喜, 斉藤和巳, 上田修功: 時系列情報を考慮したモチーフパターン変化の分析, 電子情報通信学会第7回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (2006).

(平成 20 年 1 月 11 日受付)

(平成 20 年 7 月 14 日再受付)

(平成 20 年 8 月 26 日採録)



中田 豊久 (正会員)

1970 年生 . 2006 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科博士課程修了 . 同年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科研究員 . 2008 年より新潟国際情報大学情報文化学部情報システム学科講師 . 博士 (知識科学) . 人工知能学会 , 日本創造学会 , 電子情報通信学会各会員 .



加藤 義彦

1973 年生 . 2005 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科修士課程修了 . 現在 , ドイツ在住 .



國藤 進 (正会員)

1947 年生 . 1974 年東京工業大学大学院理工学研究科修士課程修了 . 同年富士通 (株) 国際情報社会科学研究所入所 . 1982 ~ 1986 年 ICOT 出向 . 1992 年より北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授 , 1998 年より知識科学研究科教授 , 2008 年より同大学院同研究科研究科長 . 博士 (工学) . 情報処理学会マルチメディア , 分散 , 協調とモバイル (DICOMO2008) シニアリサーチ賞 , 情報処理学会創立 25 周年記念論文賞 , 1996 年人工知能学会研究奨励賞各受賞 . 日本創造学会会長 . 人工知能学会 , 計測自動制御学会 , 電子情報通信学会等各会員 .