

中心性に着目した合理エージェントのネットワーク形成

Network Generation Model by Rational Agent based on Centrality

松尾 豊

Yutaka Matsuo

産業技術総合研究所 情報技術研究部門

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology / Japan Science And Technology Agency
y.matsuo@aist.go.jp, <http://www.carc.aist.go.jp/~y.matsuo/>

篠田 孝祐

Kosuke Shinoda

北陸先端科学技術大学院大学

Japan Advanced Institute of Science and Technology
kshinoda@jaist.ac.jp

中島 秀之

Hideyuki Nakashima

公立はこだて未来大学

Future University, Hakodate
h.nakashima@fun.ac.jp, <http://www.carc.aist.go.jp/~h.nakashima/>

keywords: centrality, scale-free network, multi-agent, voting

Summary

Scale-free and small-world networks receive much attention recently, that are revealed to exist in many natural and artificial systems. There have been several studies on how such networks emerge. In this paper, we propose a novel approach to explain the emergence of different network structures through multi-agent network simulation. Each agent, which represents a node, has rationality and edges to be added are chosen based on mutual common consent. An agent tries to increase its own centrality in the network, and it votes so that its centrality is maximized. Depending on the types of centrality measures, different types of network structures are obtained. This model of network evolution explains emergence of a network where many agents participate in creating it: It includes a social network where each person tries to be more central, and traffic network where each region tries to be more accessible.

1. ま え が き

近年, スモールワールド, スケールフリーといった complex network とよばれるグラフ構造に関する研究が盛んに行われている. スモールワールドは, ノード間のパス長が短く, クラスタ化されているグラフ^{*1}として定義される [Watts 99]. また, スケールフリーネットワークはノードの次数が k である確率分布が長い裾野を持つ, すなわちべき分布 $P(k) \sim k^{-\gamma}$ (ただし γ は定数) に従うグラフであり, 系に特徴的なスケールを決めることができないという意味で, scale-free (尺度のない) ネットワークと名付けられた. これまで, さまざまなネットワークがスモールワールド, もしくはスケールフリーの性質をもつことが示されている [Barabási 02].

これまでの研究では, スケールフリーネットワークは, ネットワークの成長とエッジの優先選択という2つの要因によって現れることが明らかにされている [Barabási

02, Newman 03]. ノードの次数^{*2}に比例した確率で新たなエッジが張られるという優先選択を行うとき, 得られたネットワークはスケールフリーとなる. 他にも, しきい値モデル, 遺伝子複製モデル, 最近隣接続法 (connecting nearest-neighbor model) など, スケールフリーネットワークの生成を説明するモデルが提案されている [林 04].

これまでのネットワーク生成のモデルは, システム全体を統一的な視点から捉えたモデルであった. これに対して, 我々は, 個々のノードをエージェントとみるアプローチを取る. 例えば, 道路網や人脈のネットワークを考えよう. 道路網は, もともとは近くの町同士を結ぶために発展してきたものであり, 町をエージェントと考えると, エージェントの効用を上げる (町と町間の移動を便利にする) エッジの形成過程とみることができる. 人脈のネットワークでは, 人がノード, 知り合い関係がエッジであり, 仕事や趣味での効用を上げる (仕事をうまく行ったり, 趣味をより楽しむ) ためのエッジの形成過程とみることができる. 個々のエージェントは自分たちにとっての効用を考慮した上で, 新しいエッジの形成

*1 一般に, エッジに重みや長さなどの値が付与されたものをネットワークといい, そうでないものをグラフという. 本論文で扱うものは, エッジに重みのないグラフであるが, 特に社会学ではネットワークという語の方が一般的であるため, 両方の用語を明確な区別なく用いる.

*2 ノードの持つエッジ数. 特に有向グラフのとき, ノードから出るエッジを出次数, ノードに入るエッジを入次数という.

に対する行動をとることがある。具体例を挙げると、交通網では、自分たちが便利になるなら高速道路の建設に賛成するが、そうでなければ中立もしくは反対する。仕事上の人のつながりでは、重要な人との関係を重視したり、自分の身内のグループに入る人は慎重に選ぶなどの行動である。したがって、現実のネットワークには、各ノードに代表される意志決定主体の合理的判断の総体として、新しいエッジの形成が影響される側面があるのではないだろうか、というのが我々の主張である。

本研究では、ネットワークにおけるノードが、ネットワークに関して完全情報を持ち、非常に簡単な基準に従って投票行動を行うエージェントであると考え、各エージェントの投票行動によって新しく作られるエッジが決まるというネットワークの成長モデルを提案する。エージェントの合理性の基準を、社会学で古くから用いられているネットワークの中心性によって定め、異なる中心性の指標によりどのようにネットワークの成長が異なるのかを概観する。

本研究では、人の関係ネットワーク、企業間関係ネットワーク、道路網など、各ノード（人、企業、地域）を意志決定主体と見なすことができ、他との関係性に対して影響力を持ち得るネットワークを対象とする。送電網や神経網など、各ノードが意志決定主体と見なせないものは（本研究の知見による分析は可能であるかもしれないもの）本研究の直接の対象とは考えない。

以下、2章ではシミュレーションモデルについて述べ、3章ではシミュレーションの結果を示す。4章ではその考察を行う。5章で関連研究と議論を述べ、最後に結論を述べる。

2. シミュレーションモデル

2.1 ネットワークの中心性

何らかの組織やグループがあるとき、中心的な存在、他者に影響を与え得る存在を、ネットワーク的な視点から捉えようというのがネットワークの中心性の分析である。ネットワークの中心性の概念が最初に用いられたのは、1940年代、Bavelasによってであり [Latora 04]、それ以来、多くの中心性の指標が提案されてきた。しかし、どういう視点から中心的な行為者を捉えるかによって、さまざまな指標が存在する [安田 01]。

なかでも有名なものは、Freeman がまとめた次の3つの中心性の定義である。

- (i) Degree ノードの次数。つまりノードがもつエッジの数であり、他のノードとの活動量を表していると考えられる。行為者が他の行為者と多くのエッジを保持するほど中心的であると解釈するのが、Degree による中心性である。
- (ii) Closeness あるノードから他のすべてのノードに到達する最短距離の平均。他の人々に到達するため

に必要な距離が短いほど、その人はネットワーク内のすべての人に容易に到達でき、中心性が高いと解釈するのが Closeness による中心性の指標である。

- (iii) Betweenness あるノードが他の2点の最短パスにどれだけ含まれるか。情報伝達の連鎖のネットワークでは、ある一人の人が存在しなければ、ネットワークの一部の人々への情報伝達経路が絶たれてしまうような状況が起こり得る。行為者間の連結関係上の重要性に注目した中心性の指標が、Betweenness に基づく中心性である。

各指標はそれぞれどのように正規化するかなどによってバリエーションがある。また、Betweenness に関しては、最短パスに基づくものだけでなく、可能なパス全てを考慮するものや、最近ではランダムウォークに基づくもの [Newman 05] なども提案されている。

一方、計算機科学の分野で、近年 Google に用いられ有名になったのが PageRank [Brin 98] という指標である。

- (iv) PageRank 重要度の高いノードからエッジを張られているノードは重要である。同じ重要度のノードからのエッジであっても、次数の少ないノードからのエッジが、重要度により大きく寄与する。Degree による中心性の短所は、連結対象である点をその次数に関わりなくすべて同等に扱っているにあるが、PageRank では、中心性の高い点とのエッジを重視し、中心性を考える。

PageRank は、ネットワーク分析の分野で固有ベクトル中心性として知られているものとほぼ同じ指標である*3。

ネットワークの中心性は、社会学におけるネットワーク分析の大きなトピックのひとつであり、個々のノードの効用を考える上で重要な概念である。例えば、取り引き先企業数を増やしたいという企業の行動は Degree を大きくする行動、他の都市へのアクセスをよくしたいという道路網の建設は Closeness の中心性を上げる行動、情報の流れのポイントを抑えたいという行動は Betweenness を上げる行動、コミュニティ内での名声を上げたいという行動は PageRank を上げる行動としてそれぞれ近似することが可能であろう。ネットワークの中心性は古くからさまざまなものが提案されており、また近年でも新しく提案されているが、本研究では、特に代表的な (i) Degree, (ii) Closeness, (iii) Betweenness, (iv) PageRank を対象として扱うことにする。

*3 計算機科学の分野では、PageRank という語の方が知られているため、本論文では固有ベクトル中心性ではなく PageRank を用いる。両者の違いは、PageRank が直接リンクがないノードへの確率的な推移も考慮している点、正規化された形での遷移確率行列を用いている点である。通常、PageRank は有向グラフに対して用いられるが、本論文では無向グラフを扱うので、各エッジが両方向のエッジからなると仮定し、同様の計算を行う。

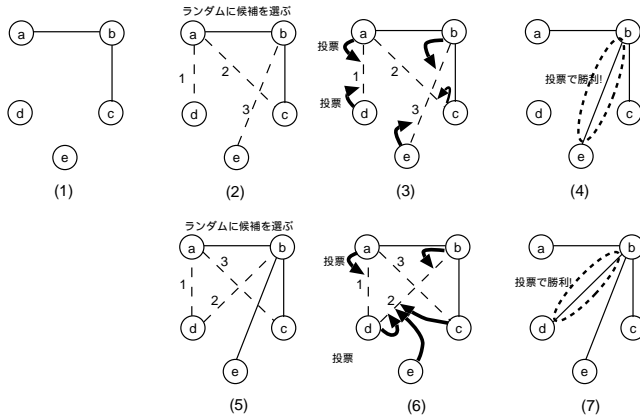


図 1 ネットワークの成長の例.

2.2 シミュレーションの設定

本論文では、各ノードをエージェントと考え、各ノードが自分の中心性を上げるようなエッジの建設に投票し、多くのノードから賛成を得られたエッジが実際に建設されるというモデルを提案する。アルゴリズムの概要を図 2 に示す。評価尺度 f は、前節で述べた中心性の指標のいずれかである。各ノードは評価尺度に基づいて投票を行い、最も得点の高いエッジが建設される。これを反復することでネットワークが成長する。ここではエージェントが完全情報を持つと仮定しているが、これについては 5.2 節で議論する。

図 1 に例を示す。ネットワークのノードは 5 個 ($n = 5$)、エッジの候補数は 3 ($c = 3$) としよう。評価尺度 f として、Closeness による中心性 (Closeness の逆数^{*4}) を用いる。すでにエッジが 2 つ張られている状態 (図中 (1)) を考える。建設するエッジの候補をランダムに選んだ状態が図中 (2) であり、エッジ 1, 2, 3 が候補として選ばれている。次に各ノードは投票を行う (図中 (3))。その投票の様子を示したのが表 1 である。例えば、ノード a は、エッジ 1 が建設された場合には $f = 1/2.25^{*5}$ 、エッジ 2 が建設された場合には $f = 1/3$ 、エッジ 3 が建設された場合には $f = 1/2.5$ となり、 f の大きい方から順に、エッジに 1 に 2 点、エッジ 3 に 1 点、エッジ 2 に 0 点を投票する。全ノードの合計では、エッジ 3 が最も大きい得点 7 点を獲得するので、エッジ 1 が建設される (図中 (4))。同様に、次の反復ではエッジ候補が新たに 3 つ選ばれ (図中 (5))、これに対して投票が行われ (図中 (6)、表 2)、エッジ 2 が選ばれ実際に建設される (図中 (7))。これを規定のエッジ数に達するまでくり返す。

さて、このモデルは、各ノードの評価関数の計算と投票行動をできるだけ簡単にモデル化したものであるが、モデル化にあたっては次のような要素を考える必要がある。

*4 Degree, Betweenness, PageRank と異なり、Closeness は小さい方が中心的なことを表すので、逆数を用いる。
 *5 詳細は後述するが、ノード a から b, c, d, e へはそれぞれ距離 1, 2, 1, 5 であり、平均は 2.25 となる。

1. 初期状態の設定
 - n 個のノードがあるとする。エッジの候補数 c を定める。
2. 建設するエッジの候補を選ぶ
 - ランダムにノードを選択。選択されたノードから可能な (まだ張られていない) エッジをランダムに選択し候補とする。エッジ候補が c 個に達する、もしくは可能なエッジがなくなるまで繰り返す。
3. 候補のエッジの評価と投票
 - 各ノードは、 c 個のエッジの候補に対して、エッジが加えられた状態のネットワークを想定し、評価尺度 f に従って評価を行なう。
 - 評価の高いものから、 $c-1, c-2, \dots, 0$ と点をつける。同じ評価値のものが複数ある場合は、それらにランダムに順位をつける。
4. エッジの建設
 - 評価の合計が最も高いエッジ候補に対しエッジを張る。
5. 反復
 - 与えられたエッジの数に達するか、すべてのエッジが張られれば終了。そうでなければ 2 にもどる。

図 2 アルゴリズムの概要.

表 1 各ノードの投票 1.

	a	b	c	d	e	合計
エッジ 1	2	1	1	2	0	6
エッジ 2	0	0	0	1	1	2
エッジ 3	1	2	2	0	2	7

表 2 各ノードの投票 2.

	a	b	c	d	e	合計
エッジ 1	2	1	1	1	1	6
エッジ 2	1	2	2	2	2	9
エッジ 3	0	0	0	0	0	0

候補の選び方 どのように投票の対象となるエッジの建設を選ぶかである。本研究では、最も簡単な設定としてランダムにエッジを選択する戦略 (厳密にはランダムにノードを選択した後、選択されたノードとまだリンクされていないノードの集合からランダムにノードを選択しリンクする戦略) を用いた。選択する候補数 c をパラメータとすることで、 $c = 1$ ならば完全なランダム、 c を最大候補数にすれば、可能な全エッジ数の中で最もよい候補が選択されることになる。したがって、候補の数を少なくすることは、ランダムな要素を強めることに相当する。

投票の方式 投票の方式としては、実社会でよく用いられている単記投票や、1 位のものから順に高い得点をつけていく順位評点法 (ボルダ法) がある [今野 92]。本研究では、単純多数決勝者と一致する確率が高い、よい投票方式のひとつである順位評点法を用いた。なお、最も高い得点を獲得する候補が複数ある場合には、そのうちからランダムに選択する。

エージェントの評価尺度 各エージェントは、各エッジ候補に対して評価を行い、最も評価尺度 f の値の高

い候補から順に高い得点をつけていく．評価値の計算には，そのエッジが建設された場合のエージェント自身の中心性を用いる．そのために，前節で述べた4つの中心性の指標を用い，4種類の設定でシミュレーションを行うことになる．

4つの中心性の計算を厳密に記述すると以下のようになる．本論文では，無向グラフを扱い，ノードの集合を V ，エッジの集合を E ，ノード数を n ，エッジ数を l ，ノード i とノード j をつなぐエッジを e_{ij} ，ノード i からノード j までのグラフ上の距離を d_{ij} とする．

Degree ノード i の次数．つまり， i が与えられたときの $e_{ij} \in E$ の数．

Closeness ノード i からノード j ($j \in V, j \neq i$) への距離 d_{ij} の平均の逆数であり， $\frac{1}{\sum_{j \in V, j \neq i} \frac{d_{ij}}{n-1}}$ で表される．通常，距離に基づく中心性では，2つのノードが非連結の場合に距離が ∞ となってしまうが [安田 01]，本論文ではノード i とノード j が非連結の場合は， $d_{ij} = n$ とする．

Betweenness 全てのノードの組 j, k ($j, k \in V, j \neq i, k \neq i$) の最短パス $path_{jk}$ にノード i が含まれる総数．

PageRank はじめに全てのノード i ($i \in V$) に活性値 $p_i = 1$ を割り当てる．各ノード i は，活性値のうち α の割合を，隣接するノード j ($e_{ij} \in E$) に等分に分配する．また，活性値のうち $(1 - \alpha)$ を，他の全てのノードに均等に分配する．これを反復し，収束した値を各ノードの PageRank 値とする．なお，隣接するノードがないときは，活性値を他の全てのノードに均等に分配する． α は [Brin 98] にしたがって 0.85 とした．

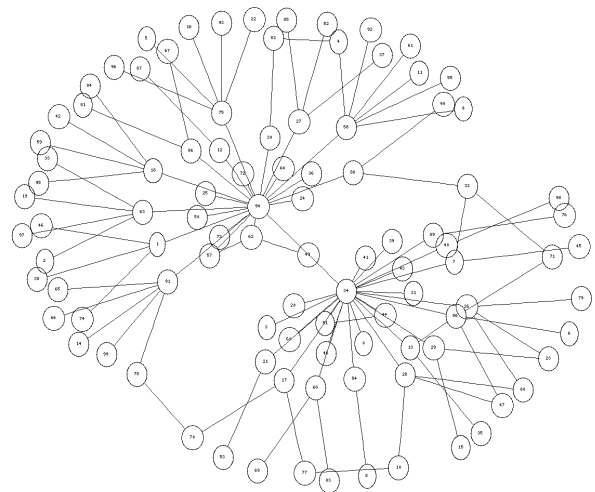


図 4 Closeness を用いた場合のネットワークの典型的な例． $n = 100, c = 275$ で 110 エッジまで張った状態．

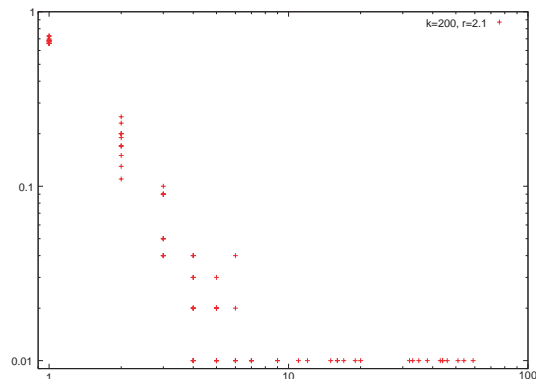


図 5 Closeness を用いた場合の次数分布 ($n = 100, c = 200$)．

3. ネットワークの成長と緒量

本章では，4つの中心性を用いた場合それぞれのシミュレーションの結果を示す．ネットワークの成長の様子を図示すると同時に，ネットワークの緒量を示し，その違いについて述べる．

3.1 Closeness を用いた場合

まず，Closeness を用いた場合をみてみよう．図 3 がネットワークの生成の様子である．ノード数 $n = 100$ ， $c = 200$ であり，エッジが 10 本生成されるごとのスナップショットを示している．なお，図示には自動描画アルゴリズムを用いているので，ノードの絶対的な位置は意味を持たない．

最初はエッジがない状態から，小さい連結成分がいくつか生成され，その後ひとつの大きな連結成分にまとまる．その後は徐々にネットワークが複雑になっている．中心には多くのエッジを持つハブが出現している様子がわかる．周辺部はこのハブのいずれかに接続している．

c の値を増減させると， c を小さな値にするとランダムな要素が強くなり顕著なハブは出現しないが， c をより大きな値にすると，ハブが出現する．特に，図 4 のような 2 極化，3 極化したハブが形成されることもある．

$n = 100$ の場合のネットワークの次数分布を図 5 に示す．両対数グラフで直線状の分布が得られており，スケールフリーネットワークの特徴を示しているものの，極端にエッジ数の多いノードも存在する．図 6 は， $n = 1000$ の場合の次数分布を示しており，この傾向がさらにはっきりしている．少数の非常に大きな次数のノードが存在する．

表 3 は，いくつかの c に対する Characteristic Path Length L と Clustering coefficient C の値を示している．グラフが連結していない場合には，最大連結成分の L と C を記す．Closeness に関しては，孤立ノードまで含めた場合の L が最も小さく， c が大きくなるにしたがってさらに L が小さくなっていることが分かる．

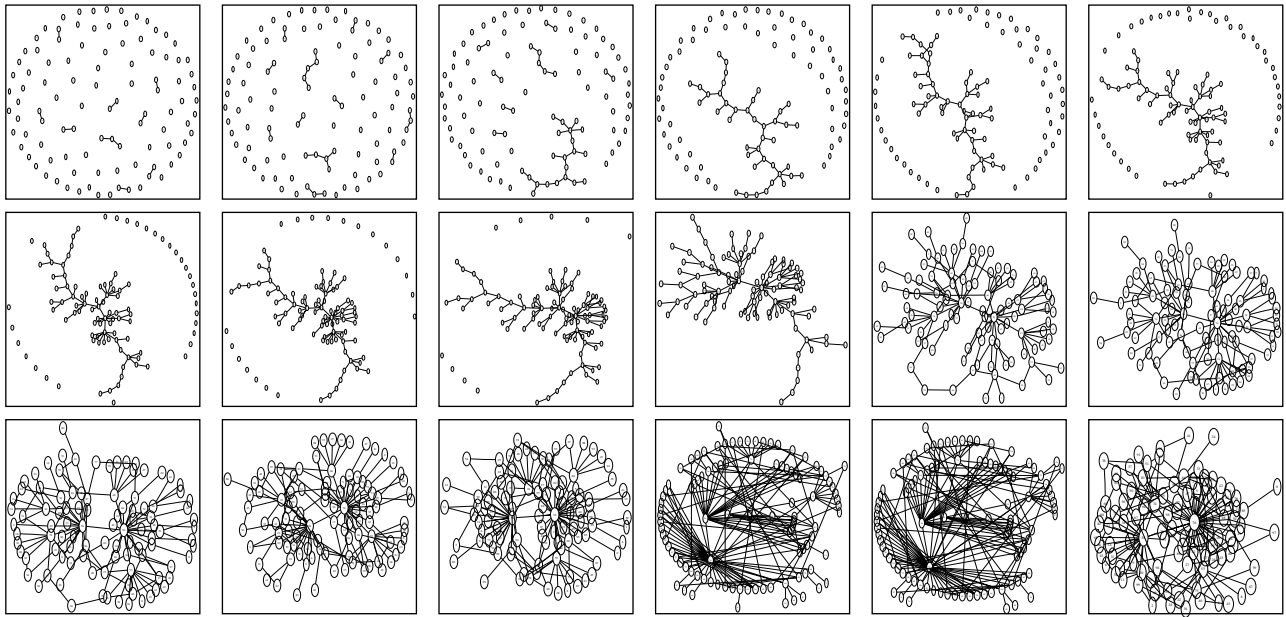


図 3 Closeness を用いた場合のネットワークの生成の様子 . $n = 100, c = 200$. 180 エッジまで張った場合 .

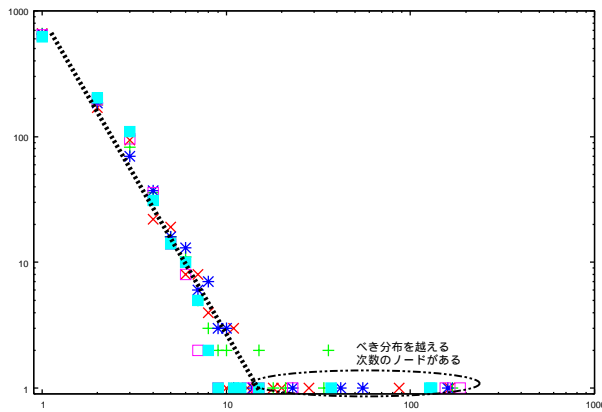


図 6 Closeness を用いた場合の度数分布 ($n = 1000$) .

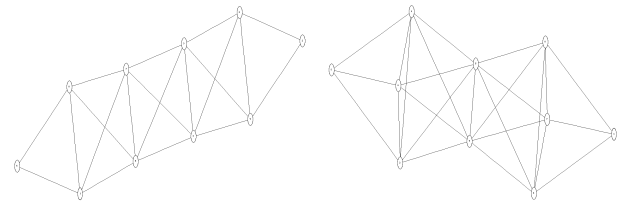


図 7 Betweenness を用いた場合のネットワークの典型例 . ただし, $n = 10, c = 45$ で 20 エッジ, 25 エッジまで張った場合 .

しないことが分かる .

3.2 Betweenness を用いた場合

Betweenness を用いた場合のネットワークの成長の様子を図 8 に示す . ひも状に連結成分が延びていき, Closeness の場合とほぼ同じエッジ数 ($l = 100$ 程度) で全ノードが連結される . その後は, ネットワークが複雑になっていくが, ネットワーク上で距離の近いノード同士をつなぐエッジが好んで建設される . 典型的には, 図 7 に示すような, 近傍のノード同士がエッジでつながれたネットワークが出現する .

個々のエージェントが Betweenness を上げるためには, 結果的に L が大きいグラフを作れば最短パス自体が長くなり, 最短パスに含まれる割合である Betweenness が上がるという仕組みでこのネットワークが出現する . 表 3 から分かるように, L が最も大きく, また c が大きくなるにしたがって L が大きくなっている .

ネットワークの度数分布を図 9 に示す . $n = 100$ の場合, 度数 2 が最も多く, 度数が 10 以上のノードは存在

3.3 Degree を用いた場合

中心性として Degree を用いた場合, 図 10 に示すようにネットワークは成長する . 最初はノード数 2 の連結成分が多くでき, そのうち大きな連結成分ができてくる . ハブができるわけでもなく, またひも状に成長するわけでもない . 最大連結成分への孤立ノードの引き込みは遅く, $l = 150$ でも孤立ノードは依然として存在する .

Degree の場合には, 新たに建設するエッジがどこであろうと, その両端のノードしか中心性が上がらない . したがって, 各エッジは両端のノードからの票と, その他のノードからのランダムな票を獲得することになり . どのエッジも獲得する合計点の期待値に違いはない . したがって, 結果的にランダムにエッジが張られることになる .

ネットワークの度数分布を図 11 に示す . 最もノード数が多いのは度数 2 であり, 極端に度数の大きいノードは存在しないポアソン分布を示している . また, 表 3 に示すように, クラスタリング係数は小さく, L も比較的小さい . これはランダムグラフの特徴と一致する .

表 3 エッジ選択候補数 c の設定の違いによる L と C の値 .

用いる中心性	パラメータ	平均次数	L	C
Closeness	$c = 20$	2.1	4.54 (4.72)	0.000655 (0.00857)
Closeness	$c = 100$	2.1	3.54 (4.54)	0.00898 (0.00766)
Closeness	$c = 200$	2.1	3.32 (3.32)	0.00765 (0.00582)
Closeness	$c = \max$	2.1	2.49 (2.49)	0.0212 (0.0212)
Betweenness	$c = 20$	2.1	8.28 (8.46)	0.00565 (0.00564)
Betweenness	$c = 100$	2.1	8.45 (8.62)	0.00552 (0.00381)
Betweenness	$c = 200$	2.1	8.54 (8.54)	0.00796 (0.00796)
Betweenness	$c = \max$	2.1	9.97 (9.97)	0.0113 (0.0113)
Degree	$c = 20$	2.1	5.50 (38.8)	0.0117 (0.0103)
Degree	$c = 100$	2.1	5.45 (35.2)	0.0166 (0.0144)
Degree	$c = 200$	2.1	5.19 (36.2)	0.0140 (0.0123)
Degree	$c = \max$	2.1	4.85 (35.6)	0.0170 (0.0149)
PageRank	$c = 20$	2.1	2.27 (86.3)	0.201 (0.0751)
PageRank	$c = 100$	2.1	1.82 (93.7)	0.425 (0.109)
PageRank	$c = 200$	2.1	1.69 (96.1)	0.593 (0.131)
PageRank	$c = \max$	2.1	1.50 (96.14)	0.866 (0.175)

括弧内は、孤立ノードも含めて計算したものである。ただし、非接続の2点間の距離は n 、隣接するノード数が0または1のノードの C は0としている [Newman 03] .

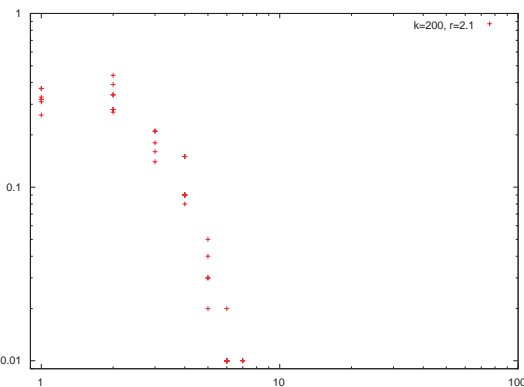


図 9 Betweenness を用いた場合の次数分布 ($n = 100$) .

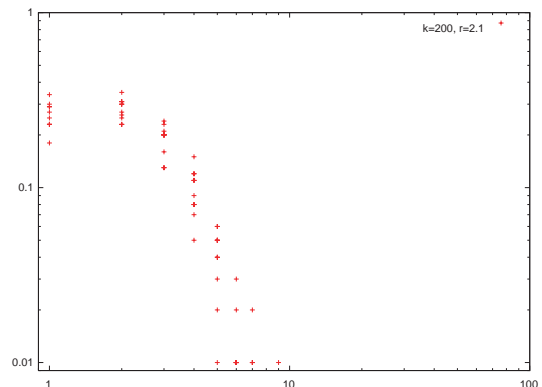


図 11 Degree を用いた場合の次数分布 ($n = 100$) .

3.4 PageRank を用いた場合

中心性として PageRank を用いた場合のネットワークの成長を図 12 に示す . 大多数のノードは孤立ノードであり、一部のノードが連結成分を構成し、その中だけでエッジが張られていく様子が分かる . 他の場合と比べ、孤立ノードを引き込むスピードは極端に遅く、 $l = 150$ でも 7 割程度のノードが孤立ノードとなっている .

表 3 では、孤立ノードも含めて計算した L は非常に大きくなっている一方で、孤立ノードを除外した L は 1.5 ~ 2 程度と最も小さい . また、 C は他に比べて非常に大きく、連結成分内では近傍でエッジを張り合っている状態であることが分かる .

ネットワークの次数分布を図 13 に示す . 各次数がほぼ一様に分布しているが、極端に次数の多いノードは存在しない .

表 4 Closeness の場合の投票 .

	a	b	c	d	e	f	g	計
エッジ 1	3	3	3	2	3	1	1.5	16.5
エッジ 2	0.5	0.5	0.5	0.5	0	1	1.5	4.5
エッジ 3	2	2	2	3	2	1	1.5	13.5
エッジ 4	0.5	0.5	0.5	0.5	1	3	1.5	7.5

4. ネットワークの生成の考察

本章では、用いる中心性によって得られるネットワークがなぜ異なるのかを考察する .

4.1 Closeness を用いた発展の仕組み

まず、Closeness の場合について考える . ここでは、ハブとなるノードがあるとき、新しく建設されるエッジは

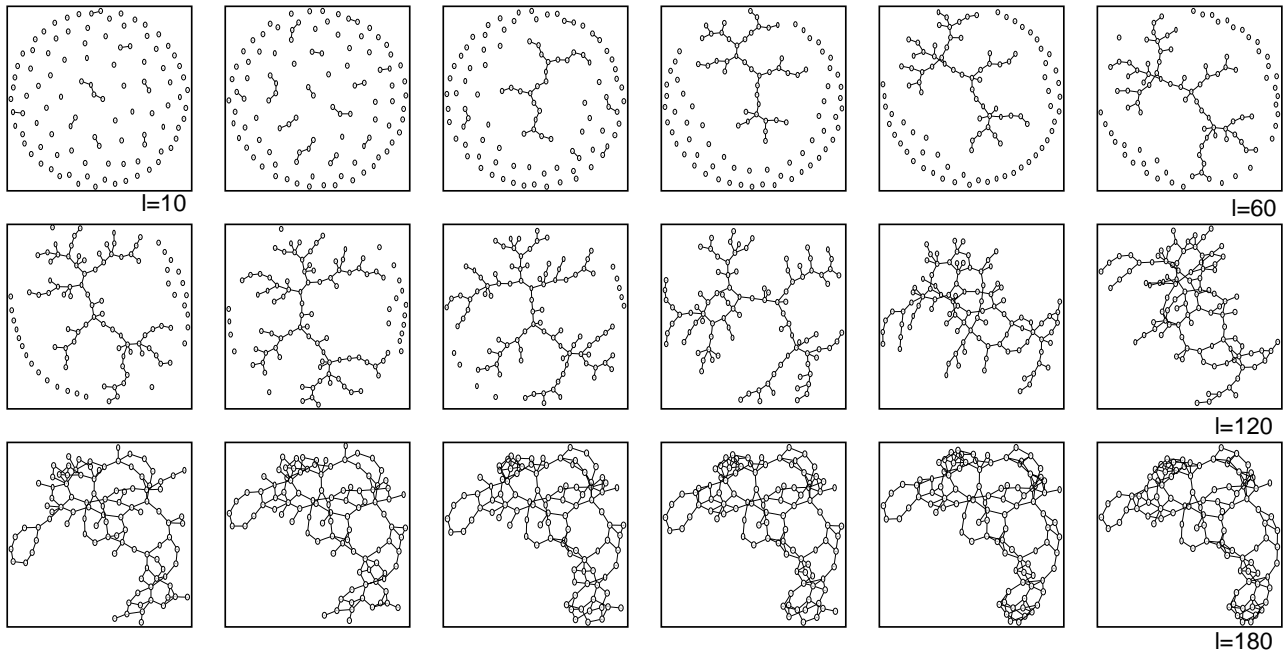


図 8 Betweenness を用いた場合のネットワークの生成の様子 . $n = 100, c = 200$. 180 エッジまで張った場合 .

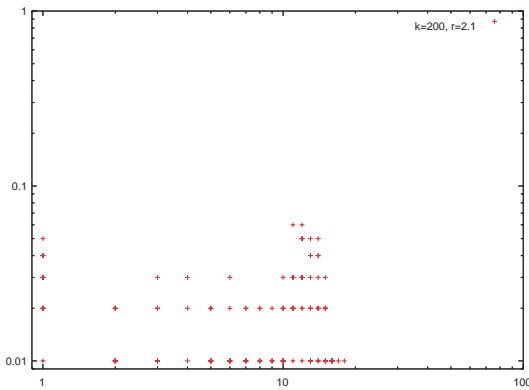


図 13 PageRank を用いた場合の度数分布 ($n = 100$) .

さらにハブを成長させやすいことを示す .

図 14 に示すようにハブが構成されつつある状態を想定する . このとき , エッジの候補としては , 次の 4 つが考えられる .

- エッジ 1 ハブと孤立ノード (ノード a と e) をつなぐエッジ
- エッジ 2 ハブにつながれたノード同士 (ノード c と d) をつなぐエッジ
- エッジ 3 ハブにつながれたノードと孤立ノード (ノード d と e) をつなぐエッジ
- エッジ 4 孤立ノード同士 (ノード e と f) をつなぐエッジ

仮に , エッジ 1 ~ 4 の 4 つが候補であるとする , 各ノードの投票は表 4 となる . なお , エッジ候補数は 4 なので , 各エッジに対して 3 点 , 2 点 , 1 点 , 0 点を割り当てることになる . 同点の場合は実際にはランダムに順位をつけるが , ここでは期待値を表すためにその平均を得点とし

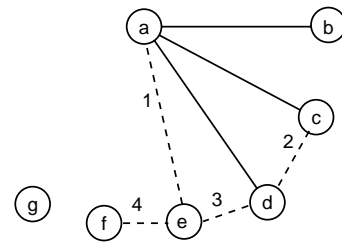


図 14 Closeness の図解 .

ている .

表から分かるように , エッジ 1 が最も得点が高くなる . ハブから接続された各ノード (ノード b, c, d) から見ると , ハブと孤立ノードが接続されるエッジ 1 は得点が高く , 第 1 位か少なくとも第 2 位の得点となる . また , 孤立ノード (ノード g) は自分が接続されるエッジ以外には選好の順序はない . したがって (確率的な要素を除けば) 総合的にはハブと孤立ノードを接続する候補が選ばれ , ハブがさらに発展することになる .

現実の例で考えてみると , 例えば , 航空路線では東京や大阪などごく少数の空港がハブとして機能しているが , これは各地域が他の地域への到達しやすさを追求した結果 , 結局ハブ空港へつながることが Closeness という点では全体にとって有益であり , そのためにハブ空港が現れたと考えることもできる . また , このようなハブの構造は , 企業のサプライチェーンネットワークでも見られるが , 各企業が取り引きの効率性を追求した結果 , 一部の企業に依存し , それらがハブとなっていると捉えることもできる . 各エージェントのランダムな要素を減らすと , ひとつのノードに極端にエッジが集中する . その結果 , ハブがなくなったときの影響が大きく , ロバスト性

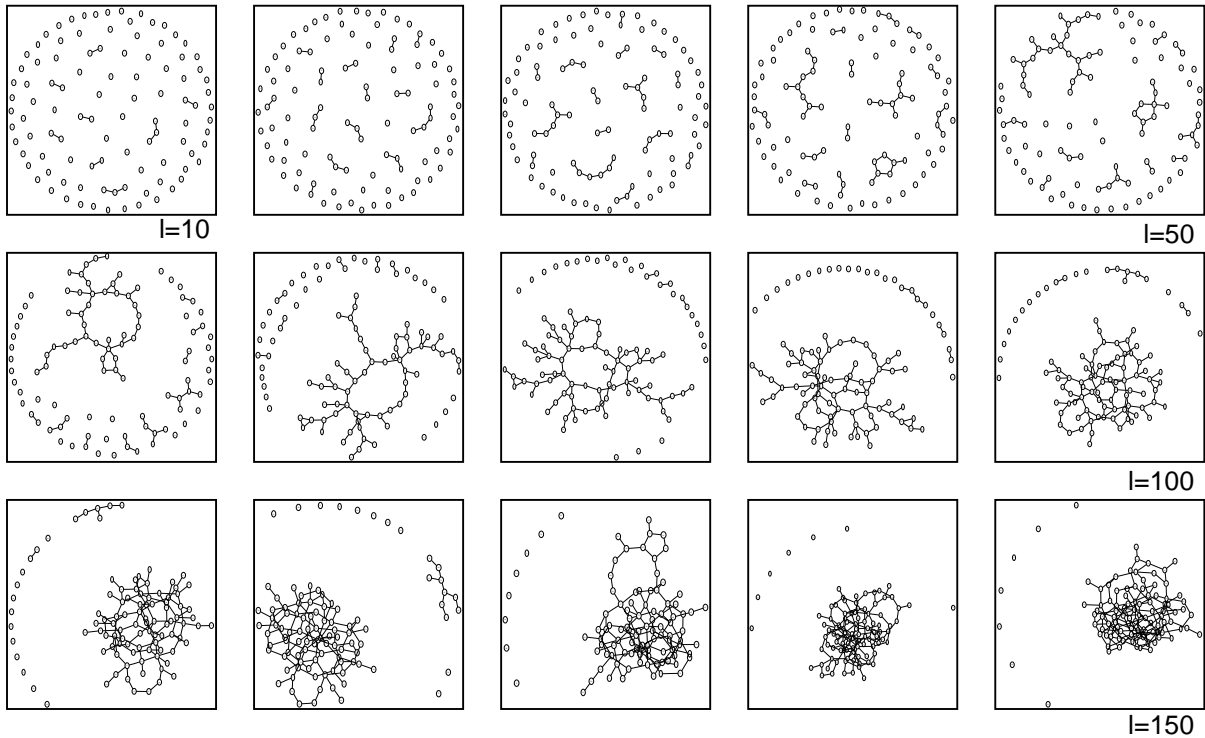


図 10 Degree を用いた場合のネットワークの生成の様子 . $n = 100, c = 200$. 150 エッジまで張った場合

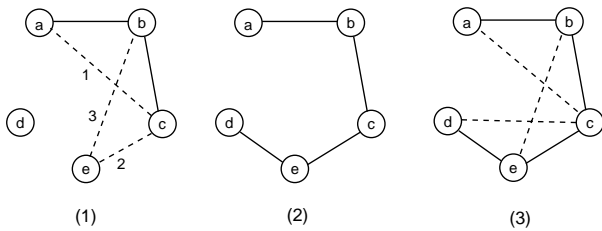


図 15 Betweenness の図解 .

に問題があるネットワークになる .

4.2 Betweenness を用いた発展の仕組み

Betweenness を用いた場合の発展は 2 段階に分けられる . まずノードがひも状に伸びた状態につながっていき , 全てのノードが接続されるまでの段階と , その後の段階である .

最初の段階では , 図 15(1) のように ,
エッジ 1 連結成分内でのエッジ
エッジ 2, エッジ 3 孤立ノードと連結成分をつなぐエッジ

が候補として考えられる . しかし , 前者は多くの場合 , 各ノードの Betweenness を下げることになるのに対し , 後者は必ず各ノードの Betweenness を上げることになる . また , エッジ 2 とエッジ 3 を比べると , エッジ 3 がノード b の Betweenness だけ上げるのに対し , エッジ 2 はノード b とノード c の両方の Betweenness を上げる . つまり , ひも状の連結成分の端に孤立ノードが接続されるエッジが最も得票数が多くなり , 確率的な要素を除けば , ネット

ワークはひも状に成長していく (図中 (2)) .

次に , 全てのノードにつながった後の段階では , 新しいエッジができることでノード間の最短パスが短くなり , Betweenness が小さくなるノードが必ず存在する (少なくとも , 新たに張られることになるエッジの両端のノードの最短パス上のノードは , Betweenness が減少する .) この段階では 「いかに Betweenness を下げないか」という観点でエッジが建設される . 距離の長いノード間をつなぐエッジは , その 2 点間の最短パスを大きく減少させ , 多くのノードが Betweenness を減少させることになる . したがって , できるだけ距離の短いノード間をつなぐエッジ , つまり , 距離 2 のノードをつなぐエッジが , Betweenness をできるだけ減らさないエッジとなる . 図 15(3) に破線で示すようなエッジが建設されることになり , ネットワークには三角状のブロックがたかさんできることになる .

得られるネットワークは , 平均パス長 L が大きなものとなる . ネットワークが情報やものの流れの経路を表すとき , エージェントがそれぞれの Betweenness を高めるといふ行動が結果的に L の大きな , 効率的でないネットワークを生成することを示している .

4.3 PageRank を用いた発展の仕組み

次に , PageRank の場合について考える . PageRank は , 反復的な計算により (もしくは固有値計算により) 値を求めるので , 直観的な理解がやや難しいが , 根本的には以下のような仕組みでネットワークが成長する .

図 16 に最も簡単な例を示す . まず (1) では , ノードが 5 つでエッジが 2 本張られている状態であり , エッジ 1

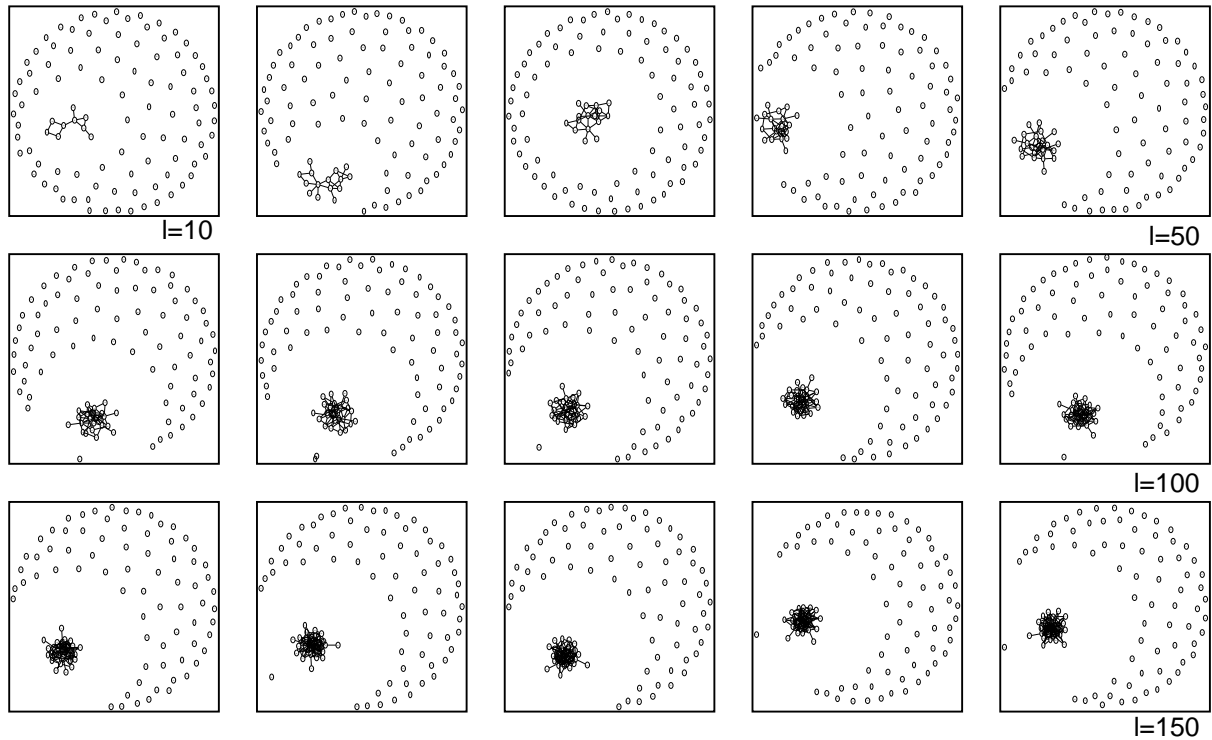


図 12 PageRank を用いた場合のネットワークの生成の様子 . $n = 100, c = 200$. 150 エッジまで張った場合 .

表 5 PageRank の場合の各ノードの投票 1 .

	a	b	c	d	e	合計
初期値	(1.17)	(2.21)	(1.17)	(0.23)	(0.23)	
エッジ 1	1 (1.52)	0 (1.52)	0 (1.51)	0 (0.23)	1 (0.23)	2
エッジ 2	0 (0.85)	1 (1.56)	1 (1.56)	1 (0.85)	0 (0.18)	3

括弧内は PageRank の値 .

表 6 PageRank の場合の各ノードの投票 2 .

	a	b	c	d	e1	e2	...	e96	合計
初期値	(4.39)	(8.32)	(4.39)	(0.85)	(0.85)	(0.85)	...	(0.85)	
エッジ 1	1 (5.70)	0 (5.70)	0 (5.70)	0 (0.85)	1 (0.85)	1 (0.85)	...	1 (0.85)	97
エッジ 2	0 (3.81)	1 (7.06)	1 (7.06)	1 (3.81)	0 (0.82)	0 (0.82)	...	0 (0.82)	3

括弧内は PageRank の値 .

(ノード a, c) とエッジ 2 (ノード c, d) が候補である . さて、このとき、各ノードの投票は表 5 となる . 表中には各ノードの PageRank の値も示している . ノード a と孤立ノードであるノード e はエッジ 1 に投票するが、その他の投票によりエッジ 2 が選ばれることになる .

ここで、候補となるエッジと関係のない (端に含まれない) 孤立ノードがもっと多い場合を考えてみよう . 図 16(2) では、極端な場合を考え、ノードが全部で 100 個の場合を想定している . このとき、候補となるエッジと関係のない孤立ノード $e1 \sim e96$ はすべてエッジ 1 に投票する (表 6) . これは、孤立ノードが減ることによって孤立ノードの PageRank 値が下がってしまうことが原因である*6 .

PageRank を用いた場合には、連結成分内にだけエッ

ジが密集し、他の多くのノードが孤立する . 人のネットワークや企業のネットワークで考えると、この状態は必ずしもよい状態ではない . 例えば、仲間内だけでの交流が活発で、その他の人と交流が少ないコミュニティは現実には多数あるが、このモデルによれば、孤立ノードがそのコミュニティに含まれることに多くのノードが反対するという力が働くためであると考えられる .

5. 議論と関連研究

5.1 関連研究

本研究に関連する研究は大きく 2 つに分けられる . ひとつはネットワークの成長に関するもの、もうひとつはマルチエージェントに関するものである .

ネットワークの成長に関する研究でインパクトの大きいものが、Barabási らの研究である . 彼らは、WWW のリンク構造を調べる中で、

*6 2.2 節に述べた PageRank の計算法では、孤立ノードに対してその活性値を他のノードに均等に割り当てている . これが原因で孤立ノードの数が減ると、PageRank 値が減ることになる .

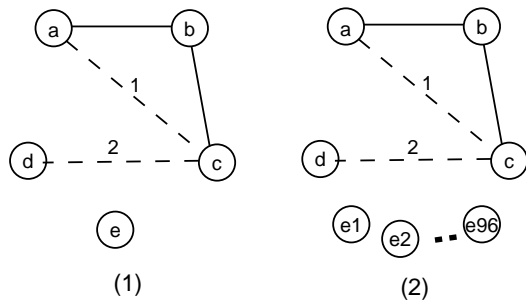


図 16 PageRank の図解 .

- 新しくノードが追加される成長するネットワークであること
- 新しいノードは、次数の大きいノードにエッジを張る選好があること

という、優先選択 (preferential attachment) というモデルによりスケールフリーネットワークの成長が説明できることを示した [Barabási 99]. Krapivsky らはこのモデルにおいて、ノードの年 (age) と次数に相関があることを示している [Krapivsky 01].

優先選択モデルのバリエーションとして、優先選択の確率を次数 k に比例するだけでなく定数項をいれた $k + k_0$ に比例するモデルが提案され [Krapivsky 01], 実際, Web のグラフに対しての当てはまりが良くなることが示されている [Levene 02]. また, 次数 k に対して, k^γ に比例して優先選択が行われるモデルも提案されている. $\gamma > 2$ では, “gel node” と呼ばれる全てのノードと接続されるノードが現れる可能性がある.

また, スケールフリーネットワークの成長を説明する他のモデルとして, ノードをコピーするモデルが提案されている [Kleinberg 99]. ノードをコピーすると, すでに多くのエッジを持っているノードはそれに比例した確率でエッジを獲得することになる. 他にも, しいき値モデル, 遺伝子複製モデル, 最近隣接続法 (connecting nearest-neighbor model) など, さまざまなモデルが提案されている [林 04].

一方, マルチエージェントの研究では, 個々のエージェントの効用をどのように表すか, 複数のエージェントが存在するときどのような戦略を取ると結果がどのように異なるかというゲーム理論的な観点からの研究が行われている. 例えば, [Conitzer 02] は, 個々のエージェントの効用をまとめる最もシンプルな形として投票を考え, そのプロトコルや戦略について述べている. ネットワークの形成という視点からマルチエージェントの研究はまだ始まったばかりであるが, [古川園 04] ではネットワーク形成にマルチエージェントモデルを導入したシミュレーションの基盤を構築している. また, 市場経済におけるエージェントのふるまいにネットワーク的な視点を導入した研究 [橋本 04] などもある.

本研究は, これまで数学的な解析が可能となる簡単な

モデルにより研究されてきたネットワークの生成モデルに対し, エージェントの合理的選択という現実に重要な要素のひとつを持ち込んでいる. ネットワークの生成の研究からみると, より複雑な要素を扱うことのできる方法を提案しており, またマルチエージェントの研究からみると, 近年着目を集めているネットワーク的な視点をもち込んだ試みのひとつであると考えられる.

5.2 シミュレーションの設定と発展性について

本論文では, ネットワーク生成のマルチエージェントモデルの新しい試みであるので, シミュレーションの設定をできるだけ単純になるように意識している. 現実に重要であると考えられるが捨象した要素として次のようなものが挙げられる.

- 本研究では, ネットワークはエッジのない状態からエッジが増え続けると設定しているが, 現実にはエッジはつけ替わったり, 消えることがある.
- エージェントの評価関数として中心性を用いているが, Degree 以外の指標は, ネットワーク全体のエッジ・ノードを完全に知っていなければ計算できない. 実際には自分の近傍のノードしか見ることができない限定合理性を仮定する方が妥当な場合もある.
- 各シミュレーションにおいて, 全てのノードは一律な評価関数を持つとしているが, ノードごとに異なる評価関数を持つ場合も考えられる. また, 複数の中心性の要素を加味した評価関数が構成される場合も考えられる.
- 投票方式として順位評点法を用いているが, 他の投票方式を採用する場合も考えられる. さらに, 中心性など何らかの値に応じて, ノードごとの投票の影響力が異なる場合も考えられる.

誌面の都合でこれらの結果を記すことはできないが, このような要素を考慮した場合にネットワークの形成がどのように変化するかを分析することは重要な課題である.

本論文で提案した手法の難しさのひとつは, 計算量の問題である. 中心性の計算に時間がかかる場合がある. ノード数 n とすると, 全てのノードに対し, Degree は $O(n)$, Closeness は $O(n^2)$, Betweenness は $O(n^3)$, PageRank は $O(n^2)$ の計算量が必要である. Betweenness をより低次の計算量 ($O(nm)$, ただし m はエッジの数) で計算する方法 [Brandes 01] も知られており, 多数のエージェント数で反復数を多くするにはプログラムの工夫が不可欠である.

本研究の今後の方向性のひとつとして, シミュレーションで得られたネットワークの特徴を現実に存在するネットワークの特徴と比較することが考えられる. 現実に存在するネットワークにおける個々のノードの行動を支配する要因の分析を行うことが可能になれば, 社会学におけるネットワーク分析にひとつの新しい方法論を提案することにつながるだろう. また, 近年では, SNS (ソー

シャルネットワークサービス)や Weblog など, ネットワークを意識した Web 上のサービスが増えている. 我々はこれまで, Web 上の情報から研究者ネットワークを抽出する研究 [松尾 05] を行ってきたが, 本研究で行ったエージェントの合理性を仮定したモデルは, 推薦する側, される側の両者の効用を考えた, 新しい形の知り合い推薦サービスに用いることができると考えている.

6. ま と め

本論文では, 各ノードを合理的なエージェントと考え, 中心性が上がるエッジの建設に投票し, ネットワークが成長するモデルを提案した. ネットワークの成長の様子を概観するとともに, 得られたネットワークの緒量の分析, 成長の過程の分析を行った. 用いる中心性によって得られるネットワークは大きく異なり, それぞれ特徴的なネットワークを形成する.

近年では, complex network と呼ばれるスケールフリーやスモールワールドといったネットワークが注目され, ネットワーク生成のモデルの研究も盛んである. 主に欧米の研究者が中心となって研究を進めているが, 特に日本での研究が盛んなマルチエージェントの研究の知見を持ち込むことで, さらに複雑なネットワークの生成やダイナミクスに関わる研究が進展するのではないだろう.

謝 辞

本研究に対して, 社会的な立場から貴重なご助言を頂いている東京大学 安田雪氏に感謝致します. また, 議論いただいた国立情報学研究所の武田英明氏, 濱崎雅弘氏に感謝致します.

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Barabási 99] Barabási, A. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, *Science*, Vol. 286, pp. 509–512 (1999)
- [Barabási 02] Barabási, A.-L.: 新ネットワーク思考, NHK 出版 (2002)
- [Brandes 01] Brandes, U.: A Faster Algorithm for Betweenness Centrality, *Journal of Mathematical Sociology*, Vol. 25, No. 2, pp. 163–177 (2001)
- [Brin 98] Brin, S. and Page, L.: The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, in *Proc. 7th WWW Conf.* (1998)
- [Conitzer 02] Conitzer, V. and Sandholm, T.: Vote Elicitation: Complexity and Strategy-Proofness, in *Proceedings AAAI2002*, pp. 392–397 (2002)
- [Kleinberg 99] Kleinberg, J. M., Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, S., and Tomkins, A. S.: The Web as a graph: measurements, models, and methods, in *Proc. International Conf. on Combinatorics and Computing* (1999)
- [今野 92] 今野 浩: 数理決定法入門 – キャンパスの OR, 朝倉書店 (1992)
- [Krapivsky 01] Krapivsky, P. and Redner, S.: Organization of growing random networks, *Physical Review E*, Vol. 63, p. 066123 (2001)
- [Latora 04] Latora, V. and Marchiori, M.: A measure of centrality based on the network efficiency (2004), <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0402050>
- [Levene 02] Levene, M., Fenner, T., Loizou, G., and Wheelodon, R.: A stochastic model for the evolution of the web, *Computer Networks*, Vol. 39, pp. 277–287 (2002)
- [松尾 05] 松尾 豊, 友部 博教, 橋田 浩一, 中島 秀之, 石塚 満: Web 上の情報から人間関係ネットワークの抽出, *人工知能学会誌*, Vol. 20, No. 1 (2005)
- [Newman 03] Newman, M. E. J.: The structure and function of complex networks, *SIAM Review*, Vol. 45, pp. 167–256 (2003)
- [Newman 05] Newman, M. E. J.: A measure of betweenness centrality based on random walks, *Social Networks*, Vol. 27, No. 1, pp. 39–54 (2005)
- [Watts 99] Watts, D.: *Small worlds: the dynamics of networks between order and randomness*, Princeton (1999)
- [安田 01] 安田 雪: 実践ネットワーク分析, 新曜社 (2001)
- [橋本 04] 橋本 康弘, 小倉 政則, 陳, 大橋 弘忠: エージェントネットワークから見た情報化市場における価格形成, *情報処理学会研究報告*, 第 2004-ICS-136 巻, pp. 169–174 (2004)
- [古川 04] 古川 智樹, 石元 龍太郎, 小林 慶太, 笠井 賢紀, 赤松 正教, 井庭 崇: 社会ネットワークの形成過程シミュレーション–マルチエージェント・モデルによる表現と拡張–, *情報処理学会研究報告*, 第 2004-ICS-136 巻, pp. 99–106 (2004)
- [林 04] 林 幸雄, 宮崎 敏幸: SF ネットワークモデルの特徴比較, *情報処理学会研究報告*, 第 2004-ICS-136 巻, pp. 9–16 (2004)

〔担当委員: 栗原 聡〕

2005 年 3 月 14 日 受理

著 者 紹 介



松尾 豊 (正会員)

1997 年東京大学工学部電子情報工学科卒業. 2002 年同大学院博士課程修了. 博士 (工学). 同年より産業技術総合研究所サイバースタディーズセンター勤務. 2004 年より同 情報技術研究部門勤務. 2005 年よりスタンフォード大学客員研究員. GBRC 社会ネットワーク研究所 研究員 (株) ホットリンク 技術顧問. 2003 年度人工知能学会論文賞受賞. 高次 Web マイニングに興味がある. 情報処理学会, AAAI 各会員.



篠田 孝祐 (正会員)

2004 年 北陸先端科学技術大学院大学 知識科学研究科 博士後期課程終了. 博士 (知識科学). 2005 年より防衛大学校 情報工学科 助手. 災害などの社会問題へのマルチエージェントシミュレーションを用いた問題解決に興味を持ち, 最近では, ネットワークの視点からの問題解決手法ならび分析の開発に取り組んでいる. 人工知能学会, 情報処理学会各会員.



中島 秀之 (正会員)

1983 年, 東京大学大学院情報工学専門課程修了 (工学博士). 同年, 電子技術総合研究所入所. 人工知能を状況依存性の観点から研究. マルチエージェントならびに複雑系の情報処理とその応用に興味を持っている. 2001 年より産業技術総合研究所サイバースタディーズセンター長. 2004 年より公立はこだて未来大学学長. 産業技術総合研究所情報技術研究部門研究顧問. 認知科学学会会長, ソフトウェア科学会元理事, 人工知能学会元理事, 情報処理学会フェロー. マルチエージェントシステム国際財団元理事. 日本工学会アカデミー会員, 電子情報通信学会会員. 主要編者書: 知能の謎 (講談社), AI 事典第 2 版 (共立出版), 知的エージェントのための集合と論理 (共立出版), 思考 (岩波講座認知科学 8), Prolog (産業図書).