

ネットワーク構造を導入したコミュニティ活動モデル

甲村 啓伍^{1,†1} 武藤 敦子^{1,a)} 松井 藤五郎² 森山 甲一¹ 犬塚 信博¹

受付日 2016年2月9日, 再受付日 2016年3月30日/2016年5月30日/2016年6月28日,
採録日 2016年7月11日

概要: コミュニティ活動とは防災や環境美化などのための市民活動であり, 地域の発展に重要である. 人々の結び付きや「タダ乗り」などの社会現象との関係を解明する必要がある. これまでに個人の内的動機と周囲の影響をモデル化したコミュニティ活動形成モデルが提案されているが, 人々のつながりの多様性をモデル化できていない. 本研究はネットワーク構造を導入したモデルを提案する. それにより, ネットワークの特徴と活動の関係, 中心性の高い人物の影響について観察する. 実験結果より, 平均最短距離が小さいネットワークであること, スケールフリー性を持つネットワークであること, ネットワークの持つ特徴を基に適切なリーダーを選択することが, コミュニティ活動の参加者を増やす要素である可能性を示唆した.

キーワード: コミュニティ活動, エージェントベースモデル, ネットワーク構造

Community Activity Models with Network Structure

KEIGO KOMURA^{1,†1} ATSUKO MUTOH^{1,a)} TOHGOROH MATSUI² KOICHI MORIYAMA¹
NOBUHIRO INUZUKA¹

Received: February 9, 2016, Revised: March 30, 2016/May 30, 2016/June 28, 2016,
Accepted: July 11, 2016

Abstract: Community activity is the civic activities for disaster prevention, an environmental beautification, etc., and is important for development of the community. It is necessary to solve the relation between people's connection and social phenomena, such as "free rider." Although Yamada et al. proposed the community activity formation model which modeled the influence from an individual internal motive and neighborhood, the diversity of people's relation is not taken into consideration. This research proposes the model which introduced network structure. We observe the relation between the network feature and activity, and the influence of a person having high centrality. Experimental results showed that the network which average shortest path is small, the network having the scale-free property, and the network having a leader suitable based on the network structure are important elements for increasing participants of community activities.

Keywords: community activity, agent based model, network structure

1. はじめに

コミュニティ活動とは地域住民によって行われる市民活動である. コミュニティ活動の事例として, 地域住民による地域防災訓練, 環境美化活動などがあげられる. コミュ

ニティ活動は, 生活防衛, 環境改善にとどまらず, 生活の楽しみを高め, 特定の生活目標や価値理念を体現するために, 各種の機能集団の形成に発展してきている [1]. このことから, コミュニティ活動の活性化は, 地域の発展に重要なものであると考えられる.

山田らは, 今村らの報告 [2] に基づき, コミュニティ活動への参加は, 他の人が参加しているから参加意欲が高まる「規範的影響」と, 参加することでやりがいを見つける「自己効力感」が働いていると主張した [3]. さらに, これらの2つの動機から, あるコミュニティ活動について, 利害を共有する社会集団のエージェント・ベース・モデルを

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Aichi 466-8555, Japan

² 中部大学
Chubu University, Kasugai, Aichi 487-8501, Japan

^{†1} 現在, 愛知製鋼株式会社
Presently with Aichi Steel Corporation

^{a)} atsuko@nitech.ac.jp

提案した．ここでは，周囲との相互作用を地理的な近隣のみで表現しており，人々のつながりの多様性をモデル化できていない．現代社会はつながりが希薄に見えるにもかかわらず，個人間の結束やネットワークの密度，ネットワークにおける拡散が人々に強い影響を与えている．そこで，本研究はネットワークモデルを導入することで，社会ネットワーク分析の視点からのアプローチを試みる．コミュニティのようなインフォーマルな集団においては，相互作用を通じて，相互に関連する共通の規範が形成される [4]．相互作用はつながりによってもたらされることから，コミュニティ内のネットワーク構造を理解することは重要であると考えられる．

社会ネットワーク分析とは，行為者の属性ではなく，その関係性に着目して現象をとらえようとする方法論である．人や組織が持つ関係性をネットワークとしてとらえ，中心的となる行為者や派閥，背後に何があるのかについてなどが活発に研究されてきた [5], [6], [7]．人間関係，企業間関係，国家間関係など様々なネットワークが対象となり，研究が行われている．また，社会ネットワークを示したデータベースも web 上での blog やソーシャルネットワーキングサービスなどの発展にともない大規模化してきている．

本稿では山田らのモデルに基づき，ネットワーク構造がコミュニティ活動に与える影響をモデルの構築とシミュレーションによる構成的方法で検討する．

2. コミュニティ活動の形成シナリオ

今村らは日本では「お互い様」や「お世話になったから」といった消極的な気持ちで参加する人がコミュニティを支えていると指摘する [2]．この行動は，規範的影響に駆動された同調行動の一種 [8] である．さらに，保健指導員コミュニティでは参加者全員が「やってみたらよかった」とアンケートに回答したことから，実際に活動し，やりがいを見つけることがコミュニティ活動には重要であるとした．これは，自己効力感 [9] の形成である．

山田らは，規範意識と自己効力感に駆動される行動変容の連鎖が，コミュニティ活動の自発的形成的カギであると考えた [3]．具体的には

- (1) “つきあい” のような，規範意識を基にした一時的な参加行動が起こる．
- (2) 参加を通して得られる成功体験が関与者の自己効力感を高め，継続的な参加行動へと転じさせる．
- (3) 拡大したコミュニティ活動は，周囲の人々の規範意識を刺激しさらなる同調行動を生む．

この一連の過程によりコミュニティ活動の自発的形が起これると考えた．そして，あるコミュニティ活動について，利害を共有する社会集団をエージェントベースでモデル化した．

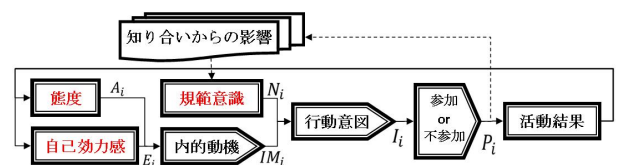


図 1 山田らの提案するエージェントモデル
Fig. 1 Agent model proposed by Yamada et al.

3. 山田らの提案するコミュニティ活動モデル

3.1 各エージェントの意思決定

図 1 に山田らのエージェントモデルの流れを示す．各エージェントは 3 つの動機変数として，態度 (A_i)・規範意識 (N_i)・自己効力感 (E_i) を持つものとする．コミュニティ活動にかかる費用と得られる公益から決まる態度，過去の参加への経験から得る自己効力感，知り合いのコミュニティ活動への参加状況によって形成される規範意識の 3 つの要因から行動意図が形成され，確率的に参加，不参加が決まる．各エージェントが参加，不参加の意思決定を行い，参加者が全体の 1/3 を超えた場合にコミュニティ活動は成立し，参加したエージェントは成功体験を得ることで自己効力感を向上させる．また，参加者，不参加者ともに参加者数に応じて発生する費用と公益から次回の活動への態度が変化する．参加者が 0 人となった場合にコミュニティは崩壊したとする．

図 1 および式 (1)~(3) の A ($0 \leq A \leq 1$) は態度， E ($-1 \leq E \leq 1$) は自己効力感， N ($0 \leq N \leq 1$) は規範意識， I は行動意図をそれぞれ表す．式 (1), (2) より E と A から内的動機 IM ($0 \leq IM \leq 1$) が形成される．これらの式は，高い E は A をポジティブ方向に歪め，低い E は A をネガティブ方向に歪める．また，式 (3) より IM と N から行動意図が形成される．これらの式は， N と IM が一致すればエージェントが持つ意思をより強固なものにし，不一致であれば意思を弱め，時に反転させる． I は 0~1 の値をとり，この値を確率として参加行動をとる．また，パラメータ σ は E の A への影響の強さを表し，パラメータ β は形成された意図での行動の不確かさを表す．

$$X_i = \begin{cases} \frac{1}{\sigma \times E_i + 1} & (E_i \geq 0) \\ \sigma \times (-E_i) + 1 & (E_i < 0) \end{cases} \quad (1)$$

$$IM_i = A_i^{X_i} \quad (2)$$

$$I_i = \frac{1}{1 + e^{\beta \times ((1 - N_i - IM_i))}} \quad (3)$$

また，それぞれの動機変数の更新式を式 (4)~(8) に示す．態度 (A) は参加した場合と不参加の場合によって分かれる．参加者の態度は式 (4) によって更新されるが，表 1 の $(C+B)$ の値によってさらに分かれる．不参加者の態度は式 (5) によって決まる． C はコミュニティ活動に参加することで発生する費用 (Cost) を表し， B は活動によってコミュニティ全体が得ることのできる公益 (Benefit) を表

表 1 費用と公益の関係

Table 1 Relationship between cost and benefit.

参加者の割合 X	参加者			不参加者		
	費用 (C)	公益 (B)	経験	費用 (C)	公益 (B)	経験
$0 \leq X \leq 1/9$	-9	0	失敗	0	0	-
$1/9 < X \leq 2/9$	-8	0	失敗	0	0	-
$2/9 < X \leq 3/9$	-7	0	失敗	0	0	-
$3/9 < X \leq 4/9$	-6	4	成功	0	4	-
$4/9 < X \leq 5/9$	-5	4	成功	0	4	-
$5/9 < X \leq 6/9$	-4	4	成功	0	4	-
$6/9 < X \leq 7/9$	-3	4	成功	0	4	-
$7/9 < X \leq 8/9$	-2	4	成功	0	4	-
$8/9 < X \leq 1$	-1	4	成功	0	4	-

す。表 1 はこのモデルがとりうる 3 つの状況を表現している。1 つ目は、参加者の割合が 0 から 1/3 のときで、活動は失敗し、費用のみ生じ、公益は発生しない場合である。2 つ目は、参加者の割合が 1/3 から 2/3 のときで、活動は成功するが、費用が公益以上となり、結果的に参加行動が割に合わない場合である。しかし、参加者は成功体験を得る。3 つ目は、参加者の割合が 2/3 から 1 のときで、活動は成功し、かつ費用が公益を下回るため、参加者も益を得ることができる場合である。発生した公益は集団全員が得ることができるため、不参加者は費用なしに益のみを得られる。したがって、このモデルは不参加行動への強い誘因が存在する。また、パラメータ δ は適応の敏感さを表す。

$$A_i^t = \begin{cases} A_i^{t-1} + \delta \times (C+B)_i^{t-1} \times (1 - A_i^{t-1}) & ((C+B)_i^{t-1} \geq 0) \\ A_i^{t-1} + \delta \times (C+B)_i^{t-1} \times A_i^{t-1} & ((C+B)_i^{t-1} < 0) \end{cases} \quad (4)$$

$$A_i^t = A_i^{t-1} - \delta \times (C+B)_i^{t-1} \times A_i^{t-1} \quad (5)$$

自己効力感 (E) の更新は参加者のみに適用され、活動 (task) が成功したか失敗したかによってそれぞれ式 (6) に よって更新される。パラメータ λ は変化の敏感さを表す。

$$E_i^t = \begin{cases} E_i^{t-1} + \lambda \times \{1 - (E_i^{t-1})^2\} & (\text{task}^{t-1} = \text{success}) \\ E_i^{t-1} - \lambda \times \{1 - (E_i^{t-1})^2\} & (\text{task}^{t-1} = \text{failure}) \end{cases} \quad (6)$$

山田らの提案するモデルでは、エージェントは正方格子状に配置され、各エージェントはムーア近傍 (8 近傍) と知り合いであり、規範的影響は隣人たちの参加状況から影響を受けると仮定した。規範意識 (N) の更新はすべてのエージェントに適用され、式 (7) に よって更新される。すなわち、8 つの近傍エージェントのうち参加したエージェントの割合によって影響を受ける。

$$N_i^t = \epsilon \times \frac{\text{PartAcquaintance}_i^{t-1}}{8} + (1 - \epsilon) \times N_i^{t-1} \quad (7)$$

ここで、 PartAcquaintance は知り合いのうちの参加者数であり、パラメータ ϵ は規範意識形成の敏感さを表す。

4. 提案するコミュニティ活動モデル

山田らの研究ではエージェントは正方格子状に配置されていたが、実際の地域共同体には、単純なつながりだけでなく複雑な交友関係が存在する。そこで本研究では、山田

らの提案するコミュニティ活動形成モデルに対し、ネットワークモデルを導入する。

4.1 社会ネットワーク分析と特徴的性質

社会ネットワーク分析とは、血縁関係や友人関係などの人間関係における構成要素間の関係構造を探る研究方法である。全体について何かを知ろうとすると、その構成要素について知るだけでは十分ではない。重要なのはそれらの構成要素がどのように結合してネットワークを形作っているかということである。

ネットワーク分析の中でも、ネットワークを表す代表的な指標として用いられるのが中心性である。中心性は、ネットワークにおける各頂点の重要性を評価したり、比較したりするための指標である。中心性にはいくつかの種類があるが、いずれもネットワークの構造から決まるものであり、他のなんらかの属性によって決まるものではない。一方、個々の構成要素ではなくネットワーク全体としての性質が注目される場合、ネットワークを表す性質として、スモールワールド性、クラスタ性、スケールフリー性があげられる [10], [11]。

4.2 社会ネットワークを組み込んだコミュニティ活動モデル

本研究では、山田らの提案するコミュニティ活動形成モデルに対し、ネットワーク構造を導入し、エージェント周囲の 8 体のエージェントから影響を受けるのではなく、個々のエージェントがつながりを持つエージェントから影響を受けるモデルを提案する。すなわち、エージェントのつながりを格子ネットワークから一般のネットワークに拡張し、式 (7) を知人の数 (Acquaintance) を用いて以下のように修正する。

$$N_i^t = \epsilon \times \frac{\text{PartAcquaintance}_i^{t-1}}{\text{Acquaintance}_i} + (1 - \epsilon) \times N_i^{t-1} \quad (8)$$

提案するモデルによって以下の点を検討する。

- (1) ネットワークの性質とコミュニティ活動の関係を見る。たとえば、平均最短距離の小さいネットワークは規範的影響などの伝播が速いことが考えられる。クラスタ性の高い場合、互いの影響の度合いが高く、グループ内で均一の意識を持つ可能性がある。スケールフリー性の高い場合、影響の度合いの差が大きくなるため、それがどのくらい活動に影響するかを把握する。
- (2) ネットワークは様々な種類の指標を持つ。いくつかの指標のうちコミュニティ活動の活性化に対し影響が強いものを、各ノードの動機変数とネットワーク指標の値の相関を調べ把握する。
- (3) 中心性は、その種類に応じて実際のネットワークではその果たす役割が異なる。中心性の度合いと活動度の関係、中心性の高いノードの活動を高めた場合の影響

を把握する。

5. 実験

本章では3つの実験から、コミュニティ活動の活性化に必要な要素について観察し考察を行う。5.1節ではネットワークモデルを用いて系統的にネットワーク指標とコミュニティ活動の関係を実験によって検討する。また、5.2節では、これらの実験では再現が難しい実際の人間関係のネットワークを利用したシミュレーションを行う。系統的实验と実ネットワークによる実験によって補完的にネットワーク構造の影響を考察する。5.3節では、5.2節と同じく実際のネットワークを用い、異なる中心性について、その値が高い人物がコミュニティ活動に参加したときの影響を検討する。

5.1 ネットワーク生成モデルを用いた実験

この実験は、ネットワークの性質がコミュニティ活動に与える影響を調べることを目的とする。

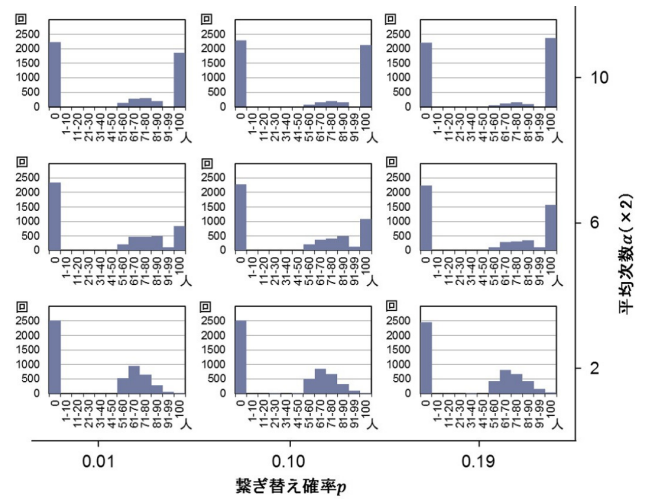
5.1.1 実験内容

WSモデル [10] と BAモデル [11] によって生成したネットワークを用いて、提案モデルによるシミュレーションを行った。

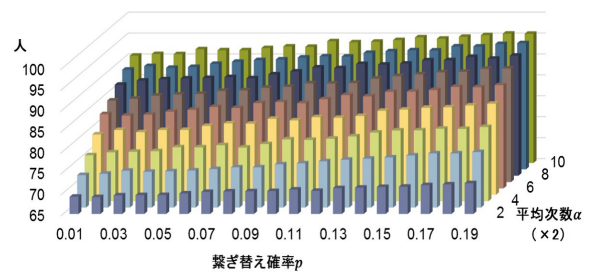
WSモデルは1次元格子グラフの各頂点から出るリンクを確率 p で張り替え、クラスタ性の高いグラフやスモールワールド性を満たすネットワークを作成できるモデルである。 p が0ならばクラスタ係数の高い1次元格子グラフとなり p が1に近づくほどクラスタ係数の低いランダムグラフに近いものとなる。また、辺は張り替えるため p が変化しても全体の辺の数は変化しない。実験では、平均次数を α とし、 (α, p) ごとに20個のグラフを生成した。

BAモデルはネットワークに1つの頂点と辺 m 本を既定の頂点数まで加えていく「成長」と、辺を加える際に次数の大きい頂点ほど選ばれやすいようにする「優先的選択」を特徴として持ち、スケールフリー性を満たすグラフを作成できるモデルである。また、べき指数 γ を変化させることで、追加された頂点から辺を選択する際の確率を変化させることができ、様々なネットワークを生成することができる。実験では (m, γ) ごとに20個のグラフを生成した。

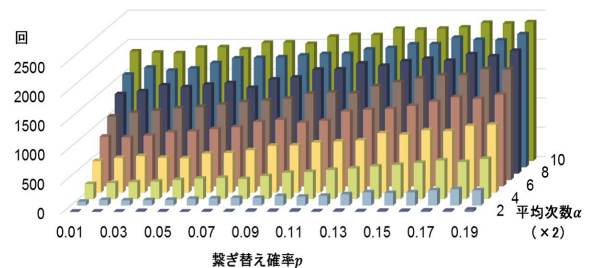
また、この実験ではエージェント数は100体とし、個々のエージェントの参加、不参加によって結果がフィードバックされるまでを1ステップとし、一定ステップ行ったものを1試行とする。生成した20個のネットワークそれぞれについて250回ずつ、計5,000回の試行を行い、最終ステップ時の参加者数の分布および平均と、同じく最終ステップで全エージェントが参加した回数を観察する。ここで、最終ステップ数は参加者数が十分収束する500ステップとした。また、それぞれの変数の初期値は $A = 0.5$, $N = 0.5$, $E = 0$, 更新式のパラメータは $\sigma = 2$, $\beta = 30$,



(a) 最終ステップの参加者数分布



(b) 最終ステップの参加者数平均 (参加者数 0 を除く)



(c) 最終ステップで全員参加の回数

図 2 WSモデルを用いた結果

Fig. 2 Results using WS model.

$\delta = 0.01$, $\lambda = 0.05$, $\epsilon = 0.5$ とする。

5.1.2 WSモデルを用いた場合の実験結果

図2(a)は繋ぎ替え確率、平均次数をそれぞれ変化させ、各5,000回試行したときの最終ステップ時の参加者数の分布の例である。約半数の試行において参加者数が0人であることが分かる。そこで、参加者数が0人である場合を除いた、各パラメータにおける最終ステップ時の参加者数平均を図2(b)に示す。平均次数 α 、繋ぎ替え確率 p をそれぞれ大きくするほど最終ステップ時の参加者数平均は高くなる。また、WSモデルを用いた場合の各エージェントの参加、不参加の最終的な状況は3つのパターン(崩壊、維持、全員参加)に分けられる。「崩壊」とは参加者が0人となった状態、「全員参加」とは全エージェントが

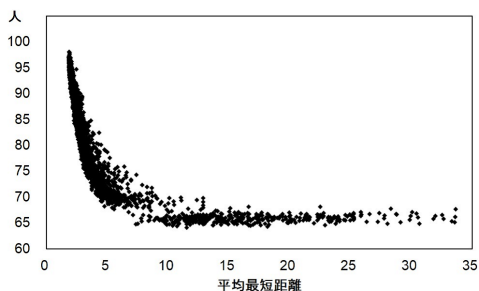


図 3 平均最短距離と参加者数平均 (参加者数 0 を除く)
 Fig. 3 Average path length and number of participants.

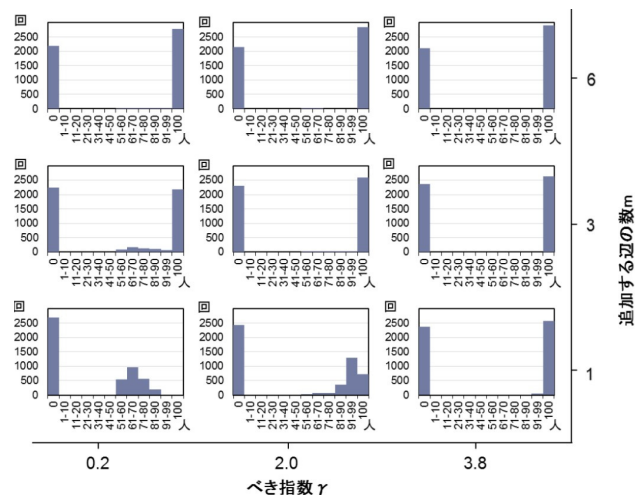
参加していた状態, それ以外が「維持」である。
 5,000 回の試行の中で最終ステップの状況パターンのうち, 「全員参加」をカウントしたものが図 2(c) である。「崩壊」は前述のとおりパラメータによらずつねに約半数であるため, 5,000 回から図 2(c) と半数を除いた回数が「維持」である。これより, α もしくは p の値を大きくすることで, 「維持」から「全員参加」に変化していることが分かる。つまり, 平均次数や繋ぎ替え確率の値を大きくすることはコミュニティ活動に全員参加させることに効果があると考えられる。

これらの傾向は $p > 0.2$ においても同様に観察されている。WS モデルでは, p が 1 に近づくほど平均最短距離は短くなるがクラスタ係数が低くなりスモールワールド性を満たさないグラフになることから, コミュニティ活動の活性化には, スモールワールド性ではなく, 平均最短距離が関係していることが示唆される。そこで, 図 3 に平均最短距離と最終参加者数の関係を示す。平均最短距離が 5 以下で急激に参加者数が大きくなっていることから, コミュニティ活動の維持に対して平均最短距離が与える影響は強いと考えられる。

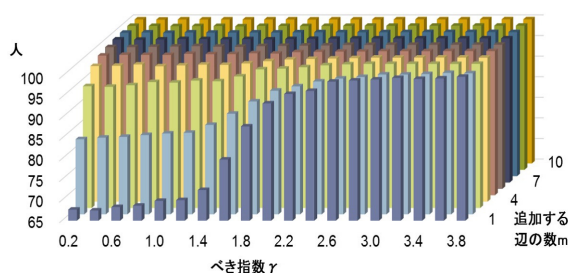
5.1.3 BA モデルを用いた場合の実験結果

図 4(a) はべき指数, 追加する辺の数をそれぞれ変化させ, 各 5,000 回試行したときの最終ステップ時の参加者数の分布の例である。WS モデルと同様に約半数の試行において参加者数が 0 人であることが確認された。そこで, 参加者数が 0 人である場合を除いた, 各パラメータにおける最終ステップ時の参加者数平均を図 4(b) に示す。追加する辺の数 m が小さい場合にはべき指数 γ を大きくする, すなわち頂点が追加されて辺を選択するときに次数の多い頂点を選択しやすくなることで, 最終ステップ時での参加者数の平均は高くなっていることが分かる。また, 追加する辺の数 m を大きくするとべき指数 γ の影響が小さくなる

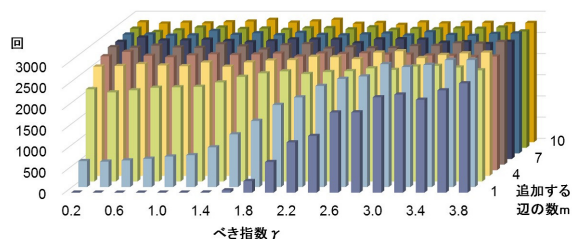
ことが分かる。
 また, $m = 1$ の場合に $1.4 < \gamma < 2.0$ で急激に平均参加者数が増加している。この現象は, べき指数が大きくなることでネットワークが単一の中心を持つ形状に急激に変化することが原因であると考えられる。単一の中心のみを持



(a) 最終ステップの参加者数分布



(b) 最終ステップの参加者数平均 (参加者数 0 を除く)



(c) 最終ステップで全員参加の回数

図 4 BA モデルを用いた結果
 Fig. 4 Results using BA model.

つネットワークは低い媒介中心性を持つ大多数のノードと極端に高い媒介中心性を持つ 1 つの中心ノードで構成されるため, 媒介中心性の分布の尖度に変化が現れると考えられる。図 5 に γ ごとの各ネットワークのノードの媒介中心性の分布の尖度の平均を示す。 γ を大きくするほど尖度が大きくなる

ことが分かる。特に, γ が 1.4 から 2.0 の間で尖度が大きく増加しており, 媒介中心性の評価値が高いノードが突出していることが確認できる。なお, $m \geq 2$ においては γ を大きくすることでネットワークに複数の中心人物が現れるため, 媒介中心性の分布の尖度は単調増加しないことから尖度による平均参加者数の説明は難しい。

5,000 回の試行の中で最終ステップの状況パターンのうち, 「全員参加」をカウントしたものが図 4(c) である。前述のとおり「崩壊」はパラメータによらずつねに約半数で

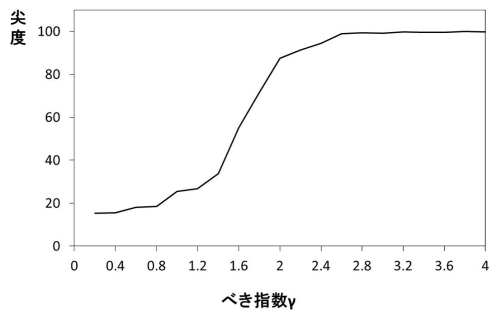


図 5 媒介中心性の分布の尖度

Fig. 5 Kurtosis of distribution of betweenness centrality.

あるため、5,000 回から図 4(c) と半数を除いた回数が「維持」である。BA モデルを用いた場合の結果では、 m もしくは γ の値を大きくすることで、「維持」から「全員参加」に変化するが、特に追加する辺の数 m が小さいときにその影響が顕著に現れることが分かった。

5.1.4 結果の考察

WS モデルを用いた結果から、繋ぎ替え確率と次数が大きくなることで平均最短距離が小さくなり、小集団で固まらずに様々な人に影響を与えることでコミュニティ活動の形成率が高くなると考えることができる。

BA モデルにおいても、上で述べたとおり、ネットワークが 1 つのかたまりになりやすいかが影響する。1 度に追加する辺の数が小さいときにはスケールフリー性が高くなることで多くの参加者を得ることが確認できたが、追加する辺の数が大きくなるにつれてスケールフリー性に関係なく、参加者を得た。以上から、地域のつながりが希薄であるような場合には、スケールフリー性が高いネットワークであること、つまり、住民同士のつながりは少ないが、多くの住民とつながりを持つ人物がいるネットワークであることがコミュニティ活動の維持につながると考えられる。

また、両モデルによる実験によりエージェントのネットワーク構造が最終参加者数に影響することが明らかとなった。エージェントは知り合いの中の参加者数の割合によって規範的影響を受けるため、コミュニティ活動によって生じる規範的影響が効率良く伝播するネットワーク構造が参加者数を押し上げていると考えられる。

5.2 ネットワークの指標と結果の相関関係の調査

次に、ネットワークの性質ではなく、ネットワークの持つ様々な指標の中で、どの指標が結果に強い相関があるのかを調べる。WS モデルはスケールフリー性を満たさず、BA モデルはクラスタ性を満たさない。また、両モデルはネットワーク全体のエッジ数に細かい差を持たせることが難しい。さらに、モデルでは実際のコミュニティのネットワークを表現しきれない恐れがある。そこで、実際の友人関係のネットワークを用いてシミュレーションを行い、その結果とネットワークの指標の相関を調べる。実際の社会

表 2 友人関係ネットワークのネットワーク指標 (太字は最大値, 下線は最小値)

Table 2 Properties of friendship networks.

	ノード数	エッジ数	平均最短距離	クラスタ係数*	平均次数	グラフ密度
19 年	172	907	4.41	0.48	10.55	0.031
20 年	168	930	4.2	0.52	11.07	0.033
21 年	<u>167</u>	814	4.66	0.47	9.75	0.029
22 年	168	1028	<u>3.83</u>	0.51	12.24	0.037
23 年	170	924	4.15	<u>0.46</u>	10.87	0.032
24 年	172	809	5.89	0.56	9.41	<u>0.028</u>
25 年	169	<u>783</u>	5.14	0.52	<u>9.27</u>	<u>0.028</u>

*無向グラフとして算出

ネットワークはクラスタ性、スケールフリー性、スモールワールド性の 3 つの性質を持つといわれており、ここで用いる友人関係ネットワークにもこれらの性質が確認されている。

このネットワークは、友人関係推定手法 [12] により作成された平成 19 年から平成 25 年までの名古屋工業大学情報工学科 1 年生の 12 月時点での有向友人関係ネットワークである。地域コミュニティのネットワークとは異なるが、大学内の友人もコミュニティととらえることもできる。

5.2.1 実験内容

相関を調べるネットワークの指標として、ノード数、エッジ数、平均最短距離、平均次数、グラフ密度の 5 つを用いる。それぞれの指標の値を表 2 に示す。

これら 7 年分のネットワークと、シミュレーションから得た各エージェントの活動への参加回数と、各エージェントが持つ変数、態度、自己効力感、規範意識、行動意図の 4 つの変数の平均との相関を見る。シミュレーションは各ネットワークを用いて 500 回ずつ試行する。

5.2.2 実験結果

各年のエージェントの動機変数と最終的に形成される行動意図、および参加回数の平均を表 3 に示す。参加回数は標準化された値である。表 3 から 22 年には各値が最も高くなり、24 年に各値が最も小さくなっていることが分かる。表 2 を見ると、22 年はエッジ数、平均次数、グラフ密度が最大であり、平均最短距離が最低である。また、24 年には逆にエッジ数、平均次数は 2 番目に低く、グラフ密度は最低であり、平均最短距離、クラスタ係数が最大である。つまり、これらの指標は各変数に対して影響が強いと考えられる。そこで、各指標の値とネットワーク指標の相関を表 4 に示す。

5.2.3 結果の考察

本実験より、クラスタ係数やノード数はそれぞれのエージェントが持つ変数にほぼ影響せず、エッジ数、平均次数、グラフ密度は正の相関があり、平均最短距離は負の相関があることが確認できる。すなわち、全体の距離が近く、またグラフ内の密度が高いネットワークほど、コミュニティ活動の参加者を確保することが可能である。さらに、態度

表 3 各年における各エージェントの動機変数, 参加回数の平均 (太字は最大値, 下線は最小値)

Table 3 Average value for agents and number of participants in each year.

	態度	自己効力感	規範意識	行動意図	参加回数
19年	0.317	0.370	0.392	0.385	0.385
20年	0.320	0.366	0.387	0.381	0.381
21年	0.287	0.347	0.370	0.362	0.362
22年	0.345	0.382	0.404	0.397	0.397
23年	0.314	0.349	0.371	0.363	0.363
24年	<u>0.259</u>	<u>0.340</u>	<u>0.362</u>	<u>0.354</u>	<u>0.354</u>
25年	0.302	0.360	0.383	0.375	0.375

表 4 ネットワーク指標とエージェントの動機変数, 参加回数の相関 (太字は相関が強いもの, *は有意水準 5%)

Table 4 Correlation coefficient between network properties and some values in simulation results.

	ノード数	エッジ数	平均最短距離	クラスター係数	平均次数	グラフ密度
態度	-0.350	0.846*	-0.916	-0.385	0.863*	0.868*
自己効力感	-0.237	0.718	-0.685	-0.069	0.728	0.756
規範意識	-0.257	0.704	-0.677	-0.072	0.716	0.748
行動意図	-0.238	0.718	-0.684	-0.069	0.727	0.756*
参加回数	-0.238	0.717	-0.638	-0.069	0.721	0.756*

への影響がより強いため, ネットワーク指標は, コミュニティ活動の態度が決定される要因である費用と公益に対し大きな影響があると考えられる。

これらの結果は 5.1.4 項で述べたとおり, 規範意識などが効率良くネットワーク構造を伝えることの重要性を改めて確認した結果となっている。

5.3 中心性に注目した実験

次に, ネットワークの構造ではなく, ネットワーク上の中心性の高い人物に注目し, コミュニティ内のどの人物をリーダーにすることがコミュニティ活動の活性化につながるかを検討する。中心性には, 近接中心性, 次数中心性, 媒介中心性の 3 つを用いる。ここで, 近接中心性は他者との距離が近いことを, 次数中心性は次数を, 媒介中心性は他者間の最短経路上に位置する程度を表す指標である。

5.3.1 実験内容

本実験では, 各ネットワークにおける中心性の高いノードをコミュニティ活動のリーダーとして考え, リーダーはパラメータに関係なく必ず活動に参加をし, 自分とつながりのあるエージェントに規範的影響を与えるものとする。

5.2 節で用いた 7 年分の友人ネットワークに対して, 中心性が高いノード上位 3 体をリーダーに選んだ場合と, ランダムに 3 体選んだ場合, さらにリーダーが存在しない場合を比較する。各ネットワーク設定で 500 回ずつ試行する。

5.3.2 実験結果

図 6 および図 7 に各中心性によりリーダーを決定したときのエージェントの変数の平均および最終ステップの参加

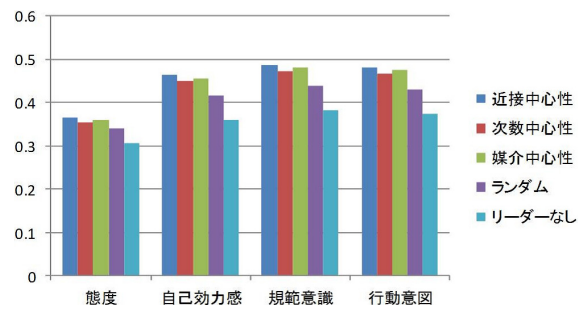


図 6 各中心性を用いた場合の変数値の平均

Fig. 6 Average value for agents in experiments using each centrality.

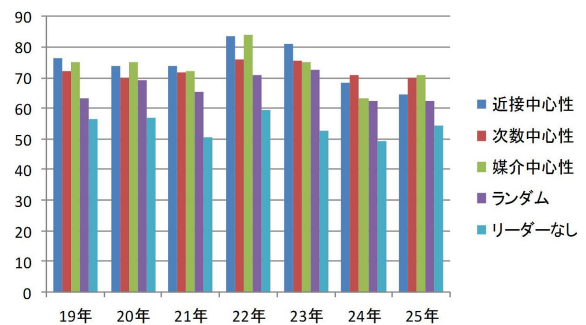


図 7 各中心性を用いた場合の最終ステップ参加者数の平均

Fig. 7 Average number of participants in experiments using each centrality.

表 5 各中心性を用いた場合のエージェントの年ごとの平均態度 (太字は年ごとの最大値)

Table 5 Average attitude in experiments using each centrality.

	近接中心性	次数中心性	媒介中心性	ランダム	リーダーなし
19年	0.381	0.361	0.360	0.324	0.317
20年	0.365	0.345	0.373	0.355	0.320
21年	0.358	0.350	0.353	0.334	0.287
22年	0.433	0.385	0.419	0.379	0.345
23年	0.404	0.385	0.419	0.379	0.314
24年	0.317	0.319	0.302	0.300	0.259
25年	0.302	0.340	0.340	0.314	0.302

表 6 各中心性を用いた場合のエージェントの年ごとの平均行動意図 (太字は年ごとの最大値)

Table 6 Average intention in experiments using each centrality.

	近接中心性	次数中心性	媒介中心性	ランダム	リーダーなし
19年	0.482	0.463	0.477	0.408	0.385
20年	0.482	0.457	0.489	0.444	0.381
21年	0.482	0.469	0.468	0.426	0.362
22年	0.524	0.479	0.524	0.452	0.397
23年	0.508	0.481	0.476	0.462	0.363
24年	0.453	0.465	0.423	0.415	0.354
25年	0.433	0.458	0.460	0.413	0.375

者数の平均をそれぞれ示す。5.2 節の結果から, ネットワーク指標と態度が強い相関を持つため, 態度の平均を表 5 に, また, 最終的に参加・不参加を決定する行動意図の平均を表 6 に示す。

5.3.3 結果の考察

図 6 より全体の平均では、近接中心性をリーダーとしたとき、すべてのエージェントの動機変数を大きくした。表 2, 5, 6 の平成 22 年を見ると、近接中心性が態度、行動意図ともに最も高い値をとった。この年はエッジ数、平均次数、グラフ密度が最大であり、平均最短距離が最小の年であった。つまり、住民同士のつながりが密であるコミュニティでは近接中心性によってリーダーを選ぶ方が良いと考えられる。

しかし平成 24 年には次数中心性が態度、行動意図ともに高くしており、最終ステップ時の参加者数の平均も最も高くなっていることが分かる。表 2 より、平成 24 年は平均次数やグラフ密度が他の年よりも低く、平均最短距離やクラスタ係数が高い傾向があった。つまり、住民同士の距離が遠いコミュニティでは次数中心性によってリーダーを選ぶ方が良いと考えられる。

また、平成 25 年に注目すると態度と行動意図は、3 つの中心性の中では近接中心性が最も低い値をとり、行動意図は媒介中心性が最も高い値であることが分かる。こちらも表 2 を見ると、すべての年のうち最もエッジ数や平均次数が小さい年であった。つまり、住民同士のつながりが希薄なコミュニティ内では媒介中心性によってリーダーを選ぶ方が良いと考えられる。

これらの結果は、上の 2 つの実験によって考察したとおり、活動をネットワークによって効率的に伝播するという観点でリーダーの配置を検討することができると思われる。また、このようなリーダーの配置という観点から、新たな中心性の概念を考案できるかもしれない。

6. おわりに

本稿では、山田らのモデルに対し、ネットワーク構造を導入し、ネットワークの持つ性質や中心性の高い人物がコミュニティ活動へ与える影響をシミュレーションを行うことで分析をした。実験結果より、平均最短距離が小さいネットワークであること、スケールフリー性を持つネットワークであること、ネットワークの持つ特徴を基に適切なリーダーを選択することが、コミュニティ活動の参加者を増やす要素である可能性を示唆した。一方で、本研究はシミュレーションによる検討を行ったが、本実験の結果は、実際のコミュニティ活動におけるデータ、あるいは、現象によって確かめていく必要がある。検討方法は重要な今後の課題である。また、現実のコミュニティ活動を考えたとき、ネットワーク構造は変化していく可能性が考えられる。さらに、自己効力感を高める要因のうち達成経験のみを考えてシミュレーションを行ったが、コミュニティ活動は代理経験を得ることで自己効力感を向上させることも可能であると考えられる。今後は、このような事例も考慮し、モデルをより精査していきたい。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 26730154、公益財団法人堀科学芸術振興財団の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 国民生活審議会調査部会コミュニティ問題小委員会：コミュニティ—生活の場における人間性の回復，大蔵省印刷局 (1969).
- [2] 今村晴彦，園田紫乃，金子郁容：コミュニティのちから“遠慮がちな” ソーシャル・キャピタルの発見，慶應義塾大学出版会 (2010).
- [3] 山田広明，橋本 敬：規範意識と自己効力感に駆動されたコミュニティ活動形成と拡大，人工知能学会論文誌，Vol.30, No.2, pp.491-497 (2015).
- [4] チャールズ・カドゥシン：社会的ネットワークを理解する，株式会社北大路書房 (2015).
- [5] 金光 淳：社会ネットワーク分析の基礎：社会関係資本論にむけて，勁草書房 (2003).
- [6] Yamamoto, S., Kondo, T. and Inuzuka, N.: Analysis of Asymmetric Friendship among Students from Class Attendance Records, *New Advances in Intelligent Decision Technologies, Studies in Computational Intelligence*, 199, pp.393-404, Springer (2009).
- [7] Takeuchi, S., Matsushima, H. and Inuzuka, N.: Pattern Mining on Ego-Centric Networks of Friendship Networks, *Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems, LNCS*, 6884, pp.89-97, Springer (2011).
- [8] Deutsch, M. and Gerard, H.B.: A study of normative and informational social influences upon individual judgment, *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, Vol.51, No.5, pp.629-636 (1955).
- [9] Bandura, A: Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change, *Psychological Review*, Vol.84, No.2, pp.191-215 (1977).
- [10] Watts, D.J. and Strogatz, S: Collective dynamics of 'small-world' networks, *Nature*, Vol.393, No.6684, pp.440-442 (1998).
- [11] Barabasi, A.-L. and Albert, R.: Emergence of Scaling in Random Networks, *Science*, Vol.286, No.5439, pp.509-512 (1999).
- [12] Inuzuka, N., Nakano, T. and Shimomura, K.: Friendship Analysis Using Attendance Records to University Lecture Classes, *IASK International Conference Teaching and Learning*, pp.478-486 (2008).



甲村 啓伍

2014 年名古屋工業大学工学部情報工学科卒業。2016 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年愛知製鋼株式会社。社会ネットワーク分析とシミュレーションに興味を持つ。



武藤 敦子 (正会員)

1998年名古屋工業大学工学部知能情報システム学科卒業。同年同大学文部科学技官，2004年同大学大学院工学研究科助手，2007年同助教，2016年同准教授，現在に至る。博士(工学)。人工知能，複雑系に関する研究に従事。

第25回ファジィシステムシンポジウム優秀論文発表賞。IEEEシニア会員，日本知能情報ファジィ学会，日本数理生物学会各会員。



松井 藤五郎 (正会員)

1997年名古屋工業大学工学部知能情報システム学科卒業。2003年同大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。同年東京理科大学理工学部経営工学科助手，助教。2009年とうごろう機械学習研究所設立。2010年中

部大学生命健康科学部臨床工学科兼工学部情報工学科講師。2014年同准教授，現在に至る。機械学習およびデータ・マイニングに関する研究に従事。人工知能学会，AAAI，ACM各会員。



森山 甲一

1998年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2003年同大学院情報理工学研究科計算工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同専攻助手，大阪大学産業科学研究所助手，助教，特任准教授を経て，現在，名古屋工業大学大学院工

学研究科情報工学専攻准教授。人工知能，マルチエージェントシステム等の研究に従事。電子情報通信学会，人工知能学会各会員。



犬塚 信博 (正会員)

1987年名古屋工業大学工学部卒業。1992年同大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。同年同大学助手。2008年同大学院工学研究科教授，現在に至る。人工知能，特に帰納学習，知識発見，社会ネットワーク分

析の研究に従事。人工知能の教育への応用等に興味を持つ。人工知能学会，電子情報通信学会，AAAI，ACM各会員。