

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,a)} 武藤 敦子^{1,b)} 松井 藤五郎^{2,c)} 森山 甲一^{1,d)} 犬塚 信博^{1,e)}

概要: コミュニティ活動とは防災や環境美化等のための市民活動であり、地域の発展に重要である。人々の結びつきや「タダ乗り」等の社会現象との関係を解明する必要がある。山田ら [1] は個人の内面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を提案したが、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モデル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、ネットワークが持つクラスター係数や平均次数がコミュニティ活動の活性化に影響することを示した。また、ネットワーク内の個々の要素の影響によって、コミュニティ活動の活性化に違いがあることを示唆した。

KOMURA KEIGO^{1,a)} MUTOH ATSUKO^{1,b)} MATSUI TOHGOROH^{2,c)} MORIYAMA KOICHI^{1,d)}
INUZUKA NOBUHIRO^{1,e)}

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、環境改善に止まらず、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 [2]。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。

今村ら [3] は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する。山田らは、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・モデルを提案した [1]。ここでは、周囲との相互作用を地理的な近隣で表現している。

しかし、山田らの提案するモデルでは、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は、人々に強い影響を与えている。そこで、本研究はこれをネットワークモデルによって導入したモデルを提案し、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を形成をする [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 (Social Network Analysis: SNA) 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。人や組織がもつ関係性をネットワークとして捉え、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伴い大規模化してきている。

2. コミュニティ活動の形成シナリオ

今村 [3] は日本人は「お互い様」や「お世話になったから」といったような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。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。

しかし、一方で今村 [3] は、保健補導員コミュニティで

¹ 名古屋工業大学大学院

² 中部大学

a) k.komura.157@nitech.jp

b) atsuko@nitech.ac.jp

c) TohgorohMatsui@tohgoroh.jp

d) moriyama.koichi@nitech.ac.jp

e) inuzuka@nitech.ac.jp

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 [1] 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。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。

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と、過去の参加への経験から得る自己効力感と、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。

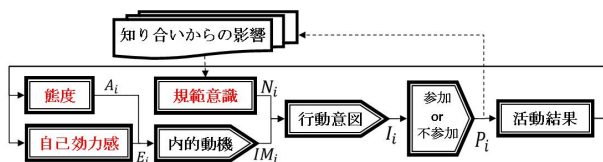


図 1 山田らの提案するエージェントモデル

図 1, 式 (1)~(3) の A_i ($0 \leq A \leq 1$) は態度を表し, E_i ($-1 \leq E \leq 1$) は自己効力感を表し, N_i ($0 \leq N \leq 1$) は規範意識を表し, (I_i) は行動意図を表す。式 (1), (2) より自己効力感と態度から内的動機 IM_i ($0 \leq IM \leq 1$) が形成され, 式 (3) より内的動機と外的動機である規範意識から行動意図が形成される。 I は 0~1 の値をとり, $I > rand(0, 1)$ を満たす場合に参加行動をとる。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とする。

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

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

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

また、それぞれの動機変数の更新式を式 (4)~(7) 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) を表す。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形格子状に配置され、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。規範意識は知り合いが多いほど大きくなるのではなく、各エージェントの知り合い (Acquaintance) の内の参加者数 (PartAcquaintance) の割合によって決まる。パラメータ ϵ は規範意識形成の敏感さを表す。

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

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形格子状に配置されていたが、実際の地域共同体は、単純なつながりでは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。これにより、ネットワークの性質と活動の関係、中心性の高い人物の影響についてシミュレーションを行う。また、コミュニティ活動に参加をする人が

表 1 費用と公益の関係

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	-

増加するための要素, コミュニティ活動が崩壊しないための要素を分析する. そこから, 現実のコミュニティ活動の活性化のために重要な要素について考察をしていく.

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, 全体と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. 中心性は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きまるものではない. 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, クラスター性, 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. 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, スモールワールド性の高いネットワークは規範的影響などの伝播が早いことが考えられる. クラスター性の高い場合, 互いの影響の度合いが高く, 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, 影響の度合いに差が大きくなり, そのことの影響がどの程度か.
- (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. モデルにおいて中心性の高いノードの活動度がどうであるか, 中心性の高いノードの活動を高めた場合の影響がどのようなようになるのかを把握する.

ネットワークのつながりによって発生する規範的影響と成功体験によって向上する自己効力感により, 提案するモデルが想定された動きをすることを検証するためにシミュレーションを行い, 分析をする.

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. ネットワーク構造を適用したモデルに対しネットワークの性質やネットワークの指標, 中心性がコミュニティ活動に対しどのような影響を与えるかをシミュレーションを行い検討をする.

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によってコミュニティ活動に与える影響の差を調べることを目的とする. 比較する指標として, シミュレーション後に参加者として残っていた人物を用いる.

5.1.1 実験内容

ネットワークの生成には様々なネットワークを表現することができる WS モデル [10] と BA モデル [11] を用いた.

WS モデルは各頂点の次数 α を確率 p で張り替え, クラスター性の高いグラフからスモールワールド性の高いネットワークまで作成できるモデルである. p が 0 ならばクラスター係数の高い 1 次元格子グラフとなり p が 1 に近づくほどクラスター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 (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が時間とともに 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, ベキ指数 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, 500 ステップ行ったものを 1 試行とする. これを生成した 20 個のネットワークに 250 回ずつ計 5000 回試行し, 最終ステップ時の参加

者数の平均を比較する．また，それぞれの変数の初期状態は $A = 0.5$, $N = 0.5$, $E = 0$, 更新式のパラメータは $\sigma = 2$, $\beta = 30$, $\delta = 0.01$, $\lambda = 0.05$, $\epsilon = 0.5$ とする．

5.1.2 WS モデルを用いた場合の実験結果

図 2 は WS モデルを用いた場合の結果である． p を大きくする，すなわちスモールワールド性が高いグラフに近づくほど最終ステップ時の参加人数平均は高くなりつづくと分かる．

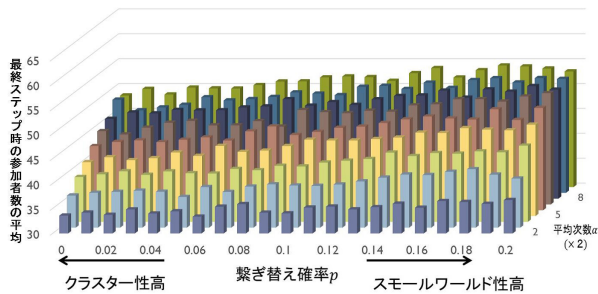


図 2 WS モデルを用いた場合の結果

5.1.3 BA モデルを用いた場合の実験結果

図 3 は BA モデルを用いた場合の結果である．平均次数が低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，辺を選択するとき，より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，平均次数が高くなると，べき指数 γ の影響が小さくなるのがわかる．

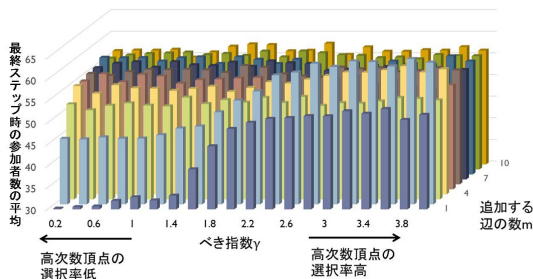


図 3 BA モデルを用いた場合の結果

5.1.4 結果の考察

WS モデルを用いた結果より，クラスター性よりもスモールワールド性が高いネットワークであるほど多くの参加者を得ることが可能であった．これにより，小集団で固まるのではなく，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．

一方，BA モデルでは 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く，多くの住民とつながりを持つがような人物がいるような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，WS, BA 両方のモデルの結果より，総エッジ数が増えることで参加者数は増加したことから，平均次数は参加者の維持に影響があると考えられる．

5.2 ネットワークの指標と結果の相関関係の調査

この実験では，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 モデルはクラスター性を満たさない．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．そこで，この実験では，下村ら [12] の研究である，友人関係推定手法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の情報工学科 1 年の 12 月時点での友人関係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．生成されたネットワークは，年ごとにある程度ネットワークの指標にバラツキがあり，ネットワークの 3 つの性質を持つ．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，クラスター係数，平均次数，グラフ密度の 6 つを用いる．それぞれの指標の値を表 2 に示す．エージェントが持つ 3 つの動機変数の初期状態と更新式の各パラメータは 5.1.1 節で用いたものと同様である．

表 2 友人関係ネットワークのネットワーク指標
(最大となる数値を太字に，最小となるものに をつける)

	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
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>

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ごとに 500 回ずつ試行した平均である．

5.2.2 実験結果

それぞれの年での各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。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った。また、24年には逆にエッジ数、平均次数、グラフ密度が最低であり、平均最短距離、クラスター係数が最大である。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比較したものを表4に示す。

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
(最大となる数値を太字に、最小となるものに_をつける)

	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を、*は有意水準が5%の有意な相関を示す)

	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*

5.2.3 結果の考察

本実験より、クラスター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影響がほぼなく、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と考えられる。さらに、その中でも態度変数への影響がより強いと確認できることから、ネットワーク指標は、コミュニティ活動の態度変数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のだと考えられる。

5.3 中心性による実験

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。

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。

各ネットワークの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の各エージェントが持つパラメータの平均を比較する。また、エージェントが持つ3つの動機変数の初期状態と更新式の各パラメータは5.1.1節で用いたものと同様であり、これを5.2.1節で用いた7年分の友人ネットワークに500回ずつ試行する。

5.3.2 実験結果

図4には中心性ごとにエージェントの持つそれぞれの変数の平均をとったものを示す。また、図5に5.1.1節の実験で用いた指標である最終ステップの参加人数の平均をとったものを示す。さらに、特に結果に大きく差が出た平成22、24、25年の結果を取り上げる。その年のネットワークの指標と、それぞれのネットワーク指標とエージェントが持つ各変数相関を見た結果より、態度変数に対し強い相関があった。そこで、各中心性をういた場合のエージェントの年ごとの態度の平均をとったものを表6に、最終的に参加・不参加を決定するための変数となる行動意図の平均を表7に示す。

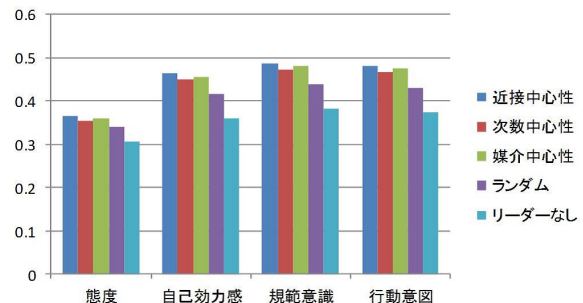


図4 各中心性をリーダーとした時の変数値の平均

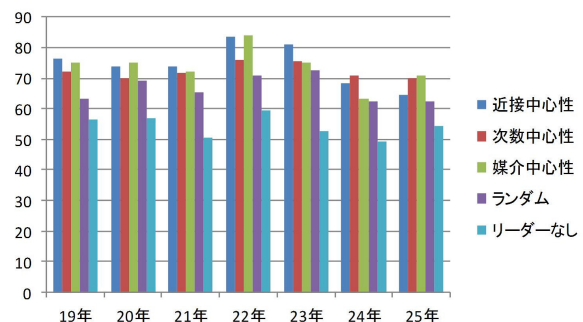


図5 各中心性をリーダーとした時の最終ステップ参加者数の平均

表 5 友人関係ネットワークのネットワーク指標 (22,24,25 年のみ)

	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
22 年	168	1028	<u>3.83</u>	0.51	12.24	0.037
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>

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態度 (年ごとに最大となる数値を太字にする)

	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
22 年	0.433	0.385	0.419	0.379	0.345
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 7 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 (年ごとに最大となる数値を太字にする)

	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
22 年	0.524	0.479	0.524	0.452	0.397
24 年	0.453	0.465	0.423	0.415	0.354
25 年	0.433	0.458	0.460	0.413	0.375

5.3.3 結果の考察

図 4 より全体の平均では、近接中心性が全てのエージェントの動機変数を大きくした。表 5, 6, 7 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、平均最短距離が最少の年であった。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人数の平均も最も高くなっていることが分かる。表 5 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ー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 5 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。

5.4 実験結果のまとめ

本実験のシミュレーションから、スケールフリー性、スモールワールド性を持ち、その中でコミュニティのつながりの状況から適切なリーダーを選択することがコミュニティ活動の崩壊を防ぎ、活動への参加者を募ることが可能であると結論づける。

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、スケールフリー性やスモールワールド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崩壊を防ぎ、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。

本実験では、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、これを考慮し、シミュレーションの精度をより向上させたい。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [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] S Yamamoto, T Kondo, N Inuzuka: 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] S Takeuchi, H Matsushima, N Inuzuka: Pattern Mining on Ego-Centric Networks of Friendship Networks, *Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, LNCS, 6884, Springer, pp. 89-97, 2011.
- [8] M Deutsch, HB Gerard: 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] A Bandura: Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change, *Psychological Review*, Vol. 84, No. 2, pp. 191-215, 1977.
- [10] Duncan J. Watts and Steven Strogatz: Collective dynamics of ‘small-world’ networks, *Nature*, Vol. 393, No. 6684 pp. 440-442, 1998.
- [11] Albert-Laszlo Barabasi, Reka Albert: Emergence of Scaling in Random Networks, *Science*, Vol. 286, No. 5439, pp. 509-512, 1999.
- [12] 下村 幸作: 学生の出欠時間を活用した学生の友人関係分析, 第 6 回人工知能学会データマイニングと統計数理研究会, SIG-DMSM-A703, pp. 20-26, 2008.