

他者との関係に基づく コミュニティ活動リーダー決定モデル

賀川 祐耶^{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: コミュニティ活動は地域に重要な市民活動だが、自発的形成はされにくい。適切なコミュニティ活動リーダーを選ぶことは活動の活性化において重要である。本研究では人間関係に注目してリーダーを選ぶために、人間関係がリーダーの活動活性化を引き起こす力に与える影響を調査する。その際コミュニティ内の個人が他者から影響を受けながら参加・不参加を決定する山田ら、甲村らのコミュニティ活動形成モデルと、リーダーの影響を表す評価尺度として新たに定義する活動活性化貢献度を利用する。活動活性化貢献度とコミュニティの人間関係構造の関係を調査した結果、リーダーを決定するには直接の友人の数が多く、またコミュニティ内の全員と近いことを考慮することが重要である可能性が示唆された。

キーワード: コミュニティ活動, エージェントシミュレーション, 社会ネットワーク分析

KAGAWA YUYA^{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参加型の自治活動であり、求められる機能が多様化している [1]。その中には住民の問題を解決するために形成される活動がある [1][2][3]。そのようなコミュニティ活動の例として、環境美化活動や防災活動が挙げられる。このようなコミュニティ活動の活性化は地域の問題を解決する上で重要な役割を果たす。

今村らは実際のコミュニティ活動を調査し、コミュニティ活動への個人の参加行動は周りの目を気にすることから生起し、参加した個人はやりがいを感じて継続的に参加するようになる、と指摘した [4]。

山田らは今村らの指摘した、周りへの意識 (=「規範意識」) と実際に参加して感じたやりがい (=「自己効力感」) から個人がコミュニティ活動への参加・不参加を決める数

理的なエージェント・ベース・モデルを提案した [5]。このモデルでは参加をした個人がその隣人に影響を与え、さらに隣人がその隣人に影響を与える、というような参加行動の伝播を表現している。そして、各動機と参加行動の伝播の関係を調査した。

甲村らは山田らの提案したモデルに社会ネットワーク構造を導入し、山田らのモデルでは格子状に繋がっていた人間関係と比較してより複雑な人間関係を表現できるようにモデルを拡張した [6]。そして数理的なネットワーク生成モデル (WS モデル、BA モデル) を用いそのパラメータを変更する実験から、ネットワーク全体の指標とコミュニティ活動の活性度の関係を考察した。

コミュニティ活動の中には、一定以上の活動結果を保つために必ず活動に参加し地域住民を先導する人物 (以下、リーダー) を指名する場合がある [4][7]。コミュニティ活動において適切にリーダーを選ぶことや養成することは大切であると考えられている [8]。活動の活性化の観点からいうと、適切なリーダーとは、活動の活性化を引き起こす力の強いリーダーである。

社会ネットワークは人間関係構造をネットワークの形に表したものである。社会ネットワーク中の人そのものではなく人と人との関係に重点をおいて理解するための手法

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

a) y.kagawa.247@nitech.jp

b) mutoh.atsuko@nitech.ac.jp

c) matsui@cs.chubu.ac.jp

d) moriyama.koichi@nitech.ac.jp

e) inuzuka@nitech.ac.jp

として社会ネットワーク分析がある。社会ネットワーク分析手法の一つに、ネットワーク中心性が複数ある。

甲村らはネットワーク中心性の高い上位3名をリーダーとしたシミュレーション実験を行った。しかし、甲村らは各ネットワーク中心性の最も高い3人しか見ていない。リーダーとしての影響力と各ネットワーク中心性の全体的な関係を調べるには、ネットワーク中の一人一人の値を幅広く見る必要がある。そしてネットワーク中心性以外にも個人の他者との関係を表す値を考えることが可能であり、これとの関係を調べる必要がある。

本研究では、甲村らのコミュニティ活動形成モデルを利用し、人間関係がコミュニティ活動リーダーとしての影響力へどのような影響を与えているかを調べる。以下このモデルにおいて、コミュニティのメンバーをエージェントと呼ぶ。モデルを用いたコミュニティ活動リーダー実験から得られる、個人のリーダーとしての活動の活性化への影響力の程度を新たに活動活性化貢献度と定義する。そしてネットワーク中の全エージェントについて活動活性化貢献度とネットワーク中心性などのネットワーク構造から求まる値との関係を調査する。各個人の持つ人間関係がコミュニティ活動リーダーとしての影響力に及ぼす影響の調査を通して、コミュニティ活動リーダーを決定する際に人間関係を用いるアプローチを提案する。

2. コミュニティ活動形成モデル

各エージェントの、コミュニティ活動への参加・不参加を決定するプロセスを図1に示す。以下[5]に沿って説明する。

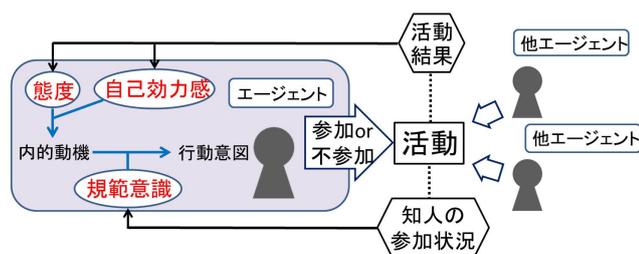


図1 コミュニティのメンバーの意思決定プロセス

各エージェントは「態度」「自己効力感」「規範意識」の3つの動機変数を持つ。そしてこれらの動機変数からコミュニティ活動への参加・不参加を決定する。全エージェントが活動への参加・不参加を決定した後、活動が実施され、その活動結果と自身に影響を与えるエージェント（以下、友人）の参加状況によって動機変数を更新する。全エージェントが動機変数を更新することを1ステップとする。

「態度」はその人物がコミュニティ活動をどの程度肯定的にもしくは否定的に評価しているかを表す。「自己効力感」は実際に自身がコミュニティ活動に参加してみても感じ

た、「自身がコミュニティ活動に参加することで活動を成功させられる」という自信の程度を表す。「規範意識」は自身の周囲の人々から受ける意識のことである。

活動結果はコミュニティ活動の全体の参加割合（活動の参加人数/全人数）によって決まる費用（ C ）と公益（ B ）の和（以下（ $C+B$ ））で表される。費用とはコミュニティ活動に参加するために必要となる労力や時間のことである。他方、公益とはコミュニティ活動によってコミュニティ全体にもたらされる利益のことである。

このモデルでは参加割合が1/3以上の場合を成功とする。活動が成功した場合、その活動の参加者は成功経験（ $task=success$ ）を得る。逆に1/3未満の場合を失敗とし、その活動の参加者は失敗経験（ $task=failure$ ）を得る。活動の参加割合と費用・公益の関係を表1に示す。

表1 コミュニティ活動結果：活動の参加割合と費用・公益・経験の関係（[5]の表を改変）

活動の参加割合 X	参加者			不参加者		
	費用 C	公益 B	経験 $task$	費用 C	公益 B	経験 $task$
$0 \leq X < 1/9$	-9	0	failure	0	0	—
$1/9 \leq X < 2/9$	-8	0	failure	0	0	—
$2/9 \leq X < 3/9$	-7	0	failure	0	0	—
$3/9 \leq X < 4/9$	-6	4	success	0	4	—
$4/9 \leq X < 5/9$	-5	4	success	0	4	—
$5/9 \leq X < 6/9$	-4	4	success	0	4	—
$6/9 \leq X < 7/9$	-3	4	success	0	4	—
$7/9 \leq X < 8/9$	-2	4	success	0	4	—
$8/9 \leq X < 1$	-1	4	success	0	4	—

参加者は態度 A_i^t を式(1)のように更新する。一方不参加者は常に式(2)のように A_i^t を更新する。パラメータ δ は A_i^t の変化のしやすさを表す。

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

$$A_i^{t+1} = A_i^t - \delta \times (C+B)_i^t \times A_i^t \quad (2)$$

参加者は自己効力感 E_i^t を式(3)のように更新する。不参加者は E_i^t を更新しない。パラメータ λ は E_i^t の変化の敏感さを表す。

$$E_i^{t+1} = \begin{cases} E_i^t + \lambda \times \{1 - (E_i^t)^2\}, & (task^t = success) \\ E_i^t - \lambda \times \{1 - (E_i^t)^2\}, & (task^t = failure) \end{cases} \quad (3)$$

参加者・不参加者ともに、規範意識 N_i^t を式(4)のように自分の友人の数 ($Friend_i$) とその内コミュニティ活動に参加した友人の数 ($PartFriend_i^t$) によって更新する。パラメータ ϵ は周囲の行動への流れやすさを表す。

$$N_i^{t+1} = \epsilon \times \frac{PartFriend_i^t}{Friend_i} + (1-\epsilon) \times N_i^t \quad (4)$$

以上の動機変数を更新した後ステップが進む。

態度 A_i^t と自己効力感 E_i^t から内的動機 IM_i^t を式(5)、式(6)のように形成し、 IM_i^t と規範意識 N_i^t から参加行動を

とる確率を表す行動意図 I_i^t を式 (7) のように形成する。パラメータ σ は E_i^t の A_i^t への影響の強さを表す。パラメータ β は不確実な行動の起こりやすさを表す。

$$X_i^t = \begin{cases} \frac{1}{\sigma \times E_i^t + 1}, & (E_i^t \geq 0) \\ \sigma \times (-E_i^t) + 1, & (E_i^t < 0) \end{cases} \quad (5)$$

$$IM_i^t = (A_i^t)^{X_i^t} \quad (6)$$

$$I_i^t = \frac{1}{1 + e^{\beta \times (1 - N_i^t - IM_i^t)}} \quad (7)$$

3. ネットワーク中心性

本研究ではノードがどれだけネットワークにおいて中心的な存在であるかを表すネットワーク中心性として近接中心性、次数中心性、媒介中心性を利用する。

ノード i の近接中心性は、ノード i から他の全てのノードへの最短経路の距離の総和の逆数である。ノード i の次数中心性は、ノード i と直接繋がっているノードの数である。ノード i の媒介中心性は、他の全ての 2 ノード間の最短経路上にノード i が位置する割合の和である。

4. 活動活性化貢献度の調査

4.1 活動活性化貢献度の定義

コミュニティ内のエージェント i を最初のステップから最後のステップまで強制参加させた（以下、リーダーとした）ときのコミュニティ活動の活性化度合いを表す活動活性化貢献度 C_i を式 (8) により定義する。ここで、 i をリーダーとするとは、 i の行動意図を $I_i^t = 1, (t = 1, 2, \dots, Last)$ と設定することである。以下事前に定めた最終ステップ数まで活動を繰り返したものを 1 試行という。

$$C_i = \frac{1}{T_n} \sum_{T=1}^{T_n} \frac{PartAll_i^T}{|N|} \quad (0 < C_i \leq 1) \quad (8)$$

T_n は事前に定めるシミュレーションの全試行数、 $PartAll_i^T$ は i をリーダーとしたシミュレーションの T 試行目における最終ステップ時の活動参加者数、 N はシミュレーションを適用するネットワークの全エージェントの集合である。 C_i は i をリーダーとしたシミュレーションを T_n 回行った後に求めることができる。 C_i の値が大きい程、そのエージェント i がリーダーのとき活動は活性化されやすいといえる。つまり i の活動活性化貢献度は i のコミュニティ活動リーダーとしての影響力の強さといえる。

4.2 現実のネットワークにおける活動活性化貢献度

定義した活動活性化貢献度を用いた実験を行う。

この実験で使用するネットワークは友人関係推定手法 [9] で得た、名古屋工業大学工学部情報工学科 1 年生の 12 月時点の友人関係ネットワーク、7 年分（平成 19 年～25 年）（以下、H19～H25）である。表 2 にこれらのネットワーク

表 2 使用するネットワークのネットワーク指標

（太字は 7 つのネットワークで最大のもの、下線は最小のもの）

	ノード数	孤立ノード数	平均最短距離	クラスター係数	グラフ密度
H19	172	10	4.41	0.48	0.06
H20	168	9	4.20	0.52	0.07
H21	<u>167</u>	10	4.66	0.47	0.06
H22	168	11	3.83	0.51	0.07
H23	170	9	4.15	<u>0.46</u>	0.06
H24	172	<u>7</u>	5.89	0.56	<u>0.06</u>
H25	169	16	5.14	0.52	0.06

の指標の値を示す。

また以降の実験においてエージェントの各動機変数や行動意図の更新式におけるパラメータ、ステップ 1 における各動機変数は全エージェント一律に以下のように設定する。 $\delta = 0.01, \lambda = 0.05, \epsilon = 0.5, \sigma = 2, \beta = 30, A^{t=1} = 0.5, E^{t=1} = 0, N^{t=1} = 0.5$ 。

以降の実験ではシミュレーションの 1 試行のステップ数を 500 とした。ステップ 500 までを 1 試行とし、2000 試行分繰り返した。各エージェントについて 2000 試行繰り返した結果から算出した各ネットワークにおける全てのエージェントの活動活性化貢献度の値の平均、分散、最小値、最大値を表 3 に示す。

表 3 活動活性化貢献度の値

（太字は 7 つのネットワークで最大のもの、下線は最小のもの）

	活動活性化貢献度			
	平均	分散	最小値	最大値
H19	0.363	2.20×10^{-4}	0.331	0.402
H20	0.370	1.91×10^{-4}	0.338	0.409
H21	0.368	2.33×10^{-4}	0.332	0.411
H22	0.388	2.15×10^{-4}	0.352	0.425
H23	0.374	2.36×10^{-4}	0.336	0.421
H24	<u>0.342</u>	1.85×10^{-4}	<u>0.309</u>	<u>0.380</u>
H25	0.357	2.81×10^{-4}	0.313	0.399

4.3 活動活性化貢献度上位 3 名をリーダーとした実験

活動活性化貢献度の最も大きい 3 体のエージェントをリーダーとした場合と、甲村らの観察した各ネットワーク中心性の最も大きい 3 体のエージェントをリーダーとした場合のステップ 500 における参加割合の平均（2000 試行分）を比較する。活動活性化貢献度を求めた際は同時に 1 体のエージェントのみをリーダーとしたが、この実験では同時に 3 体のエージェントをリーダーとする。値の最も大きい 3 エージェントが n_1, n_2, n_3 だとすると、3 体の行動意図をそれぞれ $I_{n_1}^t, I_{n_2}^t, I_{n_3}^t = 1, (t = 1, 2, \dots, 500)$ と設定する。図 2 に結果を示す。

H19、H21、H23、H24 においては活動活性化貢献度を基準にリーダーを選ぶとステップ 500 における参加割合を各種

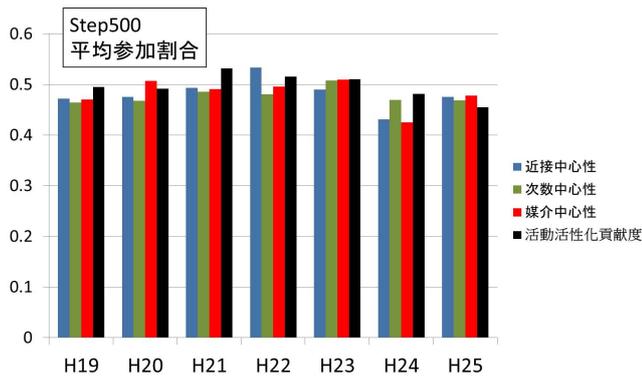


図 2 各ネットワーク中心性上位 3 名、活動活性化貢献度上位 3 名をリーダーとした場合のステップ 500 の平均参加割合

ネットワーク中心性を基準にした場合より大きくできることが確認できた。

このことから、ネットワーク中心性を基準とした場合と比べてより参加人数を増やせる基準が存在することが示唆される。

4.4 ネットワーク指標との相関関係の調査

各ネットワークの各エージェントの活動活性化貢献度と各ネットワーク中心性、クラスタ係数の相関係数を表 4 に示す。総合は 7 つのネットワークの全エージェントにおいて求めた値で相関を取ったものである。ここでは相関係数の絶対値が 0.5 以上のものを強い相関、同 0.3 以上 0.5 未満のものを弱い相関とみなす。

表 4 活動活性化貢献度と各ネットワーク中心性、クラスタ係数の相関係数

(太字は相関係数 >0.5, * は有意水準 5%)

	近接	次数	媒介	クラスタ係数
H19	0.416*	0.824*	0.492*	-0.002
H20	0.514*	0.753*	0.489*	0.090
H21	0.495*	0.776*	0.427*	0.162*
H22	0.516*	0.690*	0.539*	0.082
H23	0.442*	0.836*	0.582*	0.168*
H24	0.411*	0.807*	0.341*	0.214*
H25	0.498*	0.835*	0.403*	0.144
総合	0.604*	0.683*	0.271*	0.036

表 4 から、どのネットワークにおいても活動活性化貢献度と次数中心性に有意な強い正の相関が見られたことから、次数中心性がリーダーを選ぶ際に重要であることが示唆される。

5. 次数中心性によりリーダーを決定することの分析

例えば図 3 のようなネットワークを考えると。ノードはエージェント、エッジは影響関係を表す。図のようにノード 2 からノード 1、4 の向きにエッジが張られているとき、エージェント 2 はエージェント 1、4 の活動への参

加・不参加から規範意識を更新するとする。

この場合、エージェント 1 がリーダーであるとする、エージェント 2、3、6、7 の規範意識の更新部分にも関わる友人の参加割合が高くなりやすい。次数中心性の高いエージェントほど自身がリーダーとなったときにこのような直接肯定的な規範的影響を受けるエージェント (以下、知人) の数が多い。

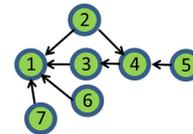


図 3 ネットワーク例

次に、知人数以外のネットワークの構造も活動活性化貢献度に影響を与えるのかを調べるため、知人数が同じだが構造が違う場合に注目した実験を行う。

5.1 知人の位置との関係の調査

この実験では、知人数は同じだがそれらの位置が異なるときの最終的な活動の参加割合を比較する。これらを次のように条件 A、条件 B と定める。

条件 A

知人数が 10 以上のエージェントを選択し、リーダーとする。選択されたのがエージェント n であるとする、 $I_n^t = 1, (t = 1, 2, \dots, 500)$ と設定する。これを条件 A とする。

条件 B

条件 A と同じネットワークに 1 つの仮想的エージェント v を追加する。このとき条件 A で選択したエージェント n の次数の値と同じ数のエッジをネットワークからランダムに選択する。仮に図 3 のようにエージェント 2 からエージェント 1 の向きに張られているエッジが選択されたとする、そのエッジをエージェント 2 からエージェント v の向きのエッジに張り替える。そして v をリーダーとし、 $I_v^t = 1, (t = 1, 2, \dots, 500)$ と設定する。これを条件 B とする。

ネットワーク中の全ての、知人数が 10 以上のエージェントについて条件 A と条件 B のシミュレーションを行う。

条件 A の活動活性化貢献度と条件 B の活動活性化貢献度の値を表 5 に示す。なお表中の活動活性化貢献度は 1 エージェントにつき 5 個求めた平均値である。1 エージェントにつき 5 個求めた条件 A の活動活性化貢献度と条件 B の活動活性化貢献度の間で平均の差の検定を行った。

検定の結果、有意水準 5% でより大きいと判定されたものに * を付けた。

6 つのネットワークにおいて、条件 B の活動活性化貢献度の方が条件 A のものよりも統計的に有意に大きいことが確認

表 5 条件 A 下と条件 B 下の活動活性化貢献度の比較
(太字は大きいもの、* は有意水準 5%)

	知人数 10 以上 エージェント数	活動活性化貢献度		
		データ数	条件 A	条件 B
H19	18	90	0.38	0.39*
H20	22	110	0.38	0.39*
H21	9	45	0.38	0.39*
H22	23	115	0.39	0.41*
H23	14	70	0.39	0.40*
H24	6	30	0.36	0.37
H25	12	60	0.37	0.39*

できた。

条件 A で見た、一つのエージェントから繋がったエージェント同士は距離が近い関係にあると考えられる。逆に条件 B で見た、仮想的に考えたエージェントから繋がるランダムに選ばれたエージェント同士は距離が遠い関係にあることが多い。この比較で、互いに距離が近い関係にある人々を知人に持つ人物よりも、互いに距離の遠い人々を持つ人物の方がリーダーとしての影響力が大きくなることが示唆された。

ただしこの実験の条件 B で考えたエージェントは現実には存在しない。実在するエージェントについて考えたとき、そのエージェントが影響を与えるのはその 1 体のエージェントに繋がるエージェントだけである。

そこで 1 体のエージェントから直接影響を受ける複数のエージェントが相互にどの程度近いのかを表す知人間距離を定義し、それと活動活性化貢献度の関係を実際のエージェント同士で比較する。

5.2 知人間距離との関係の調査

ネットワーク中のノード i の知人間距離 $Adist_i$ を以下の式 (9) のように定義する。

$$Adist_i = \sum_{j,k \in A_i, j \neq k} d'(j,k) \quad (9)$$

なお A_i はノード i に隣接したノードの集合、 $d'(j,k)$ はネットワークからノード i と、それに隣接したエッジを除去したネットワークにおけるノード j とノード k の間の最短距離である。つまり i の知人間距離は、 i に隣接したノード相互間の i を介さない距離の総和である。

知人間距離が大きいエージェントほど、リーダーとしたときに広い範囲に影響を与えやすいといえる。そこで全エージェントにおいて活動活性化貢献度と知人間距離の相関を求める。

活動活性化貢献度と知人間距離の相関：全エージェントで 7 つのネットワークにおいて各エージェントについて求めた、活動活性化貢献度と知人間距離の相関係数を表 6 に示す。

7 つのうち 6 つのネットワークや総合では確認できな

表 6 全エージェント：活動活性化貢献度と知人間距離の相関係数
(下線は相関係数 >0.3 、* は有意水準 5%)

	全エージェント数	相関係数
H19	172	<u>0.303*</u>
H20	168	0.282
H21	167	0.185
H22	168	0.206
H23	170	0.244
H24	172	0.209
H25	169	0.228
総合	1186	0.120*

かったことから、知人数の違うエージェント間で考えると、相関は無いといえる。

次に同じ知人数のエージェント間で知人間距離と活動活性化貢献度の相関を調べる。

活動活性化貢献度と知人間距離の相関：知人数の同じエージェントに注目して

知人数 10 のエージェントに注目した、知人間距離と活動活性化貢献度の相関係数を表 7 に示す。

表 7 知人数 10：活動活性化貢献度と知人間距離の相関係数
(下線は相関係数 >0.3 、* は有意水準 5%)

	知人数 10 の エージェント数	相関係数
H19	9	0.182
H20	10	<u>0.515</u>
H21	8	-0.064
H22	6	-0.087
H23	5	-0.203
H24	3	<u>0.739</u>
H25	8	-0.008
総合	49	0.123

どのネットワークにおいても有意な相関が見られなかった。影響を与える人物間の相互の距離とリーダーとしての影響力の関係は今回は確認できなかった。

5.3 距離が d 離れたエージェントの数との関係の調査

次数中心性が高い（距離が 1 離れたエージェントの数が多い）エージェントほど活動活性化貢献度の値が大きい傾向があることは 4.4 節で既に述べた。ただし規範的影響は間接的にだが距離 2 以上離れたエージェントにも与えられる。そこで距離 2 以上離れたエージェント数と活動活性化貢献度の関係はどのようであるのかを調べた。表 8 に結果の 1 つとして知人数 9 のエージェントに注目した、そのエージェントから距離 2~6 離れたエージェントの数と活動活性化貢献度の相関係数を示す。

同じ知人数のエージェントに注目しても、距離 2~4 離れたエージェント数と活動活性化貢献度に強い正の相関がある場合があることが確認できた。これらのネットワークの

表 8 知人数 9 のエージェントに注目した、距離 $d(d = 2, 3, \dots, 6)$ 離れたエージェントの数と活動活性化貢献度の相関係数 (太字は | 相関係数 ≥ 0.5 、* は有意水準 5%)

	知人数 9 の エージェント 数	距離 d 離れたエージェント数と 活動活性化貢献度の相関係数				
		$d = 2$	$d = 3$	$d = 4$	$d = 5$	$d = 6$
H19	8	0.272	0.063	0.552	-0.607	-0.067
H20	5	0.798	0.580	-0.070	-0.567	-0.622
H21	7	0.264	0.268	0.832*	-0.345	-0.623
H22	11	0.727*	0.692*	0.432	-0.786*	-0.633*
H23	13	0.358	0.233	0.414	-0.447	-0.267
H24	11	0.716*	0.657*	0.695*	0.598	0.103
H25	5	0.938*	0.052	-0.016	-0.253	0.067
総合	60	0.507*	0.687*	0.592*	-0.321*	-0.496*

平均最短距離が 3~5 程度であること (表 2 参照) から、距離 2~4 離れたエージェントが多いエージェントは全員と距離が近いといえる。一方距離 5 以上離れたエージェントの数と活動活性化貢献度には強い負の相関が確認できた。距離 5 以上離れたエージェントが多いエージェントは全員と距離が遠いといえる。この傾向は知人数が 3、6、7、8 のエージェントに注目した場合にも確認できた。したがって同じ知人数でも、近接中心性が高いほど活動活性化貢献度の値が高くなるのが予測される。

5.4 回帰分析

本研究のこれまでの調査の結果から、次数中心性と近接中心性が他のネットワーク指標と比べると特に活動活性化貢献度と深い関係にあることが考えられる。そこで活動活性化貢献度をこの 2 つのネットワーク中心性の値を用いてどの程度説明できるかを検証する。

次数中心性と近接中心性を説明変数、活動活性化貢献度 C を目的変数として回帰分析して得られた回帰式を式 (10) に示す。また回帰結果を表 9 に示す。なおデータは 7 つのネットワークにおける合計 1186 エージェント分のデータを利用した。

$$C = 0.003 \times Degree + 0.359 \times Closeness + 0.327 \quad (10)$$

回帰分析の結果、活動活性化貢献度は次数中心性と近接中心性を用いて中程度説明できることが分かった。つまり活動活性化貢献度には次数中心性と近接中心性が重要であることが考えられる。

6. おわりに

本稿では、個人の持つ人間関係構造を考慮してコミュニティ活動リーダーを決めるという考え方を提案した。個人の持つ人間関係がコミュニティ活動リーダーとしての影響力に与える影響を調べるため、山田ら、甲村らのコミュニティ活動形成モデルを用いてシミュレーションを行った。ネットワーク中心性などと、新たに定義した活動活性化貢

表 9 活動活性化貢献度を目的変数とした回帰分析 (***) は有意水準 0.1%)

切片	0.327*** (0.001)
次数中心性	0.003*** (0.000)
近接中心性	0.359*** (0.021)
決定 R^2	0.559
補正 R^2	0.559
観測数	1186
標準誤差	0.013

献度の関係を調査した。その結果、次数中心性と近接中心性が活動活性化貢献度にとって重要である可能性が示唆された。以上より、コミュニティ活動リーダーを決める際には、直接の友人の数が多いこと、またコミュニティ内の他の全員と近いことを考慮することが重要であることが示唆される。

本研究ではリーダーを 1 人に固定した場合の活動の活性化度を主に観察したが、現実ではリーダーが複数人指名されることがあるため、複数人での影響力を観察することは有用であると考えられる。

参考文献

- [1] 愛知県：地域コミュニティ活性化方策調査報告書，愛知県，2009.
- [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] 岡西 靖，佐土原 聡：地域防災力向上のための自治会町内会における地域コミュニティと災害対策に関する調査研究，日本建築学会計画系論文集，No.609，77-84，2006.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 甲村 啓伍，武藤 敦子，松井 藤五郎，森山 甲一，犬塚 信博：ネットワーク構造を導入したコミュニティ活動モデル，情報学論，数理モデル化と応用，Vol.9，No.3，pp.15-23，2016.
- [7] 高橋 正道，北山 聡，金子 郁容：ネットワーク・コミュニティにおける組織アウェアネスの計量と可視化，情報学論，Vol.40，No.11，1999.
- [8] 藤田 勝，清水 浩志郎，木村 一裕，佐藤 陽介：活発な自主防災活動と日常的な地域活動の関連性に関する研究 -秋田市の状況から-，都市計画論文集，38(0)，4-4，2003.
- [9] 下村 幸作，中野 智文，犬塚 信博，松尾 啓志：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，SIG-DMSM-A703，pp.20-26，2008.