

# 所属メンバーの志向性を考慮したコミュニティ成長モデル

名古屋大学大学院情報科学研究科

佐久本 裕喜

有田 隆也

## A network model for community growing based on preference of individuals

Yuki Sakumoto Takaya Arita

Graduate School of Information Science, Nagoya University

**Abstract:** Characteristics of individual persons are not considered in the previous network models with explicit community structure. While characteristics of communities depend on the characteristics of the members, members should also change their own characteristics through the influences of the communities they belong to. To focus on this interaction, we propose and investigate a community growth model with preferences each of which is expressed a vector corresponding to the characteristic of each person. The influence of the characteristic of persons on the community structure result in the compartmentalization among communities. Furthermore, we compared the results of the model with the empirical data collected from “Kinugasa” which is one of the SNSs in Japan. We have found that the frequency distributions (of the number of the communities each person joins and the community size) in Kinugasa and our model are mostly identical in that they consist of two scale-free parts with different power law indices.

### 1 はじめに

人間社会における社会的ネットワークは人同士の繋がりだけではなく、会社、学校、地域などといった社会的コミュニティと人との関係によっても定義される。例えば、近年多く見られるソーシャルネットワーキングサービス（SNS）では、グループやコミュニティ等と呼ばれる集団が存在し、ネットワークの形成に重要な役割を果たしている [1]。また、インターネット上のコミュニティのように個々の直接的な関係性は薄くとも、同じ集団に属することから個々の特性に互いに影響を及ぼしあっている事がある。

ネットワークにおけるコミュニティに関する多くの従来研究で、コミュニティを人同士のみのつながりで表現されるネットワークにおけるクラスター構造として捉えることが多い [2][3]。クラスター構造としてコミュニティを捉えた場合、人が重層的にコミュニティに所属していること、たとえば人が社会生活において様々なコミュニティに所属していることを表現しにくい。そのため、このような状況を表現することが出来る、コミュニティを構造として明示的に有するネットワークモデルが、近年、提唱されている [4][5][6][7]。

これらのモデルの一部では、実在する SNS に近いデータを示すネットワークを作ることが出来ることが判っている。しかし、ネットワークを形成するエージェントは全て同一のものとして扱われ、個体差は無い。人の特性といえるミームがネットワークの形成に影響を与えているように [8]、コミュニティ構造を有するネットワークにおいても同様に人の特性が何らかの形で影響を与えることは十分に示唆される。また、それぞれのモデルで幾つかの点において現実の SNS とは異なるデータが生じていることも注目すべきである。例えば、三井らのモデル [5] では、ユーザのネットワークにおけるクラスター率が比較対象としている SNS よりも低い結果となっていたり、Noh のモデル [6] では、コミュニティサイズ（所属メンバーの数）の頻度分布が単純なべき乗則にしたがっているのに対し、対象の SNS では低～中次域と中～高次域で異なるべき乗則を持つ分布を示し

ている。

コミュニティは所属メンバー同士が、家族、宗教、学校などの様々な場を通して係わり合い、お互いの存在を意識しながら自己の振る舞いを決定し、互いに影響を与え合うことによって成り立つ。また、所属メンバー同士の相互作用の結果が集合全体、すなわちコミュニティ全体の形態を特徴づけ、変化を及ぼす [7]。つまり、コミュニティの特性が所属メンバーの特性の集合として定まる一方で、人のコミュニティの所属先はそのコミュニティの特性に依存し、さらに、人はコミュニティからの影響により自身の特性を変化させる。

本研究では、この相互作用に焦点を合わせ、志向性と称する所属メンバーの特性を考慮したコミュニティ成長モデルを構築し、コミュニティの所属メンバーの特性の変化とコミュニティ構造の変化がどのように相互作用しあっているのか知見を得ること、そして志向性を考慮することによって実在する SNS に近いコミュニティ構造が創発するか検証することを目的とする。具体的にはベクトルで表現されたエージェントの志向性を考慮したモデルをつくり、実験を行った。また、実データの把握と比較のために SNS 「キヌガサ」のデータを収集し、成長モデルとの比較を行った。

### 2 コミュニティ成長モデル

本モデルは、エージェント（それぞれ 1 次元トーラスのベクトルである志向性  $\theta \in [0, 2\pi)$  を持つ）とコミュニティの 2 種類のノードから構成される二部グラフでネットワークが表現される (Fig. 1)。各エージェントは、コミュニティに参加することでコミュニティの影響を受けたり、同じコミュニティに参加している他のコミュニティを紹介してもらうことで他のコミュニティに参加したりする。また、コミュニティもメンバーの志向性の平均としての志向性  $\phi \in [0, 2\pi)$  を持つ (Eq. 1-3)。

$$g\vec{p}_\alpha = \left( \sum_{i \in \alpha} \frac{\sin \theta_i}{|\alpha|}, \sum_{i \in \alpha} \frac{\cos \theta_i}{|\alpha|} \right) \quad (1)$$

$$\phi_\alpha = \arg g\vec{p}_\alpha \quad (2)$$

$$r_\alpha = |g\vec{p}_\alpha| \quad (3)$$

$\alpha$  はコミュニティの構成メンバーの集合,  $\phi_\alpha[0, 2\pi)$  はコミュニティの志向性,  $r_\alpha[0, 1]$  はコミュニティに参加しているエージェントの志向性の一致度である.

次節より本モデルについて詳しく説明する.

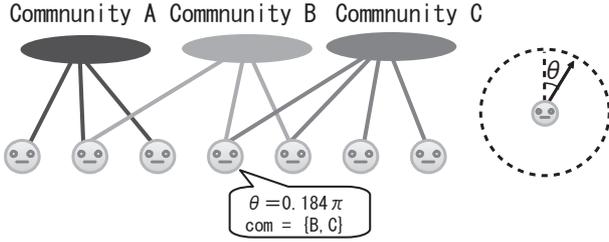


Fig. 1 モデル概略図. エージェントとコミュニティは1次元トラスで表されるベクトルの志向性を持つ.

## 2.1 コミュニティへの参加

エージェントへの参加方法は3種類ある.

- 紹介: 確率  $int$  で同じコミュニティに参加しているエージェントの一人にそのエージェントが参加しているコミュニティの一つを紹介してもらう. 紹介してもらったコミュニティがまだ参加していないものである場合, そのコミュニティに参加する.
- ランダム: 確率  $rand$  でまだ参加していないコミュニティのうち一つをランダムに選択し, 参加する.
- 設立: 確率  $est$  で既存のコミュニティに参加するのではなく, 新しいコミュニティを設立し, 参加する.

この3種類のコミュニティへの参加は全て独立に行われる. また, どのコミュニティへの参加においても, コミュニティの志向性はエージェントは参加後でないと分からないものとし, 参加するコミュニティの選択にコミュニティの志向性は影響を与えないものとする.

## 2.2 コミュニティの離脱

エージェントは自分の志向性  $\theta$  と参加しているコミュニティの志向性  $\phi$  の差が許容範囲  $D(0, \pi]$  以上の場合, そのコミュニティを抜ける.

## 2.3 コミュニティの影響

エージェントは参加している各コミュニティの一部のエージェントの志向性の平均と自身の志向性の各差分の平均の  $Infl$  倍の影響を受ける (Eq. 4). ただし, 一部のエージェント群の志向性の一致度  $r$  が低いほど, エージェントへの影響は小さくなる.

$$\theta'_i = \theta_i + \sum_{\alpha \in com_i} \frac{(\theta_i - \phi_\alpha)r_\alpha}{|com_i|} \cdot Infl \quad (4)$$

$com_i$  はエージェント  $i$  が参加しているコミュニティの集合,  $\beta$  は  $\alpha$  からランダムに1割のエージェントを選んできた集合である.

## 2.4 新エージェントの招待

エージェントは確率  $inv$  で自分の志向性の許容範囲内の志向性を持つ新しいエージェントを系に招待する. 招待されたエージェントは, 招待したエージェントが参加しているコミュニティの一つに参加するか, どれにも参加しないかをランダムに選択する.

## 2.5 コミュニティの解散

コミュニティは確率  $dsl$  で偶発的に, もしくは所属メンバーが居なくなったときに解散する.

## 2.6 エージェントの行動の確率

3種類のコミュニティへの参加, エージェントの招待の確率は, エージェント毎に定められる活発度と各行動に関

して定められるパラメータ (紹介:  $Int$ , ランダム  $Rand$ , 設立:  $Est$ , 招待:  $Inv$ ) で, エージェント毎に求めるものとする. 本実験では, 活発度は全エージェント一律で1, または, 参加コミュニティ数が相対的に多いエージェントほど高い場合 (Eq. 5), の2種類を用いる.

$$act_i = \frac{(|com_i| + 1)|\Omega|}{\sum_{j \in \Omega} (|com_j| + 1)} \quad (5)$$

$\Omega$  はモデルに参加しているエージェントの全集合である.

## 2.7 モデルの流れ

1ステップの流れは以下のとおりである. エージェントがそれぞれ独立に3種類のコミュニティへの参加, コミュニティの離脱, 新エージェントの招待, コミュニティからの影響による志向性の更新の順に行う. その後, コミュニティの解散を行う. これを1ステップとし, 終了条件を満たすまで繰り返し行う.

## 3 人数を固定した実験

### 3.1 設定

招待を行わず人数を固定した環境において, エージェントの志向性に対する許容範囲  $D$  の違いがコミュニティ構造やエージェントの特性にどのような影響を与えるのか調べる. 使用する  $D$  の値は  $1.0\pi, 0.5\pi, 0.25\pi$  の3種類とした.  $D = 1.0\pi$  のときエージェントはどのような志向性も許容する. つまり,  $D = 1.0\pi$  はエージェントの志向性がコミュニティ構造に対して全く影響を及ぼさない場合である. 終了条件は3000ステップ, エージェント数は1000, エージェントの志向性の初期状態はランダム, 活発度を全エージェント一律に1とする. また, その他のパラメータは,  $Int = 33/2000$ ,  $Rand = 30/2000$ ,  $Est = 1/2000$ ,  $dsl = 0.0$ ,  $Infl = 0.1$  とする.

### 3.2 実験

#### 3.2.1 エージェントとの志向性

$D = 1.0\pi$  と  $D = 0.25\pi$  における全エージェントの志向性と全コミュニティの志向性の推移を Fig. 2 と Fig. 3 に示す.

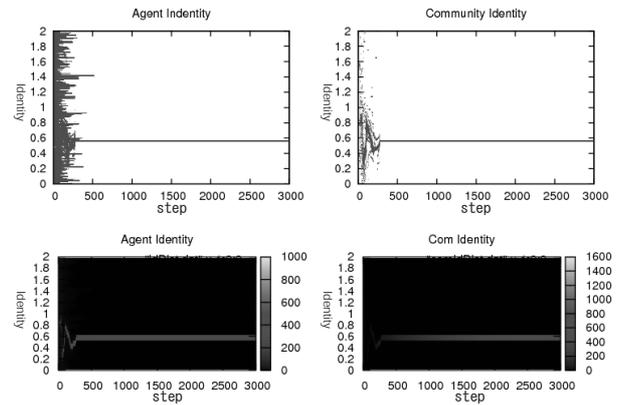


Fig. 2 エージェントとコミュニティの志向性の推移 ( $D = 1.0\pi$ ). 左上: 全エージェントの志向性の推移. 左下: 全エージェントの志向性の頻度分布. 右上: 全コミュニティの志向性の推移. 右下: 全コミュニティの志向性の頻度分布. 全て縦軸が志向性, 横軸がステップ.

志向性がコミュニティの構造に影響を及ぼさない場合 ( $D = 1.0\pi$ , Fig. 2), 300ステップほどですべてのエージェントの志向性が同じ値を示している. コミュニティの志向性についても同様である. 時間が経つにつれて, 複数のコミュニティに参加しているエージェントが現れる. そのようなエージェントがいるコミュニティでは, 紹介によりコ

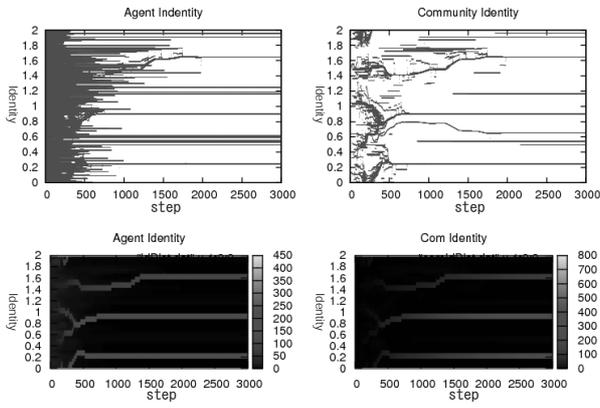


Fig. 3 エージェントとコミュニティの志向性の推移 ( $D = 0.25\pi$ ).

コミュニティ間のメンバーの重複が進む．メンバーの重複が進むと，互いのコミュニティの志向性が近づき，やがて重複した所属メンバーとはほぼ同じ志向性を持つコミュニティとなる．このようなコミュニティが集まり，一つのコミュニティ群を作る． $D = 1.0\pi$  の場合，すべてのエージェントがコミュニティ群内のコミュニティのいずれかに参加し，系全体として一つの巨大なコミュニティ群が形成されたためエージェントとコミュニティの志向性は系全体で同じ値となっている．

志向性がコミュニティの構造に影響を及ぼす場合 ( $D = 0.5\pi, 0.25\pi$ , Fig. 3), コミュニティ群が複数発生する．エージェントはいつれか一つのコミュニティ群にしか参加しておらず，志向性によるコミュニティの棲み分けが起きている．早い段階においては，コミュニティ群にもメンバーの重複が起こることによって，コミュニティ群が統合することがある．しかし，十分に時間が経つと，お互いが許容範囲外となるように志向性を安定させる．コミュニティの棲み分けは，許容範囲が狭くなるにつれて，細分化される．

### 3.2.2 コミュニティサイズと参加コミュニティ数

3000 ステップ目のコミュニティサイズとエージェントの参加コミュニティ数の頻度分布を Fig. 4 と Fig. 5 に示す．

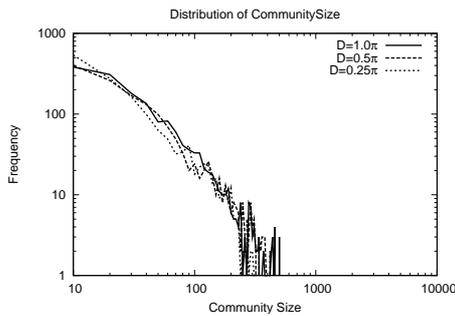


Fig. 4 コミュニティサイズの頻度分布．全て 3000 ステップ目を両対数でプロット．

コミュニティサイズの頻度分布は，許容範囲の値が大きい  $D = 1.0\pi, 0.5\pi$  の場合，コミュニティサイズの小さい領域では指数分布，大きい領域ではベキ分布の特徴を強く現す分布を示す (Fig. 5 実線，破線)．コミュニティのメンバーの増加は，ランダムによる参加と紹介による参加の二つがある．どのコミュニティのメンバーが増えるかは，ランダムはコミュニティ間に差はなくランダム選択となる．しかし，紹介はコミュニティサイズが大きいほど紹介してくれるメンバーが増えるのでコミュニティ間に優先選択が働く．そのため，ランダム選択は指数分布を，優先選択はベキ分布を作り二つの力が働くので，二つの特徴を持つ分

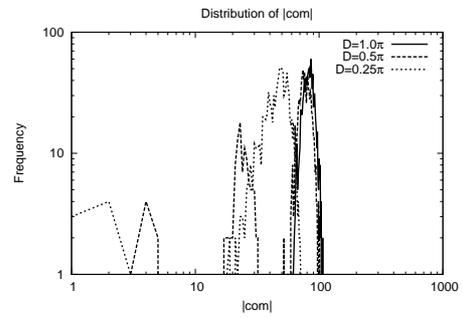


Fig. 5 エージェントの参加コミュニティ数の頻度分布．全て 3000 ステップ目を両対数でプロット．

Table 1 各許容範囲における全エージェントの離脱のタイミングの内訳．

$D$	離脱 (A)	招待 → 離脱 (B)	ランダム → (C)	離脱 (A-B-C)
$1.0\pi$	0	0	0	0
$0.5\pi$	7541	7333	43	165
$0.25\pi$	31000	30904	17	79

布となる．しかし，許容範囲の値が小さく，コミュニティ群が複数発生する  $D = 0.25\pi$  (Fig. 5 点線) では，ランダムで参加したコミュニティは許容範囲外である可能性が高くなり，すぐに離脱してしまうことが多くなる．したがって，ランダムによるランダム選択は強く現れず，紹介による優先選択が強く働き，ベキ分布を示す．

参加コミュニティ数の頻度分布は，志向性がコミュニティの構造に影響を及ぼさない場合，エージェントはコミュニティからの離脱をしないため 3 種類のコミュニティへの参加が確率通りに起こり，二項分布  $B(3000, \text{int} + \text{rand} + \text{est})$  に従った分布を示している (Fig. 4 実線)．志向性がコミュニティの構造に影響を及ぼす場合，コミュニティ群の形成のタイミングや，発生時期によって参加コミュニティ数の頻度分布は大きく変わってくる．三つのコミュニティ群の形成の時期と規模の差がとても大きかった  $D = 0.5\pi$  では，三つの山からなる分布となる (Fig. 5 破線)．大きな三つのコミュニティ群の形成の時期と規模がほぼ同じであった  $D = 0.25\pi$  では，3 つのコミュニティ群によって大きな一つの山を作り，複数の小規模なコミュニティ群にいるエージェントが左端に小さな山を作っている (Fig. 5 点線)．

### 3.3 考察

志向性がコミュニティの構造に大きく影響を与えるのはコミュニティの離脱である．コミュニティの離脱のタイミングの内訳を見ると，コミュニティの離脱はほとんどがランダムによるコミュニティ参加直後の離脱に起きている (Table 1)．ランダムによる参加直後の離脱が多く起きているということは，異なるコミュニティ群での間のメンバーの重複が起こりにくくなっていることを示す．また紹介によるコミュニティ参加直後の離脱がほとんど起こっていないことは，コミュニティ群内でのメンバーの重複は多く起きていることを示し，これらがコミュニティの棲み分けを促していると考えられる．

一方で，コミュニティに参加してからしばらく経った後の離脱は全く起っていない．コミュニティの志向性は参加者の増加にあわせて変化していくが，同様にエージェントも変化していくためである．つまり，志向性はコミュニティ間においてはコミュニティの棲み分けに強く働いており，コミュニティ内に対してはあまり有効には働いていないと分かる．今後，コミュニティの志向性に対するメンバーの志向性の影響を明確化するには，エージェントの許容範

Table 2 キヌガサの基本データ (2008年1月調べ)

User	Group	Com	GroupSize
58632	10203	3.03	17.5

圏を多様化したり、コミュニティの志向性の影響を多様化(たとえば反発の導入)などが必要だろう。

#### 4 成長モデルによる SNS との比較実験

先行研究では、コミュニティを明示的に有するネットワークの実例として、ソーシャルネットワーキングサービス(SNS)を挙げられ、モデルとの比較・検証が多く行われている。本研究では、本モデルとの比較のために、許可を受けて、日本の大手 SNS「キヌガサ」[9]のデータを収集・分析した。

##### 4.1 SNS「キヌガサ」のコミュニティ構造

SNS とは、参加者がお互いに友人や知人を紹介しあって新たな人脈を作ることを目的に開設されたウェブサイト上の会員制のサービスである。SNS では、日記を書けるブログ機能、同じ趣味などを持つ人同士がコミュニティを作る機能、友人を別の友人に紹介する友人紹介機能といった様々な機能がある [10]。

また、SNS は参加方法で大きく二種類に分けることが出来る。一つは SNS への参加に既存ユーザからの招待が必要な「招待型 SNS」である。招待型 SNS では現実世界に似た人間関係のネットワークを作る。もう一つは参加者をより多く集めることを目的とした「オープン型 SNS」である。オープン型 SNS は招待型 SNS のように既存ユーザからの招待を必要としないため、SNS の利用の敷居が低い。招待型 SNS としては、日本最大の SNS, mixi[11] や本研究において協力を得たキヌガサ [9], オープン型 SNS としては、世界最大の SNS である MySpace[12] が挙げられる。

キヌガサは、2004年6月にβ版がリリースされ、2008年1月現在では、約6万弱のユーザが登録されている。本研究の比較対象とするデータは2008年1月6日~1月7日において集計したユーザの参加コミュニティ数及びコミュニティサイズである (Table 2)。ただし、データの取得時間内におけるユーザの活動やユーザの ID リストが可変であることによるユーザの重複、または欠落が起こるため実際とは多少誤差があるが、全体に大きく及ぼすものではないと考えられるので、誤差は無視する。2008年1月の時点では、58632名のユーザがキヌガサに参加し、コミュニティは20174個作られ、そのうち9931個が既に解散し、現在10203個のコミュニティがある。また、ユーザは平均3.03個のコミュニティに参加しており、コミュニティには平均17.5名のメンバーが所属している。キヌガサにおけるコミュニティサイズの頻度分布 (Fig. 6) のベキ指数  $\gamma$  は、コミュニティサイズ5以上の中~高次域では、 $\gamma = -1.75$  を示しており、コミュニティサイズ5以下の低次域では、 $\gamma = -1.17$  を示す。ユーザの参加コミュニティ数の頻度分布 (Fig. 7) におけるベキ指数  $\gamma$  は、参加コミュニティ数10以下の低次域では  $\gamma = -1.00$ 、参加コミュニティ数10以上中~高次域では  $\gamma = -2.27$  を示し、両分布ともに低次域と中~高次域において異なるベキ乗則からなるベキ分布を示す。なお、Nohらによる他の SNS の分析結果 [6] においても同様な形状の分布が得られている。

##### 4.2 比較実験

新エージェントの招待が行われる成長二部グラフモデルにおいて、活発度を全エージェント1と一律にした場合と、参加コミュニティ数に比例した場合のそれぞれについて、キヌガサとの比較を行なう。実験の終了条件はエージェント数が10000を超えたとき、初期エージェント数は10、初

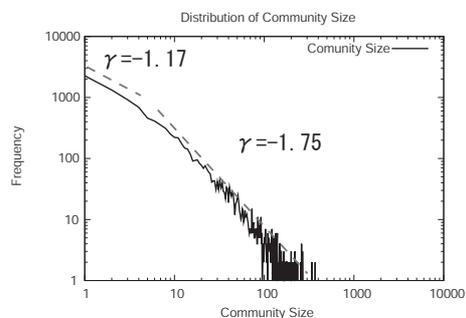


Fig. 6 キヌガサにおけるコミュニティサイズの頻度分布。

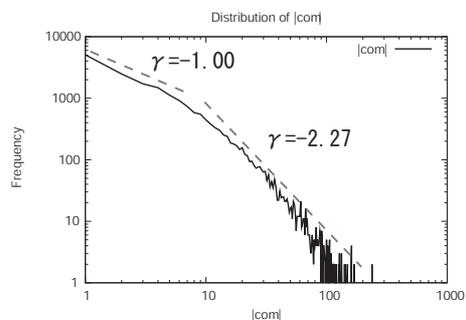


Fig. 7 キヌガサにおけるユーザの参加コミュニティ数の頻度分布。

期エージェントの志向性はランダムとする。それ以外のパラメータはキヌガサのエージェント数とコミュニティ数の比、平均参加コミュニティ数、平均コミュニティサイズに近い値を示すように設定した下記の値を用いる。活発度一律の場合は、 $Int = 54/1500$ ,  $Rand = 27/1500$ ,  $Est = 10/4000$ ,  $dsl = 74/10000$ ,  $Infl = 0.1$  とし、活発度を参加コミュニティ数に比例とした場合は、 $Int = 48/2000$ ,  $Rand = 24/1500$  とし、その他のパラメータは活発度一律と同じ値を用いる。

##### 4.2.1 活発度：全エージェント一律

実験結果を Fig. 8~Fig. 10 に示す。

志向性の推移 (Fig. 8,  $D = 0.5\pi$ ) を見ると、人数固定の場合と異なり、コミュニティの棲み分けはおきていない。新しく入るエージェントの志向性は、招待したエージェントの志向性の許容範囲内なので、全体的に似通ったエージェントでネットワークが構成されることになる。しかし、多くのエージェントが持つ志向性の値から少しずつずれるエージェントも少数ながら招待される。そのため、Fig. 8 左上では志向性の分布は全体に広がるものの、Fig. 8 左下から分かるように強い偏りをもつ。その結果、コミュニティの棲み分けが起こるほどの多様性は生まれず全体で一つの大きなコミュニティ群を作り、エージェントはコミュニティ群に参加するマジョリティと参加しないマイノリティに分かれる傾向になる。また、人数固定のときとは違い、新しく入ってくるエージェントの影響でコミュニティ群の志向性は一定の値を推移するのではなく揺らいでいる。

コミュニティサイズの頻度分布 (Fig. 9) は、コミュニティサイズ10以上の中~高次域でベキ指数  $\gamma = -1.81$  のベキ乗則を持つベキ分布を示すが、コミュニティサイズ10以下では丸みをおびた指数分布的な分布となる。頻度分布がこのような2つの特徴を持つのは、人数固定の場合と同様にランダムによるランダム選択、紹介による優先選択の二つの力が働いているためである。また、コミュニティは指数的に増加するため、コミュニティサイズの大きいものはより少なく、小さいものはより多くなることでベキ分布が支配的になり、人数固定の分布より二つの特徴の境目と

なる領域がコミュニティサイズが小さい方へずれている。

参加コミュニティ数の頻度分布 (Fig. 10) は、キヌガサの参加コミュニティ数の頻度分布とは大きく異なり、指数分布に近い分布を示す。コミュニティと同様に時間が経つほどエージェントは指数的に増えていく。しかし、エージェントがコミュニティに参加した数に関しては、活発度はどのエージェントでも同じ値を用いているため、エージェント間に行動の差はない。したがって、同時期に入ったエージェントでは人数固定の場合と同様に二項分布を示し、それを足し合わせた Eq. 6 で表される分布となる。

$$f(x) = \sum_{k=0}^{n-1} 10 \text{inv}^x B_x(k, \text{int} + \text{rand} + \text{est}) \quad (6)$$

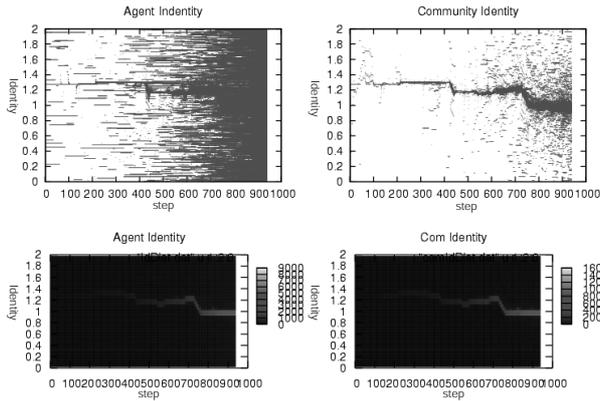


Fig. 8 活発度を全エージェント一律とした場合におけるエージェントとコミュニティの志向性の推移 ( $D = 0.5\pi$ ).

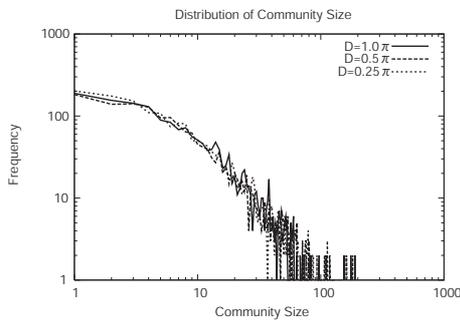


Fig. 9 活発度を全エージェント一律とした場合におけるコミュニティサイズの頻度分布。

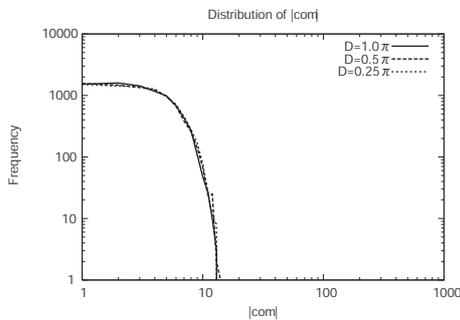


Fig. 10 活発度を全エージェント一律とした場合におけるエージェントの参加コミュニティ数の頻度分布。

#### 4.2.2 活発度:参加コミュニティ数に比例

活発度を参加コミュニティ数に比例とした場合における結果を Fig. 11 ~ Fig. 13 に示す。志向性の推移では活発

度の違いによる変化は大きくは見られない。しかし、前節での考察通りエージェントの参加コミュニティ数の頻度分布は活発度を参加コミュニティ数に比例とすることによって、指数分布から、参加コミュニティ数 5 以上でベキ指数  $\gamma = -2.68$ , 参加コミュニティ数 5 以下で  $\gamma = -1.09$  となる 2 つのベキ乗則を持つ分布に変わった。これは、エージェント間の行動の差が相対的に決まるので、コミュニティに多く参加しているエージェントほど新たにコミュニティに参加しやすいという優先選択が働くためである。

コミュニティサイズの頻度分布はコミュニティサイズ 9 以上でベキ指数  $\gamma = -1.77$ , 9 以下で  $\gamma = -0.58$  となるベキ乗則を持つ。また、コミュニティサイズの頻度分布に関しては、ランダムと紹介の確率を変えることによって、2 つのベキ乗則の境目が変わった (Table 3)。ランダムの確率を高くすると低次域のベキ乗則を示す範囲が広がることから、コミュニティサイズが小さい領域では、ランダム選択であるランダムによる参加が強く働き、コミュニティサイズが大きくなるにつれて優先選択である紹介が強く働くことで 2 つのベキ乗則が作られていると考えられる。

コミュニティサイズ、参加コミュニティ数ともにキヌガサと同様に 2 つのベキ乗則を持つ分布となった。また、低次域では、中～高次域よりもかなり低いベキ指数という点でキヌガサに近いデータを示している。しかし、どちらもベキ指数の値は低次域では低め、中～高次域では高めな値を示している。また、活発度が一律のときと同様に志向性に対する許容範囲に関わらずコミュニティサイズ、参加コミュニティ数ともに頻度分布には大きく影響を与えていない。

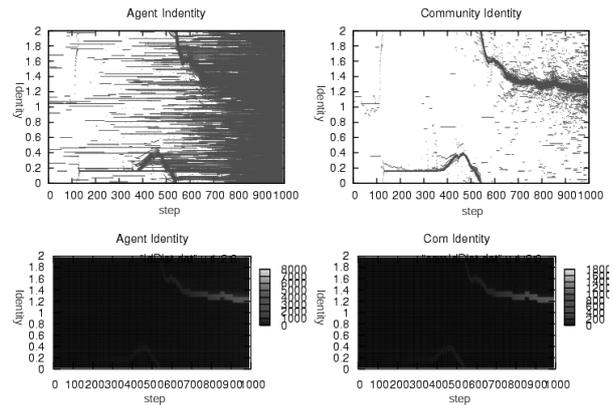


Fig. 11 活発度をコミュニティ数に比例とした場合におけるエージェントとの志向性の推移 ( $D = 0.5\pi$ ).

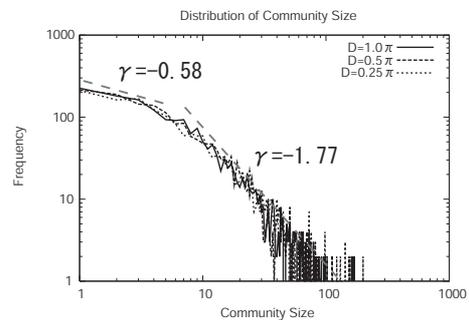


Fig. 12 活発度を参加コミュニティ数に比例とした場合におけるコミュニティサイズの頻度分布。

#### 4.2.3 考察

活発度を一律とした場合、参加コミュニティ数の頻度分布とコミュニティサイズの頻度分布はともにキヌガサとは異なる分布を示した。活発度を参加コミュニティ数に比例

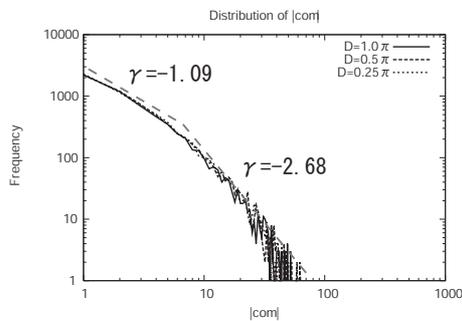


Fig. 13 活発度を参加コミュニティ数に比例とした場合におけるエージェントの参加コミュニティ数の頻度分布。

Table 3 コミュニティサイズの頻度分布のランダムと紹介の確率の違いによるベキ指数とコミュニティサイズの範囲

	ベキ指数	範囲	ベキ指数	範囲
ランダム > 紹介	-0.59	[1-21]	-1.91	[21-]
ランダム = 紹介	-0.51	[1-12]	-1.96	[12-]
ランダム < 紹介	-0.58	[1- 9]	-1.77	[ 9-]

とした場合では、両分布ともに二つのベキ乗則からなるキヌガサと同様な分布を作ることが出来た。したがって、このような分布をキヌガサが作っているのはユーザのSNSに対する利用の活発さの違いによるものではないかと示唆される。

志向性の推移に関しては、活発度を一律とした場合、参加コミュニティ数に比例とした場合のどちらの実験においても、許容範囲の違いに関わらず、エージェントがマジョリティとマイノリティに分かれていることが確認できた。ある程度似た人が入ってくるという仮定をおいた場合においては、大きく系にエージェントの特性がネットワークの構造として与える影響は少ないといえる。また、招待型のSNSでは、招待する人と招待される人は実世界での関係がある場合が多く、お互いに嫌悪を抱くほど両者の特性が大きく異なったり、新規ユーザが自ら孤立ノードになったりすることは少ないであろう。したがって、現実に近い結果を得られたのではないかと考えられる。MySpaceに代表されるオープン型のSNSにおいては、ユーザは孤立ノードとしてネットワークに参加する。したがって、系全体の志向性が似通ったり、招待したユーザの参加したりすることが無く、人数固定の場合と同様にエージェントのコミュニティの棲み分けが起こる可能性があるのではないだろうか。

また、活発度について実際のSNSを考えると、新規ユーザであるほどアクティブユーザである可能性は高いと思われる。しかし、本モデルにおいて活動度は他エージェントと比較して相対的に決まるために、エージェントの参加が遅いほど、既存エージェントとの活動度の差が大きくなり、新規エージェントの活動度は非常に小さいものとなってしまう。したがって、活発度に関しては、系への参加時間を考慮する必要があるのではないかとと思われる。

## 5 おわりに

本研究では、コミュニティ構造を明示的にもつ社会的ネットワークにおける所属メンバーの特性とコミュニティ構造の相互作用を解明することを目的として、所属メンバーの特性（志向性）を考慮したモデルを構築し、基本的な性質を調べた。さらに、実世界のSNSに近いコミュニティ構造を創発しうるか検証するために、成長モデルの実験結果を実データと比較した。

その結果、まず、人数が一定の場合、エージェントの志向性によるコミュニティの棲み分けが確認された。また、コミュニティの棲み分けがコミュニティサイズや参加コミュニティ数の頻度分布へ影響していることも示された。一方で、メンバーの志向性がコミュニティの志向性の変動をもたらしにくい点も明らかになった。

また、新エージェントが参加し続ける成長モデルに関する実験を行い、キヌガサのデータと比較した結果、ユーザ間の活発度に関する多様性が、参加コミュニティ数とコミュニティサイズの頻度分布において、キヌガサのデータと同様な、二つのベキ乗則に支配される分布を作ること示した。さらに、ユーザの志向性に対する許容範囲や活発度の違いに関わらず、ユーザはマジョリティとマイノリティに分かれることが確認できた。これらより、本モデルは招待型SNSのコミュニティ構造の特性を十分再現できるものであると考える。

今後の検討課題として、たとえば、コミュニティからのメンバーへの影響の多様化や自由参加を考慮したモデルによるオープン型SNSとの比較などが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久: ソーシャル・ネットワークワーキング・サービスにおける人的ネットワークの構造, 情報処理学会論文誌, Vol. 47, No. 3, pp. 865-874 (2006).
- [2] Girvan, M. and Newman, M.: Community structure in social and biological networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 99, No. 12, p. 7821 (2002).
- [3] Li, C. and Maini, P.: An evolving network model with community structure, *Journal of Physics A: Mathematical and General*, Vol. 38, No. 45, pp. 9741-9749 (2005).
- [4] 三井一平, 内田誠, 白山晋: コミュニティ構造を有するネットワーク成長モデル, 情報処理学会研究報告. ICS,[知能と複雑系], Vol. 2006, No. 2, pp. 17-24 (2006).
- [5] 三井一平, 内田誠, 白山晋: ネットワーク上の陽なコミュニティとクラスター構造の関係性について, 情報処理学会研究報告「知能と複雑系」, No.2006-ICS-144-4, No. 84, pp. 7-14 (2006).
- [6] Noh, J., Jeong, H., Ahn, Y. and Jeong, H.: Growing network model for community with group structure, *Physical Review E*, Vol. 71, No. 3, 36131 (2005).
- [7] 堀田秀吾: 多元的自己組織化モデルから見たコミュニティ形成, 立命館言語文化研究, 15 巻 1 号, pp. 177-191 (2003).
- [8] 久保行生, 有田隆也: ミームとネットワークの共進化に関する構成論的モデル, 第 33 回知能システムシンポジウム論文集, pp. 285-290 (2006).
- [9] キヌガサ, <http://kinugasa.cc/>.
- [10] 藤巻潤一: ネットコミュニティビジネスの動向, 大和総研・経営情報サーチ, pp. 29-43 (2005/冬).
- [11] mixi, <http://mixi.jp>.
- [12] MySpace, <http://www.myspace.com>.