

小規模 SNS のモデル化と活性化シミュレーション

鳥海不二夫^{†a)} 石田 健[†] 石井健一郎[†]

Proposal of Small-SNS Model and Activation Simulation

Fujio TORIUMI^{†a)}, Ken ISHIDA[†], and Kenichiro ISHII[†]

あらまし 近年, SNS (Social Networking Service) の拡大は社会現象となっており, 社会全体に大きな影響を及ぼしている. また, 学内 SNS, 企業内 SNS, 地域別 SNS など, 対象とするユーザを限定した小規模 SNS も数多く登場している. このような小規模 SNS が, インターネット上でのコミュニケーションの基盤を形成していく上で重要な存在であると考えられる. しかし, このような SNS の多くは有効に活用されていないのが現状である. そこで本研究では, 小規模 SNS が有効活用されるための条件を明らかにすることを目的とし, SNS コミュニケーションモデルを提案した. 本提案モデルを名古屋大学で実際に運用されている SNS である, ACS と比較し, 提案モデルの妥当性を確認した. 次に, 提案モデルを用いて SNS 利用率を増加させるために有効な手法を明らかにするシミュレーションを行った. その結果, SNS の利用率を増加させるためには, 既存のユーザに SNS へのログインを促す方が, 新しいユーザを獲得するよりも効果的であることが明らかになった.

キーワード マルチエージェントモデル, SNS, 社会ネットワーク, ACS

1. ま え が き

近年, SNS, Blog, Wiki などの新しいネットワークコミュニケーションツールの利用が増加している. 特に, mixi [1], Gree [2], MySpace [3] といった SNS (Social Networking Service) の拡大は社会現象となっており, 社会全体に大きな影響を及ぼしている. 2005 年 5 月の段階で, 日本国内だけで小規模な事業者を含め 75 社の事業者が一般ユーザ向けに SNS サービスを提供しており [4], 2007 年現在インターネット利用者の 22.0% が何らかの形で SNS を利用している [5].

このような SNS の広がりを受けて, SNS 上の人間関係やネットワーク構造の分析 [6], [7], 分析結果をもとにした SNS ネットワーク構造モデルの推定 [8] など様々な研究が行われている.

一方で, mixi のようなユーザを限定しない SNS のほかに, 学内 SNS, 企業内 SNS, 地域別 SNS など, 特定のユーザを対象とした小規模 SNS も数多く登場し注目を集めている. このような SNS は, ユーザに

特化したサービスを提供することが可能であり, インターネット上でのコミュニケーションを活性化させる手段として有効であると考えられる.

しかしながら, このようなユーザ特化型 SNS を含む小規模 SNS の多くは活発に利用されていないのが現状である. そのため, ユーザの利用の活性化方法を明らかにすることが望まれている. しかしながら, 現実の SNS に対して何らかの操作を行いその成果を確認するのでは, 時間や費用の面から現実的ではない. 本研究は, このような有効活用されていない多くの SNS を活性化させる方法を明らかにすることを目的としている.

本研究では, SNS 上のユーザ, ユーザ間の友人関係, 及びユーザ間の相互コミュニケーション活動を考慮し, 小規模 SNS のモデル化を行う. 提案モデルを用いて, マルチエージェントシミュレーションを行うことで活性化の条件を明らかにする.

本論文では, まず小規模 SNS をモデル化し, 作成したモデルと名古屋大学大学院情報科学研究科において実際に運用されている学内 SNS, Academic Community System (ACS) [9] を比較し, 提案モデルの妥当性を検証する. また, SNS の利用促進を行うために有効な活性化手段を提案モデルを用いたマルチエージェ

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科, 名古屋市
Graduate School of Information Science, Nagoya University,
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8601 Japan

a) E-mail: tori@is.nagoya-u.ac.jp

ントシミュレーションによって明らかにする．

2. SNS コミュニケーションモデル

2.1 概 要

本研究ではマルチエージェントモデルを用いて SNS 内の一般的なユーザの動作を記述し，それによってネットワーク全体の振舞いを表現する．

本モデルで考える SNS は以下の機能をもつものとする．

- SNS 内のコミュニケーション活動を行う機能
- 他のユーザのコミュニケーション活動に対するリアクションを行う機能
- 他のユーザを友人とし，リンクを作成する機能

なお，提案モデルでは簡単のため，エージェントが日記を書く，などのコミュニケーション活動を行う単位時間を 1 ターンと定義し，これを現実世界の 1 日に対応するものとする．すなわち，本モデルにおいては，エージェントが行うコミュニケーション活動は最大で 1 日に 1 回とする．

2.2 ネットワークモデル

2.2.1 エージェントモデル

SNS ネットワーク上に N 人のエージェントが存在するとき，それぞれのエージェントを $a_i (i = 1, 2, \dots, N)$ とする．エージェント a_i は以下の二つの内部パラメータをもつ．

- ログイン頻度 l_i
- コミュニケーション頻度 d_i

ログイン頻度 l_i は，エージェント a_i が SNS にどの程度ログインするかを表すパラメータであり，あるターンにエージェントが SNS にログインする確率として表現する． l_i は，以下の範囲の実数値をとる．

$$0 \leq l_i \leq 1 \quad (1)$$

例えばログイン頻度 $l_i = 1.0$ であれば毎ターン必ずログインすることを表し， $l_i = 0.0$ であれば全くログインしないことを表す．また， $l_i = 0.5$ であれば毎ターン 50% の確率でログインする．

コミュニケーション頻度 d_i は，エージェント a_i が SNS にログインした際に，日記の更新，メッセージの送信，掲示板への書込みなど，何らかのコミュニケーション活動を行う頻度を示すパラメータである．コミュニケーション頻度 d_i は，あるターンに SNS にログインしたエージェントが何らかのコミュニケーションを行う確率によって表現し，以下の範囲の実数値を

とる．

$$0 \leq d_i \leq 1 \quad (2)$$

コミュニケーション頻度 $d_i = 1.0$ であれば，エージェント a_i はログインした際には必ず何らかのコミュニケーション活動を行い， $d_i = 0.0$ であれば，エージェント a_i はログインしても全くコミュニケーション活動を行わない．各エージェントは毎ターンコミュニケーション頻度 d_i に従って確率的にコミュニケーションを行う．

なお，本モデルでは t ターン目のコミュニケーション活動を，コミュニケーション履歴 $h(t)$ を用い，

$$h(t) = \begin{cases} 1 & (t \text{ ターン目に活動した}) \\ 0 & (t \text{ ターン目に活動していない}) \end{cases} \quad (3)$$

と表現する．

提案モデルでは，周囲のエージェントからの反応に応じて，エージェントのログイン頻度及びコミュニケーション頻度を変化させる．

2.2.2 リンクモデル

エージェント a_i とエージェント $a_j (j \neq i)$ とが友人関係にある場合，その関係を無向リンク L_{ij} として表現する．リンク L_{ij} は関係の強さを表す好感度 f_{ij} をもつ．

一般にエージェント間で行われた最近のコミュニケーション回数が多いほど好感度は上昇すると考えられる．そこで，好感度 f_{ij} を「感覚の大きさは刺激量の対数に比例する」というウェーバー・フェヒナーの法則 [10] を考慮し，式 (4) によって定義する．

$$f_{ij} = \alpha \log(c_{ij} + 1) + \beta \quad (4)$$

(ただし， f_{ij} の上限は 1)

ここで， α は好感度変化率， β は好感度の下限値を表す定数である．また， c_{ij} はエージェント a_i と a_j との間で直近の T ターン内にコミュニケーションが行われた回数である．図 1 に $\alpha = 0.9$ ， $\beta = 0.1$ ， $T = 14$ (2 週間) としたときの，コミュニケーション回数と好感度の関係を示す．

2.3 ネットワーク構築モデル

提案モデルは，SNS のネットワーク構造と類似したネットワーク構造を形成可能な CNN モデル [8]，[11] と Fitness モデル [12] を組み合わせ，「新規エージェン

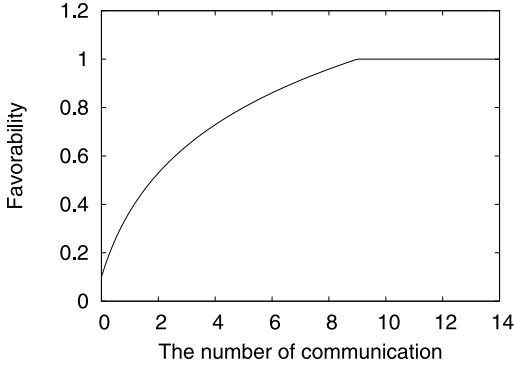


図 1 コミュニケーション回数と好感度の関係

Fig. 1 Relation between the number of communication and favorability.

トの追加」及び「新規リンクの作成」を確率的に繰り返すことによってネットワークを構築する。

2.3.1 新規エージェントの追加

新規エージェントをネットワークに追加するとき、新規エージェントは既にネットワークに参加しているエージェント一つとリンクでつながる。このとき、新規エージェントとつながるエージェントは、ルーレット選択によって決定される。エージェント a_i が新規エージェントとリンクでつながれる確率 Π_i は、以下の式で定義される。

$$\Pi_i = \frac{U_i k_i}{\sum_j U_j k_j} \quad (5)$$

ここで k_i はエージェント a_i の次数（リンク数）、 U_i はエージェント a_i の SNS 活用度である。なお、SNS 活用度 U_i はエージェントが SNS をどれだけ活用しているかを表す値であり、直近 H ターンにおけるエージェントのコミュニケーション活動の頻度 $h(t)$ を用いて、以下の式のように定義する。

$$U_i = \frac{\sum_{n=1}^H h(t-n)}{H} \quad (6)$$

式 (6) を用いて活用度を定義することにより、SNS を活発に利用しているユーザほど、新規ユーザを SNS に招待する可能性が高くなることを表現する。

2.3.2 新規リンクの作成

エージェントは一定の割合で、SNS 内に新たな友人関係を構築する。新たな友人関係は新規リンクとして表現される。

新たな友人関係は CNN モデル [11] の考えに従い、エージェント同士がもつ「潜在リンク」を実リンクに

変更することによって表現する。「潜在リンク」とは、友人になる可能性があるエージェント同士を結ぶ仮想的なリンクであり、新規エージェントが追加される際に、選択された既存エージェントと友人関係にあるすべてのエージェントと、新規エージェントとの間に作成される。

新規リンクを作成する場合、ネットワーク内の「潜在的リンク」をランダムに一つ選択し、それを実際のリンクに変更する。

2.4 シミュレーションの手法

シミュレーションの各ターンで、エージェント a_i は以下 1~4 の行動を順番に行う。

すべてのエージェントが行動を終えた時点でネットワークの構築を行う。

(1) ログイン

(2) リアクションの確認

(3) 友人のコミュニケーション活動へのリアクション

(4) コミュニケーション活動

なお、ここで、コミュニケーション活動はエージェントが自ら主体となって行う活動を指し、SNS 上での日記の作成や、メッセージの送信などに対応する。一方、リアクションは、他のエージェントのコミュニケーション活動に対する反応を指し、日記に対するコメントや、掲示板の書込みへの返答、メッセージに対する返信などをモデル化したものである。

2.4.1 ログイン

エージェントのログイン頻度 l_i に従って、ログインするかどうかを決定する。ログインした場合は、以下の「リアクションの確認」、「友人のコミュニケーション活動へのリアクション」、「コミュニケーション活動」を順番に行う。ログインしなかった場合は、その時点でこのターンの行動を終了する。

2.4.2 リアクションの確認

自分が行ったコミュニケーション活動に対して、リアクションがあるかどうかを確認する。リアクションの有無に応じてターン t におけるコミュニケーション頻度 $d_i(t)$ を以下の式に従って更新する。

$$d_i(t) = \begin{cases} d_i(t-1) - \rho & (\text{リアクションなし}) \\ d_i(t-1) + \rho n_i / k_i & (\text{リアクションあり}) \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 ρ はコミュニケーション頻度変化率を表す定数である。また n_i はエージェント a_i のコミュニケー

ション活動に対するリアクションを行ったエージェント数を表し、 k_i はエージェント a_i の次数を表す。

これによって、コミュニケーション活動に対してリアクションがあればログイン頻度が上昇し、リアクションがなければログイン頻度が減少する。

2.4.3 友人のコミュニケーション活動へのリアクション

一般に、仲の良い友人同士ほど相互にコミュニケーションをとる可能性が高いと考えられる。そこで、 a_i とリンクしているエージェント a_j ($i \neq j$) がコミュニケーション活動を行っていた場合、以下の確率 $p_c(a_i, a_j)$ でそのコミュニケーション活動に対するリアクションを行う。

$$p_c(a_i, a_j) = f_{ij} \quad (8)$$

これは、 $f_{ij} = 0.6$ であれば 60% の確率でリアクションを行うことを表す。

また、他のエージェントのコミュニケーション活動の割合によって、ログイン更新頻度 $l_i(t)$ を以下の式に従って更新する。

$$l_i(t) = \begin{cases} l_i(t-1) - \lambda & (\text{活動なし}) \\ l_i(t-1) + \lambda r_i / k_i & (\text{活動あり}) \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 λ はログイン頻度変化率を表す定数である。また r_i は、エージェント a_i とリンクしているエージェントのうち、 a_i が前回ログインしたターンから当該ターンまでの間にコミュニケーション活動を行ったエージェント数を示し、 k_i はエージェント a_i の次数を表す。これによって、周囲のエージェントが多くコミュニケーション活動を行っていたら、ログイン頻度が高くなる様子を表現する。

2.4.4 コミュニケーション活動

コミュニケーション頻度 $d_i(t)$ に従い、新規にコミュニケーション活動を行う。コミュニケーション活動を行わない場合は、そのままエージェント a_i の当該ターンにおける行動を終了する。

3. 妥当性の検証

3.1 検証シミュレーション

3.1.1 実験目的

本論文で提案したモデルの妥当性を確認するために、名古屋大学大学院情報科学研究科において運用されている学内 SNS, Academic Community System (以下 ACS と略記) の実データとの比較を行った。検証

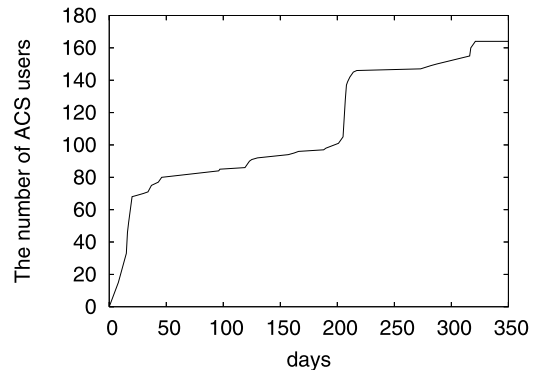


図 2 ユーザ数の推移 (ACS 実データ)

Fig. 2 Changes in the number of users (Actual data from ACS).

実験では、提案モデルによって生成したネットワークを ACS のネットワークと比較する。これらのネットワークが類似していれば、本モデルは SNS のモデルとして妥当であると考えられる。また、提案モデルと、“Random Graph [13]”, “CNN モデル [11]”, “BA モデル [14]” との間で性能の比較評価を行う。

なお、本シミュレーションでは、SNS 上で形成されるネットワーク、及び内部で行われるコミュニケーション活動を分析するため ACS の実データを利用している。利用したデータは、ACS への加入日、日記の更新日、ユーザ間のリンク構造のみであり、ユーザの個人情報の取扱いには特に注意している。

3.1.2 Academic Community System

ACS は名古屋大学大学院情報科学研究科で運用されている SNS であり、

「情報発信者による、各種コンテンツに対する細かなアクセス制御」により多様な人間関係を反映可能にし、「コミュニティの共有スペースと個人フォルダ間の自動リンク」により円滑なファイル共有・公開を支援可能なコミュニティシステムを目指している [9]。

ACS は 2006 年の 1 月からサービスを開始した。サービス開始から 2006 年 12 月 15 日まで 350 日間のユーザ数の推移を図 2 に示す。

2006 年 12 月 15 日時点で ACS を利用しているユーザ数は 364 人、リンク数は 456 であった。ただし、リンクを 1 本ももたないユーザ (201 人) が存在した。また、残りのユーザは二つの連結成分に分割されており、大きな連結成分に含まれるユーザ (158 人)、小さな連結成分に含まれるユーザ (5 人) が存在していた。

表 1 シミュレーションの詳細設定
Table 1 Detail parameters of simulation.

シミュレーション期間	350 ターン
シミュレーション回数	50 回
ログイン頻度分布の平均 μ_l	0.45
ログイン頻度分布の標準偏差 σ_l	0.10
コミュニケーション活動頻度分布の平均 μ_d	0.25
コミュニケーション活動頻度分布の標準偏差 σ_d	0.10
好感度変化率 α	0.90
好感度下限値 β	0.10
ログイン頻度変化率 λ	0.04
コミュニケーション頻度変化率 ρ	0.02
好感度の決定定数 T	14
SNS 活用度の決定定数 H	14

そこで、今後 ACS のネットワークとして最大連結成分 (ユーザ数 $N = 158$, リンク数 $m = 452$) を取り出し利用する。

3.1.3 シミュレーション手法

提案モデルによってネットワークを構築し、ACS のネットワークと比較する。また、Random Graph, CNN モデル, BA モデルによって生成したネットワークと、ACS のネットワークの比較をそれぞれ行う。

シミュレーションでは、図 2 と同様にユーザ数を推移させる。シミュレーション及び提案モデルの詳細設定を表 1 に示す。

モデルのパラメータは、SNS 利用者を対象とした調査 [15] を参考に設定した。シミュレーション期間は、2006 年 1 月 1 日から 2006 年 12 月 15 日を想定し、350 ターン (350 日) とした。また、同条件のシミュレーションを 50 回行った。3.3 で述べる結果はその平均値である。

なお、Random Graph, BA モデル, CNN モデルのパラメータは、構築したネットワークのエージェント数、リンク数が ACS の実データと一致するように設定し、提案モデルと同様、それぞれシミュレーションを 50 回行った。

3.2 評価指標

ネットワーク構造の比較には、以下の三つの指標を用いる。

- クラスタ係数
- 平均経路長
- 次数分布

3.2.1 クラスタ係数

クラスタ係数 C はネットワークの局所的な凝縮性を示す指標であり、「あるエージェントの隣接エージェント間にリンクが存在する割合」として定義される。クラスタ係数 C は以下の式で定義される [16]。

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (10)$$

$$C = \frac{1}{N} \sum_i C_i \quad (11)$$

ここで、 k_i はエージェント a_i の次数を表し、 E_i はエージェント a_i に関するクラスタ数を表す。クラスタ数 E_i とはエージェント a_i の隣接エージェント間に存在するリンクの数である。

3.2.2 平均経路長

平均経路長 D はネットワーク上における任意のエージェント間の経路長を平均した値を表す。ここで任意のエージェント間の経路長は、それらを結ぶ最短経路上に存在するリンクの数として定義される。

ネットワークのエージェント数を N 、エージェント a_i とエージェント a_j の間の経路長を r_{ij} とすると、平均経路長 D は以下の式で定義される [16]。

$$D = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N-1)} \sum_{i \geq j} r_{ij} \quad (12)$$

3.2.3 次数分布

エージェントの次数の分布であり、次数 k をもつエージェントの存在確率分布 $p(k)$ として定義される。

現実世界に存在する多くのネットワークでは、 $p(k)$ が k のべき乗に比例し $p(k) \propto k^{-\gamma}$ を満たす例が多く確認されている。ここで γ はべき指数を表す。このような性質はネットワークのスケールフリー性として知られている [14]。

3.3 シミュレーション結果

3.3.1 平均経路長、クラスタ係数

表 2 に、ACS 及び提案モデルによって構築されたネットワークの平均経路長、クラスタ係数を示す。また、比較のため Random Graph, BA モデル, CNN モデルによって構築したネットワークのデータを示す。

平均経路長、クラスタ係数ともに、提案モデルが ACS の実データと最も近い。これにより、平均経路長、クラスタ係数の観点から、他のモデルに基づいて構築したネットワークに比べ、提案モデルが最も ACS のネットワークの構造に類似していることが分かった。

表 2 ネットワーク構造の比較
Table 2 Structures of each networks.

ネットワーク構造	エージェント数	リンク数	平均経路長	クラスタ係数
ACS (実データ)	158	904	3.33	0.449
提案モデル	158	902	2.84	0.424
Random Graph	158	926	3.48	0.037
BA モデル	158	930	2.80	0.099
CNN モデル	158	900	4.00	0.280

表 3 べき指数の比較
Table 3 Power indexes of each networks.

ネットワーク構造	べき指数 γ
ACS 実データ	-1.166
提案モデル	-1.155
BA モデル	-1.628
CNN モデル	-1.106

3.3.2 次数分布

表 3 にそれぞれの次数分布のべき指数 γ を示す。

表 3 より、提案モデルが ACS の実データに最も近い値を示していることが分かる。また、CNN モデルのべき指数も ACS の実データと比較的近い値である。BA モデルのべき指数は、ACS の実データのべき指数と大きく異なっている。これは、次数分布の低次領域における傾向が異なるためであると考えられる。以上より、提案モデルはべき指数に関しても、ACS のネットワークに近い値を示していることが分かる。

なお、参考として図 3 に ACS 実ネットワークの次数分布を、図 4 に提案モデルによって構築したネットワークの次数分布を、それぞれ両対数軸でプロットしたものを示す。これより、提案モデルにより構築されたネットワークの次数分布と ACS の実ネットワークの次数分布が、類似していることが分かる。

3.3.3 考察

以上、平均経路長、クラスタ係数、次数分布より、提案モデルが ACS のネットワーク構造を最も忠実に表現していることが確認され、モデルの妥当性が確認された。

これは、SNS のネットワークが、「利用者による友人の招待」及び「SNS 内での新たな友人関係の構築」の二つの現象によって成長していくためであると考えられる。

BA モデルでは、一度ネットワークにリンクされたノード同士が新たなリンクを構築することがなく、「SNS 内での新たな友人関係の構築」が表現されていない。一方、CNN モデルでは、新たなノードはネットワーク内のノードにランダムにリンクするため、SNS

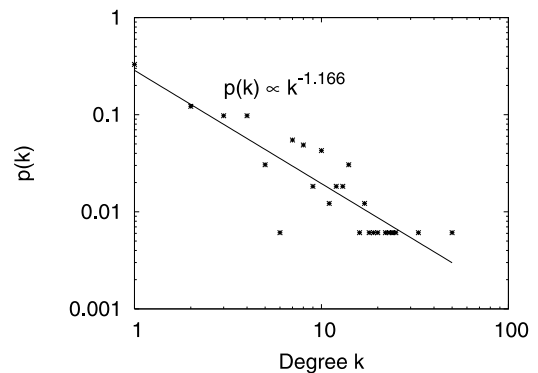


図 3 ACS ネットワークの次数分布 (実データ)
Fig. 3 Degree distribution of ACS.

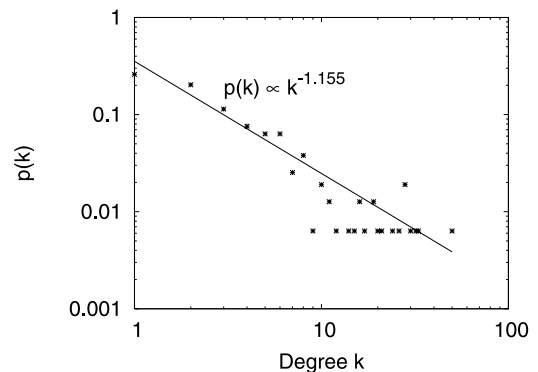


図 4 提案モデルの次数分布
Fig. 4 Degree distribution of proposed model.

を全く利用していないエージェントに新たなエージェントがリンクするなど、「利用者による友人の招待」を正しく表現できない。

これに対し、本提案モデルでは、式 (5) によって「SNS を積極的に利用しているエージェントほど友人を招待しやすい」ことを表現し、潜在リンクの実リンク化によって「友人の友人は友人になりやすい」ことを表現する。これによって、SNS に特有の「利用者による友人の招待」及び「SNS 内での新たな友人関係の構築」という二つの現象を表現することができ、現

実の SNS に近いネットワークが構築できたと考えられる。

4. SNS 活性化のためのシミュレーション

4.1 シミュレーション目的

本シミュレーションでは、小規模 SNS の利用率を上昇させるためにどのような手段が有効かを明らかにする。

ここで、SNS の利用促進手段として、以下の 2 種類の方法をモデル化する。

- 既存ユーザの利用促進
- 新規ユーザの獲得

既存ユーザの利用促進は、既に SNS に参加しているユーザに対して、何らかの方法で SNS の利用促進を行う手段である。例えば、ACS では大学の講義中に ACS を利用した課題を出すことで、既存のユーザが ACS をより積極的に使うように働きかけている。

新規ユーザの獲得は、まだ SNS に参加していない者に新たに参加を促し SNS 全体を盛り上げようとする試みである。他のメディアや WEB サイトを通じて SNS の宣伝を行う行為などが新規ユーザ獲得に対応する手段である。

これら二つの利用促進手段を提案モデルによって構築された SNS 上にモデル化し、それぞれの利用促進手段の効果を確認する。

4.2 シミュレーション手法

まず、提案モデルによって SNS ネットワークを作成する。次に、2 種類の利用促進手段をモデル化し、適用したときに SNS の利用率がどのように変化するかを確認する。

4.2.1 既存ユーザの利用促進

既存ユーザの利用促進は、「 T_C ターンの間、全ユーザのうち $l_C\%$ のユーザが本来のログイン頻度 l_i と無関係に SNS にログインする」ものとして表現する。

これは、SNS にログインしたくなるようなキャンペーンの実施や、メーリングリストによる呼びかけなどを通じて、ある一定期間の間ユーザ全体のログイン率を向上させる手段を講じたことをモデル化している。

利用促進対象エージェント率 l_C を 0% (利用促進を行わない状態) から 100% (すべてのユーザがログインする状態) まで変化させ、どの程度効果的な呼びかけを行えば、SNS の利用率が上昇するかを確認する。

4.2.2 新規ユーザの獲得

新規ユーザの獲得は、「新規ユーザ獲得期間 T_C に、

毎日一定の割合ずつ新たなユーザを SNS に参加させる」ものとしてモデル化する。

最終的に、参加ユーザ数が既存ユーザ数の 2~10 倍となるように変化させ、どの程度の新規ユーザが確保できれば SNS の利用率が上昇するかを確認する。

4.2.3 評価指標

SNS 全体の利用率の評価として平均 SNS 活用度 U を用いる。平均 SNS 活用度 U は全エージェントの SNS 活用度 U_i の平均であり、以下の式によって求められる。

$$U = \frac{\sum_i U_i}{N} \quad (13)$$

SNS 活用度 U が上昇すれば、SNS 全体のコミュニケーションが活発になったことを意味する。これによって、SNS 活性化手段を適用することで、SNS がコミュニケーションツールとして有効活用されるようになったかどうかを確認することができる。

4.3 シミュレーションの設定

本シミュレーションでは、シミュレーション開始から 350 ターンまでの間は妥当性検証シミュレーションと同様の操作を行い SNS ネットワークを構築する。その後、50 ターン経過した時点 (シミュレーション開始から 400 ターン経過した時点) で利用促進手段の適用を行う。各利用促進手段の適用期間 T_C は 1 か月間 (30 ターン) とする。

利用促進手段を適用した後の約 2 年間の動向を分析対象とし、シミュレーション期間は 1000 ターンとする。

4.4 活性化シミュレーション結果

4.4.1 活性化を行わなかった場合

まず、図 5 に活性化手段を適用しなかった場合の SNS 活用度 U の変化を示す。横軸が経過ターンを、縦軸が各ターンにおける SNS 活用度 U を表している。本グラフは、全 50 回のシミュレーションにおいて用いた SNS のそれぞれの SNS 活用度 U を示している。

これより、一部の SNS では活性化対策を行わなくても SNS 活性度 U が上昇していることが分かる。これは、初期値の揺らぎが原因で、一部の SNS は利用促進を行わなくても高い利用率で利用される可能性があることを示唆している。

4.4.2 既存ユーザの利用促進

次に、400 ターンから 430 ターンの間既存ユーザに対して利用促進を行った場合の SNS 利用率 U の変化を調べる。利用促進対象エージェント率は 0~100%

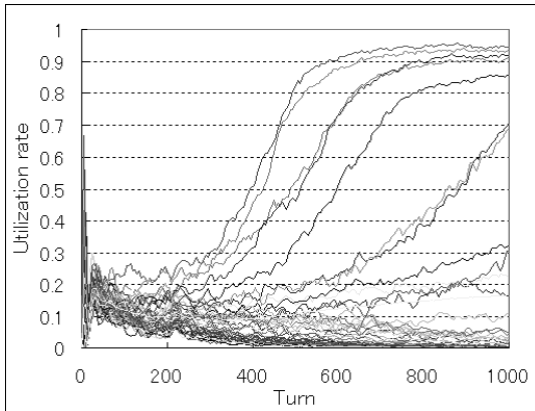


図5 活性化を行わなかった場合の SNS 活用率
Fig. 5 SNS utilization rate—Without activation.

に変化させた。

ここで、利用促進対象エージェント率を 30% としたときの SNS 活性度 U の変化を図 6 に示す。ただし、4.4.1 で明らかとなったとおり、利用促進を行わなくても活性化する SNS が存在する。このような SNS は活性化手段の効果の確認には適さない。そこで、400 ターンの時点で SNS 活用度 U が 0.2 以上の SNS については、活性化手段を適用しなくても利用率が高くなる SNS であると判断し、これら六つの SNS はシミュレーションから除外し、残った 44 の SNS についてシミュレーションを行った。

図 6 より、既存ユーザの利用促進期間（400～430 ターン）は、活用率が大きく上昇し、その後いったん減少する。しかし、その後多くの SNS において SNS 活用度 U が上昇し SNS の利用が促進されたことが分かる。

そこで、利用促進対象エージェント率 0～100% まで変化させたときに、活性化される SNS の割合を求めた。なお、活性化される SNS とは、1000 ターン経過した時点で、SNS 活用度 U が 0.5 以上である SNS と定義する。

図 7 に既存のユーザへの利用促進と、活性化した SNS の割合の関係を示す。これより、利用促進対象エージェント率 l_c が 30% 以上、すなわち利用促進期間中のユーザの 30% がログインするような手段を適用することができれば、最終的に利用促進対象エージェント率 40% 以上の割合で SNS が活性化することが期待できる。また、利用促進対象エージェント率 l_c が 60% 以上になれば、ほぼすべての SNS が活性化する

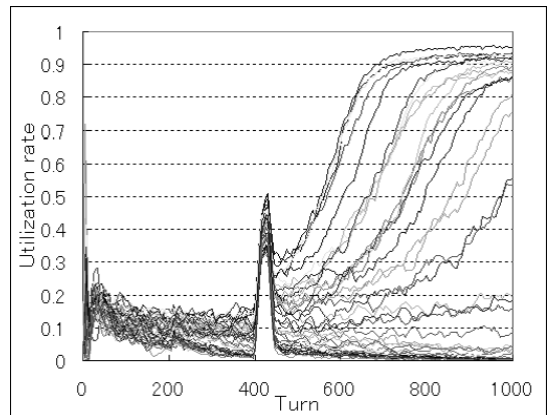


図6 既存ユーザへの利用促進・利用促進対象エージェント率 30%
Fig. 6 Effect of promotion of utilization—Target agent 30%.

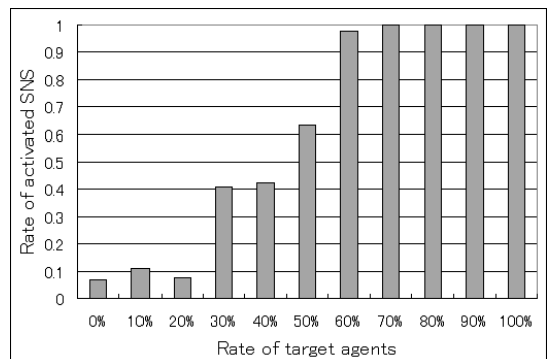


図7 既存ユーザへの利用促進の効果
Fig. 7 Effect of promotion of utilization.

ことが期待できる。

普段ログインしないユーザが利用促進に応じてログインすることで、何らかのコミュニケーションが周りのユーザとの間に発生し、その結果ログイン頻度、コミュニケーション頻度が増加する。それによって、利用促進期間が終了した後も、各ユーザが自主的にログインし、コミュニケーションを行うようになり、活用度 U が上昇するポジティブフィードバックが発生したと考えられる。

一方、利用促進対象エージェント率 l_c が低い場合には、たとえ SNS にログインしたとしても周りの友人が同様に利用しているとは限らない。そのため、コミュニケーションを行うことができず、結果としてログイン頻度、コミュニケーション頻度が増加せず、SNS の活性化につながらなかったと考えられる。

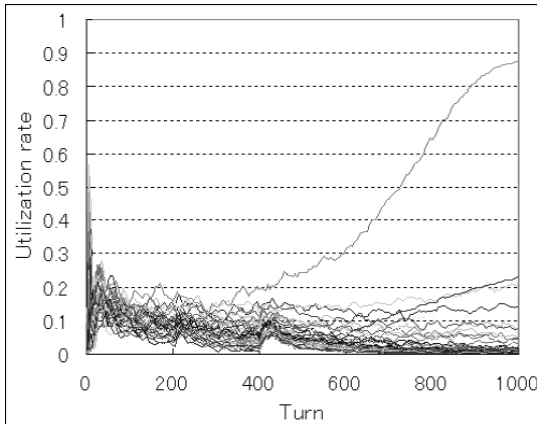


図 8 新規ユーザの獲得 (2 倍)
Fig. 8 Participation of new users. (Doubled)

4. 4. 3 新規ユーザの獲得

次に、現在 (400 ターン時) のユーザ数の 2 倍になるまでユーザの獲得を行ったときの SNS 活用度 U の変化を図 8 に示す。ただし、このとき 400 ターン時点で既に活用度 $U > 0.2$ である SNS は、活性化手段を適用しなくても利用率が高くなる SNS であると判断し、除外してある。図 8 より、SNS のユーザ数が 2 倍になっても、SNS の活用度はあまり変化していないことが分かる。

次に、新規ユーザの獲得によってユーザ数を 2 倍、3 倍、5 倍、10 倍に増加させたとき、SNS 活用度 U が 0.5 を超えた SNS の割合を図 9 に示す。横軸はユーザ数がどの程度まで増加したかを示す。×2 はもとのユーザ数に対して 2 倍に増加したことを、×3 はもとのユーザ数に対して 3 倍に増加したことを示す。

図 9 より、ユーザ数が増加しても SNS 活用度 U はほとんど変化しないことが分かる。したがって、SNS の活性化において新規ユーザを獲得することはあまり効果がない可能性が示唆された。これは、たとえ新たなユーザが SNS に参加したとしても、周りの利用率が低いためにコミュニケーションを行うことができる可能性が低く、結果として新規ユーザの利用率も低下してしまうためであると考えられる。

4. 4. 4 シミュレーションによる結論

2 種類の SNS 活性化手段

- 既存ユーザの利用促進
- 新規ユーザの獲得

を提案モデルに適用したときの SNS 活用度の変化をシミュレーションによって確認した。

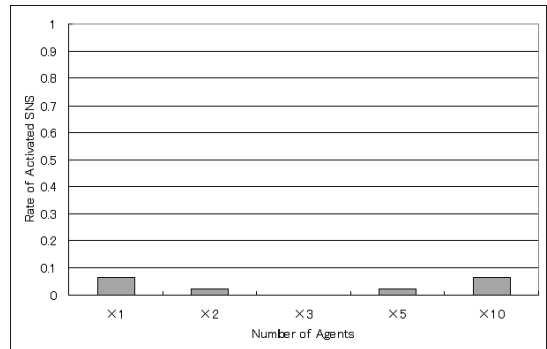


図 9 新規ユーザの獲得の効果
Fig. 9 Effect of new users' participation.

その結果、十分な数の既存ユーザがログインするような利用促進手段を行うことで、SNS の活性化に大きく貢献できる可能性が高いことを確認した。一方で、かなりの数の新規ユーザが新たに SNS に参加したとしても、SNS 全体の活用度はほとんど変化しないことが確認された。

以上より、小規模 SNS を活性化するためには、新たなユーザの獲得よりも、既存ユーザの利用率の増加がより効果的であることが本シミュレーションによって示唆された。

5. む す び

5.1 ま と め

本研究では、SNS におけるユーザの振舞いを表現する SNS コミュニケーションモデルを提案した。提案モデルでは、ユーザが日記やコメントなど、SNS を通じてコミュニケーションを行う状況を表現した。更に、そのコミュニケーションの活発さに応じてネットワークが形成される過程を表現した。

本モデルによって構築された SNS ネットワークと、名古屋大学学内 SNS として運用されている Academic Community System (ACS) のデータとの比較を行い、提案モデルの妥当性の検証を行った。その結果、本モデルによって構築されたネットワークによって、ACS のネットワークを表現することが可能であることを明らかにし、本モデルの妥当性を確認した。

また、今後 SNS 全体が活発に利用されるためにはどのような SNS 活性化手段が有効となるかを、提案モデルを用いたマルチエージェントシミュレーションによって確認した。その結果、SNS に活性化には新たなユーザを獲得するよりも既存のユーザの利用率を増加

させることの方がより効果的であることが示唆された。

5.2 今後の課題

本研究では、SNS におけるユーザ間の友人関係とコミュニケーション活動をもとにモデル化を行った。しかし現在実際に利用されている SNS の多くは、友人間のコミュニケーション以外にも、コミュニティなどを通じての友人以外のユーザとのコミュニケーションも実現されている。それらの要素をモデルに組み込み、より現実にはしたモデルを構築することによって、更に詳細な分析が行えると考えられる。

また、本モデルを用いて明らかとなった SNS 活性化手段を、ACS など現実の小規模 SNS に適用し、その効果を確認することも今後の課題の一つである。

謝辞 本研究を行うにあたり、Academic Community System (ACS) のデータを提供して頂いた、名古屋大学大学院工学研究科 河口信夫准教授、名古屋大学大学院情報科学研究科 井手一郎准教授、高井一輝氏に感謝致します。

文 献

- [1] ソーシャル・ネットワーキング サービス mixi, <http://mixi.jp>
- [2] GREE <http://gree.jp>
- [3] MySpace <http://jp.myspace.com/>
- [4] ブログ・SNS (ソーシャルネットワーキングサイト) の現状分析及び将来予測, 総務省, 2005.
- [5] インターネット白書 2007 (株)インプレス RD, 2007.
- [6] 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久, “ソーシャル・ネットワーキング・サービスにおける人的ネットワークの構造,” 情処学論, vol.47, no.3, pp.865–874, 2006.
- [7] 松尾 豊, 安田 雪, “SNS における関係形成原理—mixi のデータ分析,” 人工知能誌, vol.22, no.5, pp.531–541, 2007.
- [8] 内田 誠, 白山 晋, “SNS のネットワーク構造の分析とモデル推定,” 情処学論, vol.47, no.9, pp.2840–2849, 2006.
- [9] 高井一輝, 河口信夫, “ACS:多様な人間関係を表現可能なソーシャルネットワーキングシステム,” 情処学論, vol.48, no.7, pp.2328–2339, 2007.
- [10] G.T. Fechner, Elements of Psychophysics, Holt, Rinehart and Winston, 1966.
- [11] A. Vázquez, “Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations,” Phys. Rev. E, vol.67, 056104, 2003.
- [12] G. Bianconi and A.L. Barabasi, “Competition and multiscaling in evolving networks,” Europhys. Lett., vol.54, no.4, pp.436–442, 2001.
- [13] P. Erdős and A. Rényi, “On the evolution of random graphs,” Bulletin of the Institute of International Statistics, vol.38, pp.343–347, 1961.
- [14] A.L. Barabási and R. Albert, “Emergence of scaling in random networks,” Science, vol.286, no.5439, pp.509–512, 1999.
- [15] ブログ・SNS 利用者の実像—人々は何を求めているのか, NEC 総研, 2006.
- [16] D.J. Watts and S.H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” Nature, vol.393, no.6684, pp.409–410, 1998.
- [17] L.C. Freeman, “Centrality in social networks: Conceptual clarification,” Social Networks, vol.1, no.3, pp.215–239, 1979.

(平成 19 年 7 月 20 日受付, 11 月 9 日再受付)



鳥海不二夫 (正員)

2004 東京工業大学大学院理工学研究科 機械制御システム工学専攻博士課程了, 同年名古屋大学情報科学研究科助手, 2007 同助教, 現在に至る。感性工学, マルチエージェントシミュレーション, 人工市場などの研究に従事。計測自動制御学会, 人工知能学会各会員。博士(工学)。



石田 健

2007 名大・工・電気電子情報工学卒。現在, 同大学院情報科学研究科博士課程前期在学中。人工社会の研究に従事。



石井健一郎 (正員:フェロー)

昭 49 東京大学工学系研究科計数工学専門課程修士課程了。同年, 日本電信電話公社(現 NTT)入社。昭 54 より 1 年間米国 Purdue 大学客員研究員。平 2 工博(東京大学)。平 15 名古屋大学大学院情報科学研究科教授, 現在に至る。主としてパターン認識の研究に従事。IEEE, 情報処理学会, 人工知能学会各会員。