エージェントシミュレーションによる個人間の情報ネットワークの分析モデル

Model for Analyzing Human Communication Network Based on Agent-Based Simulation

松山 科子
Shinako Matsuyama
東京工業大学, ソニー株式会社
Tokyo Institute of Technology, Sony Corporation
Shinako.Matsuyama@jp.sony.com

寺野 隆雄
Takao Terano
東京工業大学
Tokyo Institute of Technology
terano@dis.titech.ac.jp

Keywords: artificial social systems, agent-based simulation, human communication, WOM, scale-free networks

Summary

This paper discusses dynamic properties of human communications networks, which appears as a result of information exchanges among people. We propose agent-based simulation (ABS) to examine implicit mechanisms behind the dynamics. The ABS enables us to reveal the characteristics and the differences of the networks regarding the specific communication groups. We perform experiments on the ABS with activity data from questionnaires survey and with virtual data which is different from the activity data. We compare the difference between them and show the effectiveness of the ABS through the experiments.

1. 序論

昨今、携帯端末の普及や、インターネット上の多くのコミュニケーションツールにより個人間での情報流通の機会が増加している。たとえば[広告社 04]に述べられているように、製品やサービスの情報提供者あるいは広告会社にとって、個人間での情報流通の性質を知ることは、マーケティング戦略上重要である。

情報流通の性質を知るために、現在は、フィールド実験や情報流通サービスのログ解析が行われている。[藤田 00]では、ネットワーク構造を観測することで情報流通の活発度を測定できることを主張している。しかしながら、これらの方法には本質的な欠点がある。フィールド実験は恣意性が入るため繰り返しの実施は難しく、また、実サービスのログ解析は、ある集団内での情報流通の結果であり、集団の構成要員（個人）が異なる場合に流通がどう変化するかは把握しにくいからである。

本研究のアプローチでは、これらの問題に対して、環境とエージェントの特性を自由に設計できるというエージェントシミュレーション (Agent-Based Simulation;

ABS) の特性[Terano 03]を活かして、人工社会で個人間の情報流通を行うシミュレータを提案する。提案モデルは、単純さを指向する KISS 原理からはずれるものであるが、モデルのパラメタを調整することによって、現実

のデータと接地することが容易となる。すなわち、ABS では情報や人の性質を変化させた環境での情報流通を繰り返し実行できるため、フィールド実験や実サービスログ解析での問題を克服できる。

本論文では ABS を用いた情報流通の結果をネットワークの視点から分析する。具体的には、まず、フィールド実験で得たデータを利用し、ABS によって、実社会の集団行動を再現する。次に、実環境と異なる環境それぞれにおいて情報流通を行いその結果を分析する。情報流通の性質を見るには様々な視点があるが、本論文では、情報流通相手数の分布（次数分布）に着目する。

本論文の目的は次の 2 点である：本 ABS を用いた分析を通じて、個人間での情報流通の性質を把握できることを示す。同時に、現実には実行不可能な繰り返し実験により、What-IF 分析によりその結果を活用可能なことを示す。

本論文の構成は以下の通りである。2 章で個人間での情報流通に関する既存研究について述べた後、3 章で提案する ABS の原理と特長を述べる。4 章にて本研究で用いたフィールドデータを分析する。5 章で ABS での実験結果を述べる。6 章で結果の考察を行った後、7 章で本研究の結論と今後の課題をまとめる。

2. 関連研究と本研究の位置づけ

個人間での情報流通には、知り合い同士に基づくコミュニケーション（知り合い同士のコミュニケーションあるいは知り合いを介した紹介）と不特定多数を対象としたコミュニケーションがある。本研究は、知り合い同士に基づくコミュニケーションを対象とする。知り合い同士に基づくコミュニケーションには、口コミ、電話、電子メール、Weblog、SNS (Social Networking Site/Service) などが存在する。特にネットワークの構造の特性（[Barabasi 02, Watts 98] など）に関する研究としては、例えば、[Aiello 00]の通話リンクの解析、[Ebel 02]の電子メールのリンクの解析、[Adar 05]のweblogのリンクの解析が挙げられる。また、昨今はSNSの解析も盛んであり、[湯田 06]では、SNS “mixi” のコミュニケーションネットワークのリンク特性とクラス構造を分析している。[内田 06]は、SNSのネットワーク構造に起因して生じる現象と構造の関連について分析している。これらの解析は、個人情報の情報流通の性質を知る有用な手がかりとなる。

一方、口コミの研究は、例えば、[Rosen 02]では、“Buzz”（口コミとコミュニケーション）の構造と特徴が述べられている。[廣告社 05]では、アンケートによる口コミの仕組みの分析、口コミを利用したマーケティングの可能性を論じる。同様に[伊藤 02]では、インターネット上の仮想口コミシステムを構築し分析を行っている。しかしながら、口コミに関する研究の多くは、静的な一時点のデータに基づくため集団の構成要員が異なる場合の解析は十分ではない。またフィールド調査では恣意的でない妥当なデータを取得するのが難しい。

これらを解決するための方法として、人工社会を用いたABSによるアプローチが挙げられる。その利点は次の3点に集約される。1) ミクロレベルのエージェントの性質から創発するマクロレベル現象を観察するアプローチである、2) そのため結果のネットワークを形成する要因を解析することが容易である、3) 異なる条件での繰り返しの実行が可能である。昨今、ABSは動的な社会解析に効果的に利用されており（[Gilbert 04, Terano 03]）、またマーケティングや人間を対象としたシステムにも利用されている（[Bonabeau 02, Farrell 98]）。

3. 情報流通のABSモデル

本章では、情報流通を行うABSのモデルを述べる。本ABSは、エージェント群 $A = \{A_1, \dots, A_k\}$ が1対1でコンテンツ群 $C = \{C_1, \dots, C_l\}$ を一つずつ一定期間送受信するものである。コンテンツとは、エージェント間でやりとり

される感想や評価情報を伴う情報とする¹。コンテンツ数 l 、エージェント数 k はABSへのパラメタである。

3.1. 基本モデル

エージェント A は以下の3つ組で表現される：

$A = (K, Com, R)$ 。

K は知識を意味し、 $K = \{K_c\}$ と記述できる。 K_c は流すコンテンツ集合の情報である。 Com はコミュニケーション規則であり、 $Com = \{Com_r, Com_d\}$ ； Com_r は一日の処理ルール、 Com_d は実行日数である。 R は意思決定規則であり、 $R = \{R_c, R_p, R_e\}$ と記述できる。ここで R_c はコンテンツの選択規則、 R_p は送受信相手の選択規則、 R_e はコンテンツ評価値設定規則である。

また、コンテンツ C は、以下で表現される：

$C = \{C_t, C_{e(A_i)}\}$ ； C_t は自身の性質、 $C_{e(A_i)}$ はコンテンツの評価値である。評価値はエージェントにより異なるため、エージェント A_i のコンテンツに対する評価値を $C_{e(A_i)}$ と記す。

以下では、まずコンテンツの性質、評価値について述べた後、エージェントの知識、コミュニケーション規則、意思決定規則を記述する。

3.2. コンテンツ定義

§1 コンテンツの性質：タイプ設定

コンテンツの性質（タイプ） C_t は、以下で定義した： $C_t = \{C_{share}, C_{freq}\}$ ； C_{share} は共有度でどのくらいのエージェントがそのコンテンツを流すか、 C_{freq} は流通度で、一定期間にどのくらい流通されるかである。

タイプ数 n は $n = \#C_{share} \times \#C_{freq}$ で計算できる（ $\#$ は個数）。今回は、 $\#C_{share}$ 、 $\#C_{freq}$ ともに4とし、 $n=16$ とした²。

§2 コンテンツの評価値

コンテンツの評価値 $C_{e(A_i)}$ は以下の値を持つ：

$C_{e(A_i)} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ ；1 が悪いあるいは嫌いという負の評価値、5 が良い、好きという正の評価値、他はその中間値とする³。

¹ 実社会での、商品、サービス、店舗などの情報を想定する。

² So-net blog (<http://blog.so-net.ne.jp/>) 等の情報を参考にして暫定的に16種設定した後、4章で述べる2種類のフィールド調査を経て、本分類で解析が可能であることが確認できたため、本指標を用いた。

³ 例えば[金 04]では、情報に対する評価が流通に関与することを述べている。

3.3. エージェント定義

§1 エージェントの知識

エージェントが流すコンテンツ集合のパターン（種類と数）を識別子とし、エージェントのタイプとした。コンテンツタイプ数 $\#C_i$ とその種別を考慮すると、エージェントタイプの総数は、 $\sum_{k=1}^{\#C_i} \frac{\#C_i!}{k!(\#C_i-k)!}$ となる。今回、コ

ンテンツタイプ数 $\#C_i$ は 16 のため、タイプ数は 65535 となる。

§2 コミュニケーション規則

各エージェントは、実行日数分一日の処理を繰り返す。

(1) 一日の処理ルール

図 1 に一日の処理を示す。各意思決定規則は後述する。

1 日のエージェントの動作

エージェント $\forall A_i \in A$ に対し、以下を実行する；

Step1: 送信するか受信するかをランダムに決定する、

Step2: 「コンテンツの選択規則」に従い、送信／受信するコンテンツ C を決定する、

Step3: 「送受信相手の選択規則」に従い、 C を送受信する相手エージェントを決定する (A_j とする)、

Step4: A_j にコンテンツ C を送信または受信する、

Step5: 受信した場合は、「コンテンツ評価設定規則」に従い、 C の評価値を更新する

図 1 エージェントの一日の処理

(2) 実行日数

ABS へのパラメタで指定される。

§3 意思決定規則

(1) コンテンツの選択規則

エージェントが流通するコンテンツを選択するには、初期時に割り当てられたコンテンツ群および既に情報流通を行ったコンテンツ群からランダムに一つ選択する。そしてその流通度がタイプで規定された条件を満たしているか（その時点で一定期間の流通量の上限に達していないか）を判断し、満たしていればそのコンテンツを選択する。

(2) 送受信相手の選択規則

[杉本 04]は、製品を購入する際に参考とする情報元として、「よく知っている人」、「その製品に詳しい人」を挙げている。本研究は製品購入という明確な目的のための情報流通を対象にしているわけではないが、この 2 点は一

般的な情報流通においても重要な要因である。さらに昨今は、多くの WWW 上の情報検索サイトにおいて嗜好類似度を用いた相性を重要視している⁴。従って本 ABS においては、情報流通相手を選択する指標として、知り合い度合い（以降「親密度」という）、コンテンツに対する精通度合い（以降「権威度」）、嗜好類似度を用いる。親密度は 2 者間の情報流通量を、権威度はあるコンテンツに対する流通量を、嗜好類似度は 2 者間のコンテンツに対する評価値の差を用いる⁵。表 1 に表記をまとめた後、親密度、権威度、嗜好類似度の指標を定義する。

表 1 指標表記

表記	定義
A	エージェント集合
N	総エージェント数
$TR_t(\alpha, \beta)$	時刻 t における、エージェント α, β 間の総流通数
$TRC_t(\alpha, G)$	時刻 t における、エージェント α が流通したコンテンツ G の総数
$EV_t(\alpha, \beta, G)$	時刻 t における、エージェント α, β 間のコンテンツ G の評価値の差

親密度 (Closeness) :

$$\text{Closeness} = \begin{cases} 1 & TR_t(A_i, A_j) \geq \frac{1}{N} \sum_{k \in A} TR_t(A_i, A_k) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

権威度 (Authority) :

$$\text{Authority} = \begin{cases} 1 & TRC_t(A_j, G) \geq \frac{1}{N} \sum_{k \in A} TRC_t(A_k, G) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

嗜好類似度 (Similarity) :

$$\text{Similarity} = \begin{cases} 1 & EV_t(A_i, A_j, G) \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

送信相手は、時刻 t において、それまで送受信したエージェントとの親密度、嗜好類似度のいずれかが 0 でなければ相手を選択する（実社会において、よく知っている人あるいは嗜好が似ている人へ情報を送ることを再現している）。一方、受信相手は、時刻 t において、それまで送受信したエージェントとの権威度、嗜好類似度のいずれかが 0 でなければ相手を選択する（その情報の権威者あるいは嗜好が似ている人から情報を得ることを再現している）。また、相手が見つからない場合は、それまで

⁴例えば、「アットコスメ」(<http://www.cosme.net/>)、「ビルコレ」(<http://bilcolle.com/>)。

⁵ 実際の嗜好の類似は必ずしも評価値に近いことを意味するとは限らないが、今回の ABS では単純化するため評価値を用いた。

送受信したエージェントに対し、それぞれさらに「エージェントとの権威度、嗜好類似度のいずれかが0でなければ相手を選択」の条件を適用し相手を選択する（知り合いからの紹介を再現している）。

(3) コンテンツ評価値設定規則

エージェント A_i がエージェント A_j からコンテンツを受信した際には、コンテンツの評価値 $C_{e\langle Ai \rangle}$ を $C_{e\langle Ai \rangle} = C_{e\langle Aj \rangle} + diff()$ で設定する。 $C_{e\langle Aj \rangle}$ はコンテンツの受信時の評価値、 $diff()$ は差分値を計算する関数⁶である。

3.4. ABS の処理

§1 ABS へのパラメタ

ABS に渡すパラメタは以下である。

- 1) エージェント総数、エージェントタイプ (atype1 から atype65535) とそれぞれが全エージェント中に占める割合、
- 2) コンテンツ総数、コンテンツタイプ (ctype1 から ctype16) とそれぞれが全コンテンツ中に占める割合、
- 3) 実行日数。

§2 ABS での初期設定

ABS では、初期時に以下の処理を行う。

- 1) コンテンツおよびエージェントをパラメタで指定された数分、指定されたタイプの割合になるように生成する、
- 2) 各エージェントに、そのタイプに応じてコンテンツを割り当てる（エージェントタイプは流通するコンテンツによって設定されているため、タイプが決まれば、流通するコンテンツも決まる）、
- 3) エージェントに割り当てた各コンテンツに評価値を設定する。評価値（1～5）は、1, 2, 5 を持つコンテンツが全体の 20%, 3, 4 を持つものが 80% となるように設定する⁷。

§3 実行

実行段階では、各エージェントは 3.3 節で述べたコミュニケーション規則に従い、他エージェントとの情報流通を行う。

⁶ 差分値の計算は、事前に実証実験にて、送信者の評価値と受信者の評価値にどのくらい差があるかを調査し、その値を参考にした。

⁷ 値は WWW 上の評価サイト（例：<http://gourmet.livedoor.com>）での情報の評価値分布を参考にした

3.5. ABS の特長

以上で述べたよう、ABS は基本的な情報流通の意思決定ルールを持ち、分析対象モデルの性質に合わせて、個人の属性（エージェントタイプ）、流通コンテンツの属性（コンテンツタイプ）を自由に定義・変更できるという特長を持つ。これにより、異なる集団の情報流通の性質を解析することが可能になる。

4. フィールドデータの分析

本章では、実社会のデータとして 2 集団に行ったフィールド調査について述べる。

4.1. 調査内容

実社会での個人間での情報流通の傾向を知るため、日頃の情報流通に関するアンケートを実施した。被験者集団は 20 代から 50 代の社会人 30 名（男性 60%, 女性 40%）、20 歳前後の学生 48 名（男性 30%, 女性 70%）の 2 つである。以降、2 集団をそれぞれ被験者集団 1、被験者集団 2 と呼ぶ。以下に質問概要を掲載する：

- ・コンテンツを 30 件提示し⁸選択させた（該当がない場合は記述式で記述させた）、
- ・上記コンテンツ毎に流通する相手数を特定・不特定に関わらず {1 名, 2, 3 名, 4, 5 名, 6, 7 名, それ以上} から選択させた、
- ・情報流通の頻度を {1 日 1 回, 週に 2, 3 度, 月に 2, 3 度, 月に 1 度, 2, 3 ヶ月に一度} から選択させた、

4.2. 調査結果

§1 コンテンツの特徴

選択されたコンテンツ数は、30 であった。それらを共有度と流通度の 2 軸で分類（クラスタリング）した。クラスタリングは、一般的な群平均法による階層クラスタリング（類似係数はユークリッド距離）を用いた。また、クラスタ数は 5 とした。クラスタ数の妥当性は、凝集経過において、2 つのクラスタがどの程度似通っていたかを示す指標である平方セミパーシャル相関 (SPRSQ) と全クラスタ間の分離度合いを示す疑似 F 統計量 (PSF) で確認した。表 2、表 3 にそれぞれ被験者集団 1, 2 での分類結果を示す。コンテンツクラスタ欄の [] 内は共有度 (C_{share})、および流通度 (C_{freq}) の具体値である（共有度は

⁸ So-net blog (<http://blog.so-net.ne.jp/>) の共通テーマから抽出した。

被験者間での共有割合、流通度は一日当たりの流通数)。

表 2 被験者集団 1 のコンテンツ分類

コンテンツクラス []内は、共有度(C_{share}), 流通度(C_{freq})	ABS での コンテンツ タイプ	全 コン テン ツ 中での 割合
C1 [30~50%, 5~10/日]	ニュース・ スポーツ	8%
C2 [50~70%, 1.5~5/日]	仕事・グルメ	11.5%
C3 [30~50%, 1.5~5/日]	音楽・映画	42%
C4 [30%未満, 1.5~5/日]	料理・ファッ ション	27%
C5 [30%未満, 1.5 未満/日]	ゲーム・漫画	11.5%

表 3 被験者集団 2 のコンテンツ分類

コンテンツクラス []内は、共有度(C_{share}), 流通度(C_{freq})	主要なコンテ ンツ	全 コン テン ツ 中での 割合
C1 [70%超, 10 超/日]	音楽・映画	30%
C2 [50~70%, 5~10/日]	仕事・グルメ	19%
C3 [70%超, 5~10/日]	ニュース・スポ ーツ	19%
C4 [50~70%, 1.5~5/日]	健康・ペット	22%
C5 [30%未満, 1.5 未満/日]	株・育児	10%

双方とも、C1 に属するコンテンツが幅広い人に共有され多く流されるコンテンツ (メジャーコンテンツ)、C5 に属するコンテンツが少ない人にまれに流されるコンテンツ (マイナーコンテンツ) である。

以上から得られた知見は 2 つである; (1) 両集団とも、メジャーコンテンツ、マイナーコンテンツ、その中間に分離される、(2) いくつかのコンテンツ同士は 2 集団でそのタイプは異なるものの、同一のタイプを持つ (例: ニュースとスポーツなど)。

§2 被験者の特徴

流通するコンテンツの種別により、ユーザを分類したところ、コンテンツクラス C1, C2 のみを流すユーザ、C1, C2, C3 を流すユーザ、C1 から C4 を流すユーザ、C1 から C5 を流すユーザの 4 タイプに分類された。つまり、メジャーなコンテンツのみを流すユーザ群とマイナーなコンテンツを含む多くのタイプのコンテンツを流すユーザ群、その中間に分類された⁹。

次に、ユーザの流通相手数の分布を調べたところ、被験者集団 1 で $y=3707x^{-1.8}$ (x は相手数, y はその相手数を持つユーザ数)、被験者集団 2 で $y=2999.7x^{-1.6}$ (x は相手数, y はその相手数を持つユーザ数) であり、どちらもべき則に従う。

⁹ メジャーなコンテンツとマイナーなコンテンツを合せて少ない種類を流す人やマイナーなコンテンツのみを流す人は存在しなかった。

流通相手数が多いユーザの特徴を見るために、流通相手数と流すコンテンツクラス数との相関を調べたところ、被験者集団 1, 2 共に 0.81 という値が得られた。つまり流通相手数が多いユーザは流通数も多く、また流すコンテンツの種が多様化している。

本結果は各被験者の特徴の寄せ集めであり、実際に被験者間でコミュニケーションを行ったものではない。従って、被験者メンバー間で情報流通を行った場合になるかを ABS 上で調査することにした。

5. 実験

4 章で述べたフィールド調査で得た情報を元にした人工社会およびそれとは異なる人工社会を構築し実験を行った。実験の目的は、1) 被験者集団を再現した人工社会での情報流通の結果のネットワーク特性を知り、4.2 節の傾向と比較すること、2) 被験者集団とは異なる集団での特性を計測し、1) の結果を比較することである。

5.1. フィールド調査の被験者環境での実験

§1 ABS へのパラメタ

(1) コンテンツ数とコンテンツタイプ

コンテンツ数は 30 とした。表 2, 表 3 のコンテンツクラスを 3.2 §1 で定義した ABS 上のコンテンツタイプにマッピングした。表 4, 表 5 に被験者集団 1, 2 での結果をそれぞれ示す。コンテンツタイプの識別子 (ctype 以降の数値) は 1 から 16 まで存在するが、値が小さい方が少ないエージェントにまれにしか流通されないもの、値が大きい方が多くのエージェントに数多く流通される。つまり、表 4 では ctype1 が前者、ctype10 が後者となる。コンテンツクラス欄の []内は共有度(C_{share})、および流通度(C_{freq})の具体値である (共有度は被験者間での共有割合、流通度は一日当たりの流通数)。

表 4 被験者集団 1 のコンテンツタイプ

コンテンツクラス []内は、共有度(C_{share}), 流通度(C_{freq})	ABS での コンテ ンツ タイプ	全コン テン ツ中 での 割合
C1 [30~50%, 5~10/日]	ctype10	8%
C2 [50~70%, 1.5~5/日]	ctype7	11.5%
C3 [30~50%, 1.5~5/日]	ctype6	42%
C4 [30%未満, 1.5~5/日]	ctype5	27%
C5 [30%未満, 1.5 未満/日]	ctype1	11.5%

表 5 被験者集団 2 のコンテンツタイプ

コンテンツクラス []内は、共有度(C_{share}), 流通度(C_{freq})	ABS での コンテ ンツ タイプ	全コン テン ツ中 での 割合
C1 [70%超, 10 超/日]	ctype16	30%

C2 [50～70%, 5～10/日]	ctype11	19%
C3 [70%超, 5～10/日]	ctype12	19%
C4 [50～70%, 1.5～5/日]	ctype7	22%
C5 [30%未満, 1.5 未満/日]	ctype1	10%

(2) エージェント数とエージェントタイプ

エージェント数は被験者集団 1 に対しては 30, 被験者集団 2 に対しては 50 とした. 各被験者を流すコンテンツのタイプで, 3.3 §1 のエージェントタイプに対応させた. 表 6, 表 7 に結果を掲載する. なお, エージェントタイプの識別子 (atype 以降の数値) は値が大きいほど多くのタイプのコンテンツを保持する.

表 6 被験者集団 1 のエージェントタイプ

流すコンテンツタイプ	ABS でのエージェントタイプ	全エージェント中での割合
ctype7, 10	atype94	48%
ctype6, 7, 10	atype534	14%
ctype5, 6, 7, 10	atype2024	31%
ctype1, 5, 6, 7, 10	atype3389	7%

表 7 被験者集団 2 のエージェントタイプ

流すコンテンツタイプ	ABS でのエージェントタイプ	全エージェント中での割合
ctype12, 16	atype130	21%
ctype11, 12, 16	atype680	30%
ctype7, 11, 12, 16	atype2374	35%
ctype1, 7, 11, 12, 16	atype3739	14%

(3) 実行日数

いずれも 10 日とした.

§2 実験結果

(1) 次数分布

図 2 に相手数 (次数) 分布を掲載する. 横軸が次数, 縦軸が対応する次数を持つエージェント数である. 次数を x , 対応する次数を持つエージェント数を y とした場合に, 被験者集団 1 のデータは, $y = 11.26x^{-1.19}$, 被験者集団 2 は $y = 15.1x^{-0.93}$ と近似できる (近似の決定係数 R^2 はそれぞれ 0.87, 0.83). 従って次数分布はべき則に従う.

図 2 被験者集団データにおける次数分布

次数分布を, 4.2 節の被験者の特徴で述べた被験者の情報流通相手数の次数分布と比較したところ, 両者の相関係数は被験者集団 1 で 0.79, 被験者集団 2 で 0.75 でありどちらも相関がある. またべき指数の値も近いことから, 本 ABS は次数分布の観点から, 適切に被験者集団の情報流通を再現していると言える.

(2) 高次数エージェントの特徴

次に, 次数とコンテンツ送受信数の関連, 次数とコンテンツタイプ数との関連を見た. 次数とコンテンツ送受信数の相関係数は, 0.80, 次数とエージェントが流したコンテンツタイプ数との相関係数は 0.68 であった. 従って, 次数が大きいエージェントは, 流通数が多くまた多様なタイプのコンテンツを流すと言える.

5.2. フィールド調査とは異なる環境での実験

§1 ABS へのパラメタ

(1) コンテンツ数とコンテンツタイプ

コンテンツ数, コンテンツタイプは 5.1 節と同様とした.

(2) エージェント数とエージェントタイプ

被験者集団 1 を元に, エージェント数は 30 とし, (a) メジャーコンテンツのみを流すエージェントのみの集団, (b) マイナーコンテンツも含め多くのコンテンツタイプを流すエージェントのみの集団を構築し, 5.1 節の被験者集団 1 を再現した集団の結果と比較した. 表 8, 表 9 にそれぞれのエージェントタイプを示す.

表 8 被験者集団とは異なる集団のエージェントタイプ(a)

流すコンテンツタイプ	ABS でのエージェントタイプ	全エージェント中での割合
ctype7, 10	atype94	100%
ctype6, 7, 10	atype534	0%
ctype5, 6, 7, 10	atype2024	0%
ctype1, 5, 6, 7, 10	atype3389	0%

表 9 被験者集団とは異なる集団のエージェントタイプ(b)

流すコンテンツタイプ	ABS でのエージェントタイプ	全エージェント中での割合
ctype7, 10	atype94	0%
ctype6, 7, 10	atype534	0%
ctype5, 6, 7, 10	atype2024	0%
ctype1, 5, 6, 7, 10	atype3389	100%

(3) 実行日数

いずれも 10 日とした.

§2 実験結果

図 3 に表 8, 表 9 で示した環境での実験結果を 5.1 節の被験者集団 1 の実験結果と合わせて掲載する. 横軸が

回数, 縦軸が対応する回数を持つエージェント数である。

図 3 被験者集団とは異なる集団での回数分布

(a) メジャーコンテンツのみを流すエージェントのみの集団では, 被験者集団での実験結果 (図 3 での被験者集団パラメータおよび図 2 の被験者集団 1) と比較すると, 全体的な回数は少なく, (b) マイナーコンテンツも含め多くのコンテンツタイプを流すエージェントのみの集団では回数は多い。また, 後者は, 回数が大きい塊と小さい塊に二極化される¹⁰。

5.3. 実験のまとめ

実験より, 被験者集団のネットワークの回数分布はべき則に従うのに対し, 異なる集団では異なる結果となった。本章では, ABS の有効活用の一例として, 集団に属するエージェントの性質を変えることで情報流通の結果形成されるネットワークの特徴に差が出る事例を示した。

6. 考察

本章では, まず構築したシミュレーションシステムの妥当性を検証した後, 実験結果の考察を行う。

6.1. シミュレーションの妥当性

シミュレーションの妥当性を見るため, 動作の正当性, 再現性について記述する。

§1 シミュレーション動作の確認: エージェントの意思決定

3.3 節で述べた本シミュレーションでのエージェントの 3 つの意思決定: 「親密度」, 「権威度」, 「嗜好類似度」が意図どおりの動作をしているかという観点からシミュレーションシステムの妥当性を検証した。図 4 に被験者集団 1 において, 主要な意味ある組み合わせの条件に変

¹⁰ エージェント数が 30 と少ないため, 値の差が小さいが, 同一環境でエージェント数を 10 倍にしても同一傾向であった。

更した際の結果を掲載する¹¹。具体的には, 今回の意思決定 (図中①) に対し, 3 つの意思決定を全く用いずランダムな相手選択 (図中②), 3 つの意思決定のうち親密度と嗜好類似度のみを意思決定とした場合 (図中③), 親密度と権威度のみを意思決定とした場合 (図中④) それぞれでの結果の差を見た。表示方法は図 3 と同様である。

図 4 異なる意思決定での回数分布

結果より, ランダムな相手選択では回数分布もランダムになることがわかる。意思決定を入れた場合に比べ平均回数が多いのは, 前者は意思決定ルールにより毎回相手が必ずしも選択されるとは限らないのに対し, ランダムな相手選択では必ず選択されるためである。3.3 節で述べた意思決定ルールにより, 3 つの意思決定間には差が出ていくが, 3 つ全ての意思決定を用いたケースは, 相手がより選択される分, 若干ではあるがエージェント間での回数の差が出ている。従って, 意思決定が意図どおり動作していることの確認ができた。

§2 再現性

シミュレーションは各 10 回ずつ実行し, 同一傾向の結果になることを確認した。例えば, べき則に従う分布では, 全てにおいて, 決定係数が 0.8 以上でべき関数に近似できることを確認した。

6.2. 被験者集団を再現した集団の特性

被験者集団の構成要員での集団では, 情報流通の結果のネットワークは回数分布がべき則に従う。

コンテンツタイプ数が多いエージェントは, 1) 他エージェントとの流通するコンテンツの共通度が増加し, 嗜好類似度の向上につながる, 2) あまりエージェントが流通しないコンテンツをも流通する機会があるため, コンテンツの権威度が向上する。以上より, 流通相手が増え回数が大きくなる。

一方で, 一日あたりの流通量が多いエージェントは, 1) コンテンツタイプが少ない場合でも, 流通量が多いことから流通するコンテンツの権威度が向上する機会が高

¹¹ 例えば, 親密のみでは, 初期時に親密になる指標がないため意味がないパターンとして外している。

く、情報流通相手を増やすことにつながる、2) 流通量が多いことからあるエージェントとの親密度が向上するため、エージェントを通して他コンテンツを流通する機会がある。その結果、流通するコンテンツタイプ数が増え、多くのエージェントと流通する機会を得る。

こうした仕組みが、スケールフリーを生み出す優先的選択に近い状態を作り、次数のべき則が現れると考察する。3.3 節で定義した意思決定のそれぞれの閾値に関しては単純化のため「平均以上」としているが、今後精緻化が必要である。しかしながら、親密度、嗜好類似度、権威度というコミュニケーションにおいては一般的な指標からボトムアップで次数のべき則が得られた点の一つの知見である。

4 章で収集した実社会のデータでの被験者の傾向と、人工社会上で実社会の集団を再現して行ったシミュレーション結果は同一傾向である。

6.3. 被験者集団とは異なる集団の特性

(a) メジャーコンテンツのみを流すエージェントのみの集団では全体的な次数は少なく、(b) マイナーコンテンツも含め多くのコンテンツタイプを流すエージェントのみの集団では次数が大きい点に関しては、前者は少種類のコンテンツを流通し比較的流通量が少ないエージェントの集団であるため、反対に後者は多くコンテンツを流通させ流通量も多いエージェントであるためである。次数のべき則は両者の中間的な状態であることで成立する。

また、後者の集団では、次数が大きい塊と小さい塊に二極化された点からは、同じようにコンテンツを保持する人のグループでは均一に情報流通されるよりは、むしろ活発に流通するグループとそうではないグループに分かれることがわかった。

(b) は (a) と比較すると次数平均が高くまた、次数が大きいエージェントが多いという観測結果から次のような活用案が考えられる。より多くの人に多くの人と情報流通を望む状況においては、(b) の環境すなわちマイナーコンテンツも含め多くのコンテンツタイプを流す人を増やすこと。

7. 結論と課題

本論文では、人工社会で個人間での情報流通を行うエージェントシミュレータ (ABS) を提案した。これは、基本的な情報流通の意思決定ルールを持ち分析対象モデルの性質に合わせて、個人の属性、流通コンテンツの属性を自由に定義・変更できるという特長を持つ。従来の KISS 原理に基づくシミュレータに比較すると複雑ではあるが、現実の問題に接地した分析が可能となる。

本論文では適用例として、フィールド実験で得た実社会の集団を再現する環境と異なる環境それぞれにおいて ABS 上で情報流通を行い、結果を比較した。両者では、情報流通の結果生成されるネットワークの特徴が異なることがわかった。従って、ABS 上で環境をさまざま変えた実験を行うことで、実社会よりも良いネットワークの特徴が得られたならばその状態にするにはどういう環境 (どういう構成要員) にすればよいかという検討が可能になる。

実社会と異なる環境はフィールド実験や調査では構築しにくい。従って ABS を用いることで行える解析である。本 ABS はフィールド実験や実サービスのログ解析では難しい解析の助けになるものと期待できる。

本論文の主要な貢献は、ABS を用いた解析により、実社会では構築が難しい集団を仮想的に構築し、その集団での情報流通の性質を知り、その結果を活用できる事例を示したことである。

本論文では、単純ないくつかの環境での実験を紹介したが、より大規模な事例についても分析は可能である。これについては別途報告を予定している。また今回はネットワーク特性として次数分布のみを見たが今後、他の特性も計測し、集団内でのユーザが果たす役割の解明やコミュニケーションを活性化する仕組みの発見につなげたい。

◇ 参考文献 ◇

- [Adar 05] Adar,E., and Adamic,L.:Tracking Information Epidemics in Blogspace, Web Intelligence 2005, pp.207-214 (2005)
- [Aiello 00] Aiello,W., Chung,F., and Lu,L.: A Random Graph Model for Massive Graphs,in Proceedings of the 32nd Annual ACM Symposium on Theory of Computing, Association of Computing Machinery, New York, 2000, pp.171-180 (2000)
- [Barabasi 02] Barabasi,A-L.:Linked: The New Science of Networks, Perseus Books Group (2002)
- [Bonabeau 02] Bonabeau,E.:Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems, PNAS ,Vol.99, suppl 3, pp.7280-7287 (2002)
- [Ebel 02] Ebel,H.,Mielsch,L-I.,and Bornholdt,S.:Scale-free topology of e-mail networks,Physical Review E 66,035103(R) (2002)
- [Farrell 98] Farrell,W.:How Hits Happen: Forecasting Predictability in a Chaotic Marketplace, Harperbusiness (1998)
- [Gilbert 04] Gilbert,N.:Agent-based social simulation: dealing with complexity, The Complex Systems Network of Excellence (2004)
- [Rosen 02] Rosen,E.:The Anatomy of Buzz : How to Create Word of Mouth Marketing, Doubleday (2002)
- [Terano 03] Terano,T., Deguchi,H., and Takadama,K.:Meeting the Challenge of Social Problems via Agent-Based Simulation, Springer (2003)
- [Watts 98] Watts,D.J. and Strogatz,S.H.:Collective dynamics of "small-world" networks, Nature, Vol. 393, pp.440-442 (1998)

- [伊藤 02] 伊藤 雄介, 吉田 匡志, 沼尾 正行: ロコミ支援システム WAVE の新機能, 情報処理学会研究報告, 知能と複雑系研究会, 2002-ICS-128 (2002)
- [内田 06] 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, 情報処理学会誌, Vol.47, No.9, pp. 2840-2849, 2006 年 9 月 (2006)
- [金 04] 金 宰輝, Kim, Bo-Young: 情報特性と消費者の態度がロコミ(WOM)に及ぼす影響, 日本社会心理学会第 45 回大会, 2004 年 7 月 (2004)
- [廣告社 04] 廣告社株式会社, 中島 正之: 「くちコミ」の戦略的なマーケティング活用について, <http://www.kokokusha.co.jp/service/kuchikomi.html> (2004)
- [廣告社 05] 廣告社株式会社: くちコミに関する調査, <http://www.kokokusha.co.jp/service/kuchikomi.html> (2005)
- [杉本 04] 杉本 徹雄: 消費者理解のための心理学, 福村出版, 2004 年 2 月 (2004)
- [藤田 00] 藤田 邦彦 他: ネットワークコミュニティの可能性 - Community Organizer 評価実験結果報告 -, CmCC 研究会第 3 回シンポジウム, 2000 年 3 月 (2000)
- [湯田 06] 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, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.3, pp.865-874, 2006 年 3 月 (20060029)

[担当委員: 栗原 聡]

2007 年 6 月 3 日 受理

著 者 紹 介

松山 科子 (正会員)

ソニー株式会社情報技術研究所勤務。株式会社 NEC 情報システムズを経て現職。知的システムの研究開発に従事。筑波大学大学院ビジネス科学研究科経営システム科学専攻修了 (経営学)。現在、東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程に在籍。人工知能学会, 情報処理学会, 電子情報通信学会, IEEE の会員。

寺野 隆雄 (正会員)

東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻教授。工学博士。東京大学大学院情報工学専攻科修士課程修了。

(財)電力中央研究所勤務, イリノイ大学及びスタンフォード大学客員研究員, 筑波大学大学院ビジネス科学研究科教授を経て現職。計算組織理論, 進化計算, 人工知能の研究に従事。人工知能学会, 計測自動制御学会, 日本 OR 学会, 電気学会, 経営情報学会等で理事を歴任。IEEE, AAAI, ACM の会員。