

# 社会ネットワークの形成過程シミュレーション

## マルチエージェント・モデルによる表現と拡張

古川園 智樹<sup>†</sup> 石元 龍太郎<sup>††</sup> 小林 慶太<sup>†††</sup> 笠井 賢紀<sup>†††</sup> 赤松 正教<sup>†††</sup>  
井庭 崇<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 慶應義塾大学 政策・メディア研究科  
<sup>††</sup> 慶應義塾大学 環境情報学部  
<sup>†††</sup> 慶應義塾大学 総合政策学部

E-mail: †{zono,t00071ri,s03433kk,s03281yk,s01019ma,iba}@sfc.keio.ac.jp

**要旨** 本論文の目的は、成長するネットワーク上で社会・経済シミュレーションを行うための基盤を構築することである。まず、ネットワーク形成のシミュレーションにマルチエージェント・モデルが有効であることを示した上で、成長するネットワークにおける代表的な3つのモデルを再現する。再現するモデルは、「ランダム選択成長モデル」、「優先的選択成長モデル」、「適応度を付与した優先的選択成長モデル」である。さらに、社会・経済シミュレーションへの拡張が容易であることを示すために、成長するネットワーク上での情報伝播のシミュレーションを行う。

**キーワード** マルチエージェント・モデル、シミュレーション、社会ネットワーク、成長するネットワーク、UML

## Simulations of Evolving Social Networks: Multi-Agent Modeling and its Applications

Tomoki FURUKAWAZONO<sup>†</sup>, Ryutaro ISHIMOTO<sup>††</sup>, Keita KOBAYASHI<sup>†††</sup>, Yoshinori KASAI<sup>†††</sup>, Masanori AKAMATSU<sup>†††</sup>, and Takashi IBA<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Media and Governance, Keio University  
<sup>††</sup> Faculty of Environmental Information, Keio University  
<sup>†††</sup> Faculty of Policy Management, Keio University

E-mail: †{zono,t00071ri,s03433kk,s03281yk,s01019ma,iba}@sfc.keio.ac.jp

**Abstract** The purpose of this paper is to construct the basis of the social and economic simulation on evolving network. To achieve the purpose, we first suggest that multi-agent model is useful in simulating network formation and second replicate three typical models of evolving network. The models are “random network model”, “scale-free network model” and “fitness network model”. Finally, we simulate “information propagation model” on evolving network and demonstrate that it is easy to expand multi-agent model on evolving network to social and economic simulation.

**Key words** multi-agent model, simulation, social network, evolving network, UML

## 1. はじめに

近年、「成長するネットワーク」と呼ばれる一連の理論研究が進んでいる。これらの研究はノード（ネットワークの要素）やリンク（ノード間の繋がり）の生成・除去など、ネットワークのトポロジーに影響するプロセスを扱っており、ネットワークのモデル化がより厳密に行われるようになった。このことによって、ネットワークの形成過程を伴う社会・経済シミュレーションの研究が可能になり、今後重要になっていくと考えられる。

本論文は、以上のような問題意識に基づき、成長するネットワーク上で社会・経済シミュレーションを行うための基盤を構築する。まず最初に、ネットワーク形成過程のシミュレーションにマルチエージェント・モデルが有効であることを示す。次に、成長するネットワークにおける代表的な3つのモデルを再現する。最後に、社会・経済シミュレーションへの拡張の一例として、成長するネットワーク上での情報伝播のシミュレーションを行う。

## 2. 研究手法

### 2.1 マルチエージェント・モデル

本論文ではネットワークの形成過程のモデル表現を行うにあたって、「マルチエージェント・モデル」を適用する。マルチエージェント・モデルは、社会・経済の構成要素をエージェント（自律的な主体）としてモデル化し、その相互作用によって社会・経済現象が進行すると捉えるものである。ネットワークをマルチエージェント・モデルとして表現する場合には、ノードをエージェントとし、リンクをその関係として表現することができる。また、成長するネットワークにおけるノードとリンクの追加は、エージェントと関係の追加ということで表現することができる。

### 2.2 シミュレーションのフレームワーク

#### 2.2.1 モデル・フレームワーク

マルチエージェント・モデルによるシミュレーションを行うための、設計からシミュレーション実行までのプロセスを支援する概念・ツールを Boxed Economy Project<sup>(注1)</sup>が提供しており、本論文ではそれらを用いてモデルの再現と拡張を行う。

(注1): Boxed Economy Project の提案するモデル・フレームワーク。同プロジェクトについては <http://www.boxed-economy.org/> を参照。

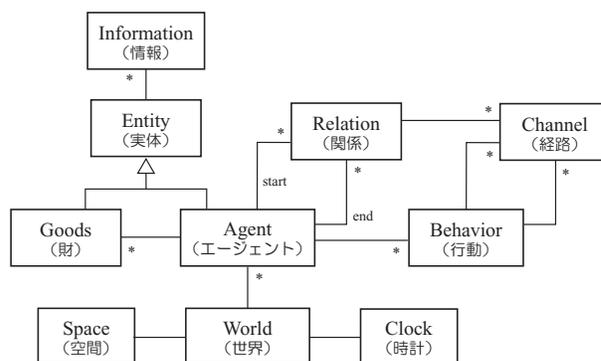


図1 Boxed Economy Foundation Model

ネットワークの形成過程を表すマルチエージェント・モデルの作成にあたり、その基礎となるモデルとして「Boxed Economy Foundation Model」(BEFM) (図1)[1][2]を用いる。このモデル・フレームワークは複数のモデル要素で構成される。エージェントの行動や、エージェントが持つ情報、エージェント間の関係などをそれぞれ設定することができるため、モデルの作成や拡張が容易である。モデル・フレームワークには次に挙げるものがある。

**World (世界)**:対象世界を表現する土台。

**Space (空間)**:World を規定する固有の空間。

**Clock (時計)**:World を規定する固有の時間。Clockの時間が進むとシミュレーション上の時間が経過し TimeEvent が発生する。

**Entity (実体)**:Agent と Goods の総称。

**Agent (主体)**:社会・経済における自律的な主体。ネットワークのモデルでは、ノードがこれにあたる。

**Goods (財)**:Agent が所有し交換するもの。有形・無形を問わない。

**Information (情報)**:Entity に保持される情報。

**Behavior (行動)**:Agent の行動。Goods や Information の作成・処理を行うことができる。Behavior の状態遷移は、TimeEvent または ChannelEvent によって引き起こされる。

**Relation (関係)**:ある Agent から他の Agent への関連性。ネットワークのモデルではリンクがこれにあたる。

**Channel (経路)**:Relation に基づいて開設される。Goods や Information のやりとりは Channel を通じて行われ、送られると ChannelEvent が発生する。

#### 2.2.2 モデル作成支援ツール

BEFM に基づくモデルは「Component Builder」(CB) 上で作成することができる [3]。CB は次に挙げ

るデザイナーと1つのコンポーザーから構成され、UML (Unified Modeling Language: 統一モデリング言語) を用いて作図することで、Java 言語のソースコードを生成することができる。UML はオブジェクト指向のモデルを記述するための標準化された言語であり、モデルの理解や共有を促進が期待される。

**Model Designer:**UML の概念モデル図を使って静的な構造をモデル化するエディタ。

**Activity Designer:**UML のアクティビティ図を使って Agent の活動をモデル化するエディタ。

**Communication Designer:**UML のシーケンス図を使って Agent 間・Behavior 間のやりとりをモデル化するエディタ。

**Behavior Designer:**UML の状態チャート図を使って Behavior の状態遷移をモデル化するエディタ。

**World Composer:**World の初期状態を記述するためのツール。

### 2.2.3 シミュレーション・プラットフォーム

CB で作成されたシミュレーションは「Boxed Economy Simulation Platform」(BESP) 上で実行することができる(図2) [1]。BESP はマルチエージェント・モデルのシミュレーションを実行・分析するためのプラットフォームである。BESP にコンポーネントを追加することで、新たなシミュレーションを行うことができるようになる。

**モデルコンポーネント:**モデルの各要素をコンポーネント化したもの。モデルコンテナに配置することでシミュレーションが行える。このことで、モデル要素の追加や入れ替えを容易に行うことが可能となる。

**プレゼンテーションコンポーネント:**シミュレーションの操作・表示・記録を行うためのコンポーネント。プレゼンテーションコンテナに配置することでその機能が利用できるようになる。BESP には様々な用途に応じたプレゼンテーションコンポーネントが用意されているが、それらで不十分な場合にユーザは独自にプラグインを追加できる。本論文では、ネットワークと情報伝播の可視化のためのプラグインを追加している。

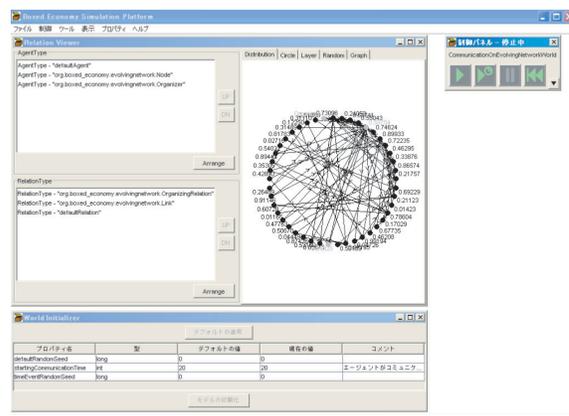


図2 BESPの実行画面

## 3. 既存モデルの再現

### 3.1 3つの既存モデル

ここでは、成長するネットワークの研究における代表的なモデルである「ランダム選択成長モデル」、「優先的選択成長モデル」、「適応度を付与した優先的選択成長モデル」を再現することにする [4] [5] [6]。

「ランダム選択成長モデル」とは、新しいノードを追加する際にノードがランダムに選択されて、成長するネットワークである。このモデルではリンク数がベキ乗分布(注2)にはならない。

「優先的選択成長モデル」とは、新しいノードを追加する際に多くのリンクを持っているノードが優先的に選択されて、成長するネットワークである。このモデルは、最初にスケールフリーのベキ法則を実現したため、「スケールフリー・モデル」とも呼ばれる [5]。

「適応度を付与した優先的選択成長モデル」とは、ノードに内在する性質に注目し、「他のノードとリンク数を競う能力」をノードに付与するもので、この能力を「適応度 (fitness)」と呼ぶ。各ノードに適応度を付与すると、新しいノードであっても多くのリンク数を持ち、結合分布もベキ乗になる [6]。以下では、これら3つのモデルを再現する。

### 3.2 ランダム選択成長モデル

#### 3.2.1 モデルの説明

「ランダム選択成長モデル」は、新しく追加されたノードがランダムに選ばれた2つのノードとリンクを張って成長するネットワークである。

(注2): 両対数グラフにおいて直線状に並ぶような分布を「ベキ乗分布」と言い、この特徴を持つ現象を「ベキ乗法則」と言う。ネットワークにおけるベキ乗法則は、多数のリンクを持つノードが少数だけ存在し、一方でごくわずかなリンクしか持たないノードが残りの大半を占める構造になっている場合に見られる。

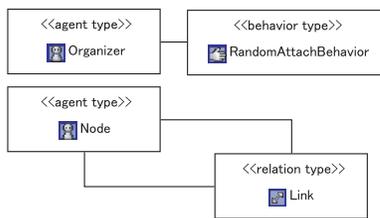


図3 ランダム選択成長モデルの全体像 概念モデル図

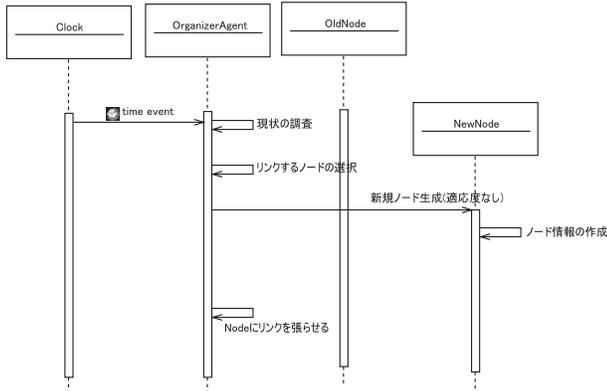


図4 ランダム選択成長モデルのシミュレーションの流れ コミュニケーション・シーケンス図

### 3.2.2 モデルの表現

このモデルをマルチエージェント・モデルとして表現した場合の概念モデル図は図3のようになる。ここでは、「ノード」を表す Node エージェントと Organizer エージェントを用意する。

RandomAttachBehavior は、Node エージェントを1人作成し、そのエージェントと、ランダムに選択した Node エージェントに Link 関係を結ぶ Behavior である。Organizer エージェントはこの RandomAttachBehavior を持っている。

シミュレーションの流れは、図4のようになる。時間が来たら Organizer エージェントは、新しい Node エージェントを1人作成する。そして、既に存在する Node エージェントの中からランダムに2人を選び、さきほど追加した Node エージェントとの間にリンクを張る。

### 3.2.3 シミュレーション結果

シミュレーションの結果は、図5のようになる。このネットワークの各ノードのリンク数とその順位を両対数グラフにプロットすると、図6のようになる。このグラフから、ランダム選択成長モデルの度数分布がベキ乗分布ではないことがわかる。

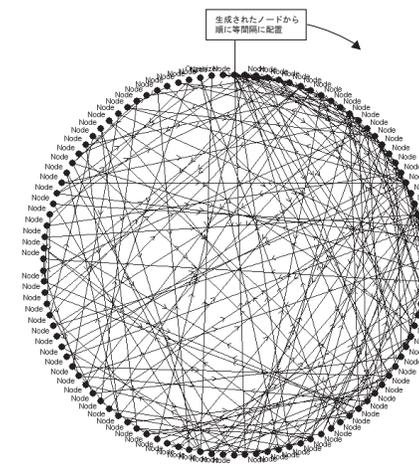


図5 ランダム選択成長モデルのシミュレーション結果 (75 ステップ目)

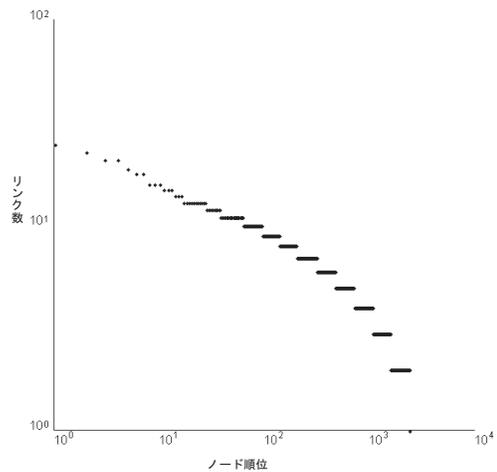


図6 ランダム選択成長モデルのシミュレーション結果 (3550 ステップ目)

## 3.3 優先的選択成長モデル

### 3.3.1 モデルの説明

「優先的選択成長モデル」は、新しいノードを追加する際に多くのリンクを持っているノードが優先的に選択されて、成長するネットワークである。新しいノードが、 $k$  個のリンクを持つノードにリンクを張る確率は、次の式で与えられる。

$$prob = \frac{k}{\sum_i k_i}$$

### 3.3.2 モデルの表現

このモデルをマルチエージェント・モデルとして表現した場合の概念モデル図は図7のようになる。

「ランダム選択成長モデル」と異なるのは、RandomAttachBehavior ではなく PreferentialAttachBehavior を用いる点である。PreferentialAttachBehavior は、Node エージェントを選択する際に、リンク数に比例して Node エージェントを選択する Behavior

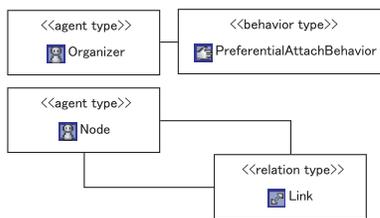


図 7 優先的選択成長モデルの全体像 概念モデル図

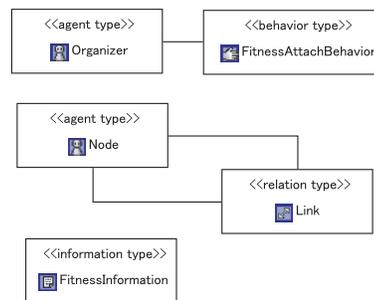


図 10 適応度を付与した優先的選択成長モデルの全体像 概念モデル図

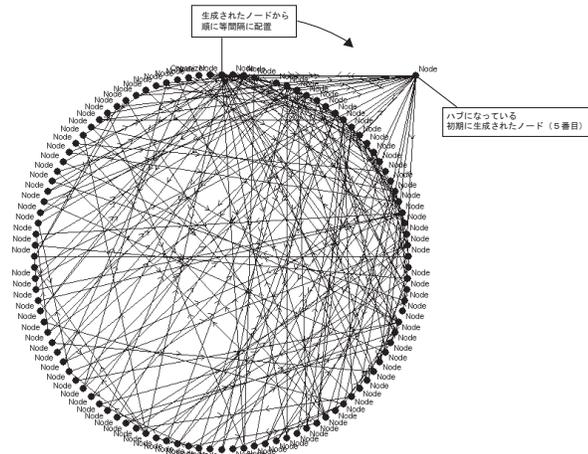


図 8 優先的選択成長モデルのシミュレーション結果 (75 ステップ目)

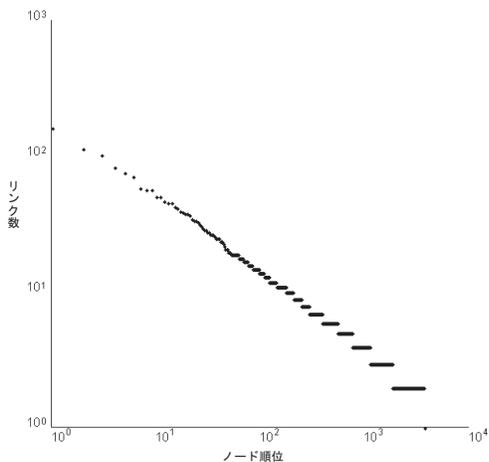


図 9 優先的選択成長モデルのシミュレーション結果 (3550 ステップ目)

である。このモデルでは、Organizer エージェントはこの PreferentialAttachBehavior を持っている。

### 3.3.3 シミュレーション結果

このシミュレーションの結果は、図 8 のようになる。非常に多くのリンクを持つノード (ハブ<sup>注3)</sup>) が出現していることがわかる。この結果を両対数グラフで表すと、図 9 のようにベキ乗になっている。「優

(注3): ハブとは、ネットワーク内で膨大なリンク数を持つ一部のノードのことを指す。

先的選択モデル」では、古いノードのリンク数が多い傾向にある。なぜなら、このモデルでは、持っているリンク数に比例した確率で Node エージェントを選んでいるので、既にリンクを持っている古いノードが選択される可能性が高いからである。逆に、新しく世界に追加されたノードはリンクを持っていないので、選択される可能性は低いということになるのである。

## 3.4 適応度を付与した優先的選択成長モデル

### 3.4.1 モデルの説明

「適応度を付与した優先的選択モデル」とは、各ノードには「適応度」が付与され、新しいノードを追加する際に、多くのリンクと高い適応度を持っているノードが優先的に選択されて成長するネットワークである。適応度とは、「他のノードとリンク数を競う能力」[6] であり、高い適応度を持つノードは、新しいノードであっても多くのリンク数を持つことが可能となる。新しいノードが、 $k$  個のリンクと  $\eta$  の適応度を持つノードにリンクを張る確率は、次の式で与えられる。

$$prob = \frac{\eta k}{\sum_i \eta_i k_i}$$

### 3.4.2 モデルの表現

このモデルをマルチエージェント・モデルとして表現した場合の概念モデル図は図 10 のようになる。「優先的選択成長モデル」と異なるのは、PreferentialAttachBehavior ではなく PreferentialAttachWithFitnessBehavior が用いられる点と、適応度を表す FitnessInformation が追加されている点である。PreferentialAttachWithFitnessBehavior は、Node エージェントを選択する際に、リンク数と適応度 (FitnessInformation) に比例して Node エージェントを選択する Behavior である。Organizer エージェントはこの PreferentialAttachWithFitnessBehavior を持っている。

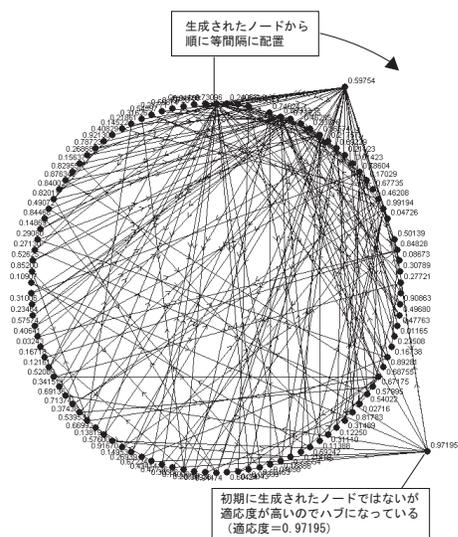


図 11 適応度を付与した優先的選択成長モデルのシミュレーション結果 (75 ステップ目)

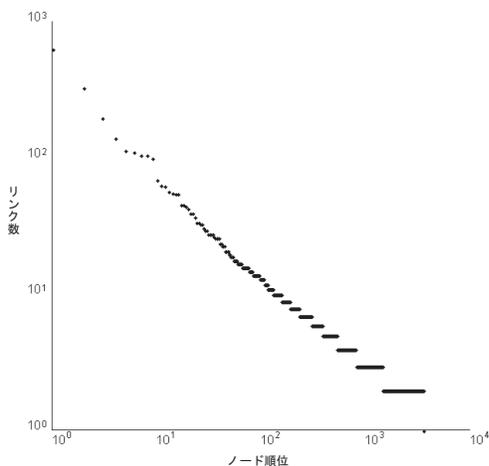


図 12 適応度を付与した優先的選択成長モデルのシミュレーション結果 (3550 ステップ目)

### 3.4.3 シミュレーション結果

このシミュレーションの結果は、図 11 のようになる。古いノードのリンク数が多いとは限らず、適応度の高いノードのリンク数も多い傾向にあることがわかる。この結果を両対数グラフで表すと、図 12 のようにべき乗になっていることも確認できる。

## 4. モデルの拡張

ここでは、成長するネットワーク上で社会・経済活動が行われるマルチエージェント・モデルのシミュレーションを作成することにしたい。我々が用いた BEFM では、既に作成したモデルや他人が作成したモデルの拡張が容易である。というのは、Agent や Behavior 等の新しい要素を追加する際に、その他の

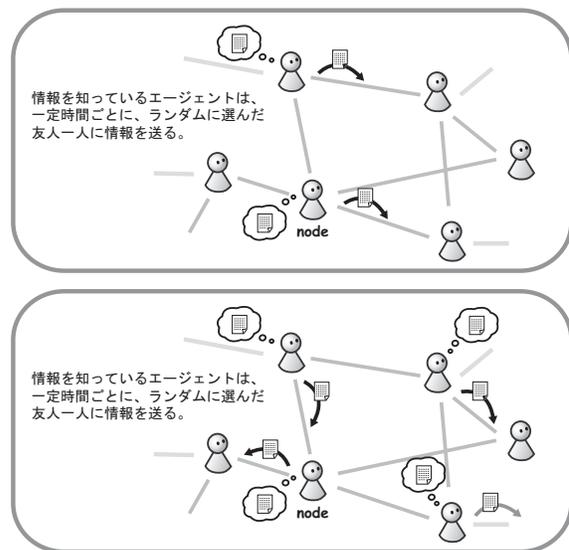


図 13 「情報伝播モデル」のイメージ図

要素の変更をほとんど必要としないからである。

以下では、社会・経済シミュレーションへの拡張の一例として、成長するネットワーク上での「情報伝播」のシミュレーションを行う。

### 4.1 情報伝播モデル

#### 4.1.1 モデルの説明

ここで作成する「情報伝播モデル」とは、ネットワークが成長する過程の中で、Node エージェントが他の Node エージェントへ情報を伝えてネットワーク全体に情報を伝播するモデルである。これは、現実社会における知識の伝播や、友人間のくちコミなどの現象を表していると言える。

#### 4.1.2 モデルの拡張とその表現

図 13 は、情報伝播モデルのイメージ図である。情報を保持している Node エージェントは、自分と Link 関係で繋がっている Node エージェントの中からランダムに 1 つを選択して、情報を流す。<sup>(注4)</sup>次の段階では、前段階で情報を流した Node エージェントと情報を受け取った Node エージェントのそれぞれが、同様にランダムに 1 つの Node エージェントを選択して情報を流す。以上のプロセスによって、情報を保持している Node エージェントの数は時間とともに増加し、情報が伝播していくことになる。

このモデルをマルチエージェント・モデルとして表現した場合の概念モデル図は図 14 のようになる。このモデルは、前節で再現した既存モデルに、StartingCommunicationBehavior、RandomCommunicationBehavior、OrganizingRelation、

(注4): Node エージェントは一度受け取った情報を忘れることはないとする。

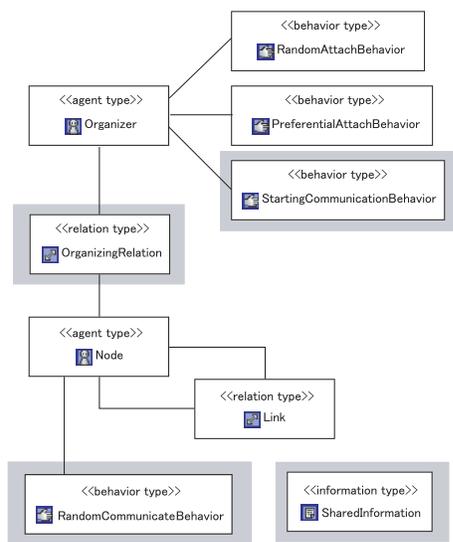


図 14 情報伝播モデルの全体像 概念モデル  
図 (灰色の部分は追加部分)

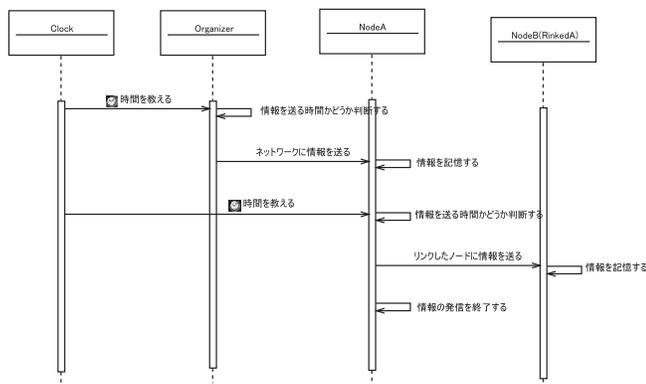


図 15 情報伝播モデルのシミュレーションの流れ コミュニケーション・シーケンス図

SharedInformation を追加したものである。StartingCommunicationBehavior とは、Organizer エージェントがランダムに 1 つの Node エージェントを選び SharedInformation を 1 回だけ送信する Behavior である。SharedInformation とは、Node エージェント間で共有される情報を表している。RandomCommunicationBehavior とは、SharedInformation を受け取った Node エージェントが、リンクが張られた Node エージェントの中からランダムに 1 つ選び、SharedInformation を送信する Behavior である。

このシミュレーションの流れは、図 15 のようになる。Organizer エージェントは、Node エージェントと Link 関係の生成・追加を行うことでネットワークを成長させる。ネットワークは「ランダム選択成長モデル」か「優先的選択成長モデル」のいずれかで成長させることにする。Organizer エージェントはランダムに 1 つの Node エージェントを選び情報を 1 回

だけ送信する。情報を受け取った Node エージェントは、リンクが張られた Node エージェントの中からランダムに 1 つ選び、情報を送信する。

#### 4.1.3 シミュレーション結果

本論文では、「ランダム選択成長モデル」と「優先的選択成長モデル」の 2 つの成長するネットワーク上でシミュレーションを行った。どちらのシミュレーションにおいても、次の設定で行った。まず、Organizer エージェントが情報の伝播を開始するのは、シミュレーション開始 20 ステップ後とした。そして、情報を保持している Node エージェントが他の Node エージェントに情報を伝えるのは、10 ステップ毎とした。

シミュレーション結果を比較すると、リンク数とその増え方に大きな違いは見られない(図 16, 図 17)。しかし、どの Node エージェントが情報を保持しているのかに大きな違いが見られる。「ランダム選択成長モデル」では、十分なステップ数を経過すると、情報を保持していない Node エージェントは、新たに追加された Node エージェントばかりになる(図 18)。「優先的選択成長モデル」では、同じステップ数を経過しても、情報を保持していない古い Node エージェントが存在する(図 19)。

「優先的選択成長モデル」のネットワークで、情報を伝播させた時に情報を保持していない古い Node エージェントが見られるのは、このネットワークの特徴であるハブの存在によるものだと考えられる。情報を保持していない古い Node エージェントはハブとなっているノードとリンクしている。ハブはリンク数が多いために、古い Node エージェントがランダムに選ばれる確率は低くなる。しかもハブは他よりリンク数を早く増やすので、さらに情報を保持していない古い Node エージェントが選ばれる確率はますます低下していく。このように、「優先的選択成長モデル」上では、情報を保持していない古い Node エージェントが存在することになる。

## 5. おわりに

本論文では、成長するネットワーク上で社会・経済シミュレーションを行うための基盤を構築した。まず、ネットワークのシミュレーションにマルチエージェントモデルが有効であることを示した上で、成長するネットワークにおける代表的な 3 つのモデルを再現した。さらに、成長するネットワーク上で情報伝播のシミュレーションを行い、社会・経済シミュレーションに拡張することが容易であることを示した。

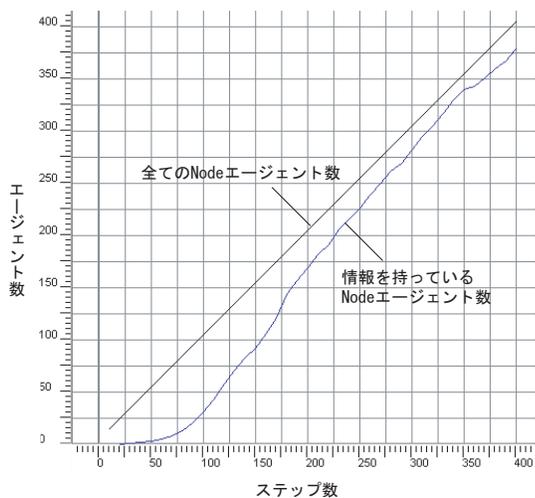


図 16 ランダム選択成長ネットワーク上での情報伝播のシミュレーション結果

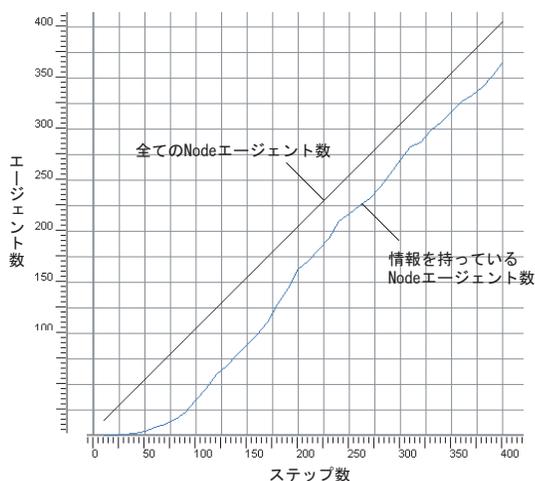


図 17 優先的選択成長ネットワーク上での情報伝播のシミュレーション結果

今後、我々の研究手法が、成長するネットワークにおける社会・経済シミュレーションを行う際の、一助となることを望む。

謝辞 慶應義塾大学湘南藤沢キャンパスの Boxed EconomyProject 及び井庭研究室のメンバー、特に、モデル構築などに協力して下さった津屋隆之介さん、青山希さん、落田理さんに感謝の意を述べたい。

### 文 献

- [1] 井庭 崇, “社会・経済シミュレーションの基盤構築 複雑系と進化の理論に向けて”, 博士論文, 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科, 2003
- [2] 井庭 崇, 中鉢 欣秀, 松澤 芳昭, 海保 研, 武藤 佳恭, “Boxed Economy Foundation Model: 社会・経済のエージェントベースモデリングのためのフレームワーク”, 情報処理学会論文誌, vol.44, no.SIG14, pp.20 - pp.30, 2003
- [3] T. Iba, Y. Matsuzawa, N. Aoyama, “From Conceptual Models to Simulation Models: Model Driven Development of Agent-Based Simulations”, 9th

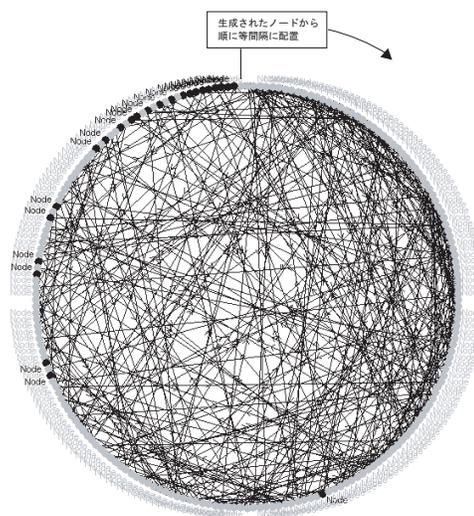


図 18 ランダム選択成長ネットワーク上での情報伝播のシミュレーション結果 (黒が情報を持っていないノード。灰色が情報を保持しているノード:200 ステップ)

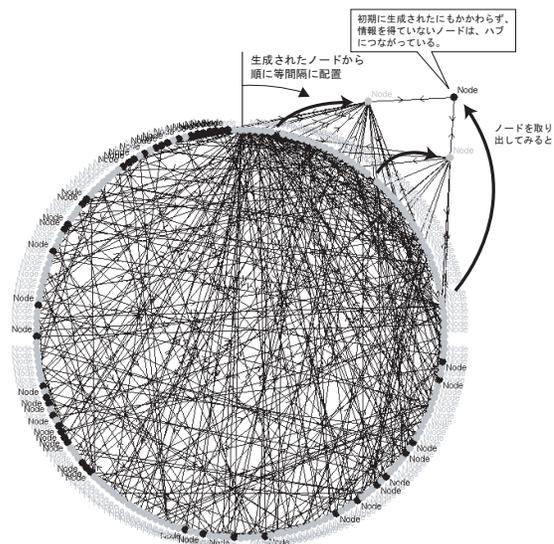


図 19 優先的選択成長ネットワーク上での情報伝播のシミュレーション結果 (黒が情報を持っていないノード。灰色が情報を保持しているノード:200 ステップ)

Workshop on Economics and Heterogeneous Interacting Agents, 2004

- [4] Albert-László Barabási, Linked: The New Science of Networks, Persus Publishing, 2002 (アルバート＝ラズロ・バラバシ, 新ネットワーク思考: 世界のしくみを読み解く, 日本放送出版協会, 2003)
- [5] Albert-László Barabási, Réka Albert, “Emergence of scaling in random networks”, Science, vol.286, pp.509 - pp.512, 1999
- [6] Ginestra Bianconi, Albert-László Barabási, “Competition and multiscaling in evolving networks”, Europhysics Letters, vol.54, no.4, pp.436 - pp.442, 2001