

# 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

## A Constructive Model for the Coevolution of Memes and Networks

名古屋大学 大学院情報科学研究科 ○久保 行生 有田 隆也

○Yukio KUBO Takaya ARITA

Graduate School of Information Science, Nagoya University

**Abstract:** Recently, the analysis and modeling of complex networks have been the subject of considerable interdisciplinary interest. Especially, the two most well-known examples of complex networks are scale-free networks and small-world networks. The focus of research is moving from discovery of the universal network patterns to the elucidation of the universal mechanism for generating the networks. We construct a minimal computational model for the coevolution of memes and social networks, and examine whether it could explain the generation of the topology and its change in the complex networks. Simulations have shown that the coevolution generates networks with the small-world property or a power-law degree distribution. It has been also shown that the diversity of human personality, the ability to create new memes and the preference to majority/minority of memes, can affect the evolution of memes, which causes the evolution of networks.

### 1. はじめに

近年, 人間や動物の社会, 生態系や分子の化学反応などにおける要素とその相互作用を, ネットワークとして捉えて理解しようとする試みが盛んになっている. 生命, 社会, 人工物などの様々なところに階層やサイズを超えて普遍的に存在する small-world[12]や scale-free[2]といったネットワーク構造が発見されており, ネットワークに注目することによって従来の科学では得られなかった新しい知見が得られる可能性があるため, このような複雑ネットワークに関する研究が注目を集めている.

社会における人間のネットワークに関する研究の発端は手紙の転送によって人のつながりを明らかにしようとした 1967 年の Milgram による「6 次の隔たり」の実験であるとも言われている[6]. 近年になり, Watts らが映画俳優の競演関係などのデータをもとに[12], Barabási らが学術論文の共著者関係や WWW などのデータをもとにして[1], 社会に普遍的に存在するネットワーク構造を発見した. Newman らは実データから抽出したネットワークモデルをもとにしてコンピュータウィルスの拡散現象を解析した[10]. また, Holme らは代表的なネットワークモデルを利用して若者の間で広がるサブカルチャーの変遷とネットワーク構造の関連を調査している[5].

これらの研究は, 主に, 実データからネットワーク構造を抽出して分析を行い, そのネットワーク構造の特性に普遍性を見出すものであり, そのようなネットワークの形成機構の普遍性に注目した研究は, まだ萌芽期にあると言える. そのような研究としては, Barabási らの優先選択に基づくネットワークポロジの進化[2]に連なる研究, あるいは, ネットワークサイズの進化に関する研究 (たとえば[11]) などがあるが, まだ, 形成過程やそのダイナミクスに焦点を絞った研究 (たとえば[8][9]) はまだ少ない.

本研究は, 社会に存在する人と人々を結ぶネットワークに関して, ネットワークの構造とミーム (文化的遺伝子) の共進化という観点からアプローチする. ミームとは模倣や伝達によって伝わる文化の単位を表わす概念であり, 生物進化の担い手である遺伝子(gene)と対応付けて Dawkins が名づけた[4]. 思想, 宗教, 習慣, 音楽, 流行など人間の文化に関わるあらゆるものが該当する. Blackmore はミームの影響を受けて進化してきたからこそ人間が他の動物と異なっているものであり, ミームこそが巨大な脳や言語などの特別な能力を獲得した要因であると主張している[3]. 興味深い点は, 古くは遺伝子とミームが相互に強め合っていた関係が次第に崩れて, 現代では人間の生存とは必ずしも関係の無い方向に進化するようになり, 高度に発展した文化を得ることになった点である[7].

本論文では, ネットワーク構造とミームの共進化という観点から, その過程やダイナミクスを観察, 解析することにより, 複雑ネットワークの形成過程の普遍性に関する知見を得ることができかを検討することを目的とする. 特に, ネットワークとミームがお互いにどのような影響を及ぼしあうのか, 具体的には, 複雑ネットワークの特徴的な構造は生じうるのか, ミームはどのように進化するのか, ネットワークとミームの相関はいかなるものか, 人間の多様性がミームやネットワークにいかなる影響を及ぼすのか, などの点について検討する.

### 2. モデル

#### 2.1 基本設計

ネットワークの  $N$  個のノードは人のモデルであるエージェントを表す. ノードは完全結合しており, 各ノードには人同士のつながりの強さを表現する実数値が1つ割り当てられている. ミームとネットワークの基本的な関係は次の2点である.

- 結合の強いリンクほどミームの伝達が起こりやすい。
- エージェント間でミームの伝達起きることそのリンクの結合が強まる。

なお、ネットワークの特性を分析するには、結合度の上位から規定数 ( $L$ ) 分をリンクが存在するものとみなす。また、結合度はシミュレーションの1ステップごとに正規化を行ってその総和を一定に保つ。これにより、ミームの伝達が起こらなかったリンクはその結合が弱まることになる。

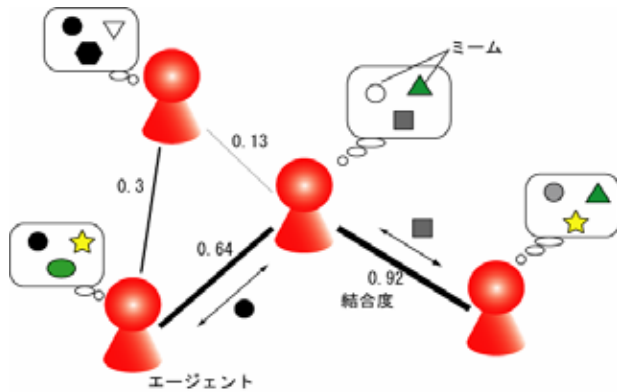


Fig. 1 基本設計

## 2.2 ミームの表現

ここでは、想定したミームに関わる特性と、本モデルにおけるその特性の実現手法について述べる。

| ラベル: $x$         |                |               |
|------------------|----------------|---------------|
| 138              |                |               |
| 0.357            | 0.218          | 0.859         |
| 非拡散性: $\alpha$   | 生存優先度: $\beta$ | 変異率: $\gamma$ |
| ミームが通過可能な結合度の最低値 | エージェント内の生存の優先度 | 伝達時の三要素の変異率   |

Fig. 2 ミームの表現

### a) 属性

ミームは模倣や伝達などの人間の活動を利用して、人間の脳から脳へ自身をコピーしていくことで個体数を増やす。コピーの際には少しずつ変異して時には別の種に変わり(変異)、異なる種の間で人間の脳という生存場所を奪って競いあい(淘汰)、場所を確保して脳に記憶されたり紙などに記録されたりする(保持)という性質を持っている。生存価を決める要素、つまり、ミームの適応度は、多産性、寿命、コピー正確性の三要素によって定まる[4]。

本モデルでは、ミームをネットワークを伝わる情報単位とし、この三要素にそれぞれ対応した属性値として、非拡散性、生存優先度、変異率の3つの0以上1未満の範囲の実数値を各ミームが持つものとする。さらに、ミームの識別子として整数値のラベルを持つものとする。

### b) 生存

- 人の脳の中でミームは保持されるが、脳の中に保ちうるミームの数には限りがある。覚えやすいなど各ミームが固有に持つ属性と個人の嗜好による違いの両者に依存して、各ミームの生き残りやすさは決まる。

→各エージェントは一定数 ( $m$  個) のミームを持ち、「価値」の高いミームが優先して保持される。各ミームの価値は「ミームの生存優先度  $\alpha$ 」と「エージェント自身の嗜好を反映した値」(2.3で詳述)の積によって決定する。

- ミームは時間と共に人の頭の中で忘れられやすくなる。  
→ミームの生存優先度  $\beta$  は1ステップ毎に減少率  $\beta_{dec}$  に従って減少し、価値が低下する。なお、この低下はエージェント内でのことで、外に伝播する際の値には影響しない。
- 他人から同じ種類のミームを受け取ると、そのミームについての印象が強まり、その価値が高まる。  
→他エージェントから同じラベルのミームを受け取った場合は、その価値を比較し、受け取ったミームの価値が高ければ既に持っているミームが上書きされ、既に持っているミームの価値が高ければその生存優先度  $\beta$  が強化率  $\beta_{inc}$  に従って強化される。

### c) 伝達

- 人同士のリンクはその繋がりや物理的条件などに応じてミームの伝わりやすさに違いがある。  
→ミームはその非拡散性  $\alpha$  よりも大きな値の結合のみ通過できる。例えば、 $\alpha$  の値が小さいほどそのミームは広範囲に拡がることのできるという性質を持つ。
- 伝達の際に受け手が聞き誤ったり、正確に聞き取っていても別の種類だと思ってしまうことなどによって正確にコピーが起きず、内容が変化したり、時には別の内容のミームになったりする。  
→伝達の際にミームの変異率  $\gamma$  に応じて三要素に変異が起こる。もしくはラベル変異確率  $\gamma_l$  でミームのラベルが変異し、新しい値となる。
- ミームが伝達することで人同士の繋がりが深まる  
→ミームを伝達したエージェント間の結合を式(1)に従って強める。同式で、 $d_{ij}$  はエージェント  $i$  と  $j$  の結合度、 $d'_{ij}$  は更新後の結合度を表す。

$$d'_{ij} = d_{ij} + (1.0 - d_{ij}) \times 0.1 \quad (1)$$

### d) 誕生

- 意識的・無意識に頭の中で新しいミームが生じることがある。  
→エージェントごとの固有のパラメータであるミーム生成率  $p$  に応じて新たなラベルでランダムな属性値をもつミームが生まれる。

## 2.3 エージェントの嗜好の表現

エージェントの個性をミームに対するマイナー嗜好/メジャー嗜好という形で表現する (Fig. 3)。マイナー嗜好とはネットワーク全体で数の少ないミームに対して高い価値を与える個性、メジャー嗜好とは数の多いミームに対して高い価値を与える個性。

性である。あるエージェントのあるミームに対する嗜好係数は、ネットワーク全体でのそのミームと同ラベルのミームの数( $n_i$ )をミームの最大普及数( $n_{\max}$ =ノード数)で割ったものをエージェント固有の嗜好値 $f$ で累乗した値である(式(2))。 $f$ は-1以上1以下の実数値で、 $f$ の値が小さいエージェントほどマイナー嗜好が強く、大きいエージェントほどメジャー嗜好が強い。0の場合はミームの普及度に依存しない。ミームの価値 $V$ は式(3)のように嗜好係数 $\mu$ とミームの生存優先度 $\beta$ の積によって決定される。

$$\mu = (n_i / n_{\max})^f \quad (2), \quad V = \mu \times \beta_i \quad (3)$$

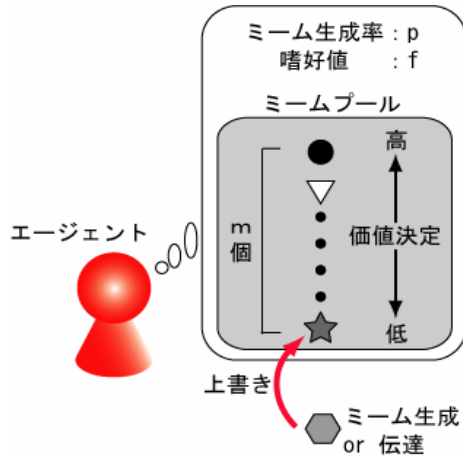


Fig. 3 ミームの生存の決定法

## 2.4 アルゴリズム

以上のような表現を前提とした処理の流れを以下に示す。

- ① ミームの伝達元のエージェントを一つ選択
- ② ミーム生成率 $p$ に応じて新しいラベルでパラメータがランダムなミームを生成して価値が最も小さいミームに上書き
- ③ エージェントが保持する $m$ 個のミームから伝達するミームひとつをランダムに選択
- ④ 選択されたミームをその非拡散性 $\alpha$ の値以上の結合度で繋がっているすべてのエージェントに対して発信
- ⑤ 伝達先エージェントが伝達されてきたミーム(伝達元ミームと表記)と同ラベルのミームを保持せず →⑥へ  
同ラベルのミームを保持 →⑧へ
- ⑥ 伝達先エージェントの保持ミームのうち価値の最も小さいものを伝達元ミームが上書き
- ⑦ 上書きの際、ミームが確率 $\gamma$ で新しいラベルに変異、変異しない場合、各属性が変異率 $\gamma$ に応じて変異 →⑪へ
- ⑧ 同ラベルのミーム間で価値を比較  
伝達元ミームの価値が大 →⑩へ  
伝達先が持つミームの価値が大 →⑨へ
- ⑨ 伝達先の対象ラベルのミームの生存優先度を $\beta_{inc}$ の割合だけ増加 →⑫へ
- ⑩ 伝達先ミームが伝達元ミームで上書きされ、その後、各属性が変異率 $\gamma$ に応じて変異 →⑪へ
- ⑪ ミームの伝達があったリンクの結合度を増加

- ⑫ ランダムな順で全エージェントが一回ずつ伝達元には選ばれるまで②～⑩を反復
- ⑬ 全ミームの生存優先度を $\beta_{dec}$ の割合だけ減少
- ⑭ 結合度の総和を初期値のまま保つように正規化  
以上を1ステップとして規定回数だけ繰り返す。

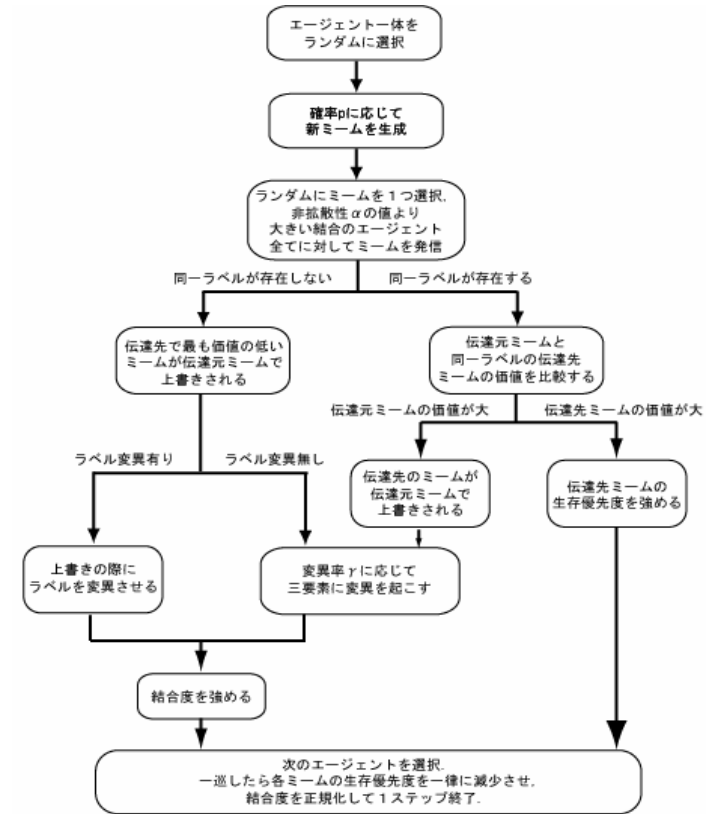


Fig. 4 処理の概要

## 3. 実験

### 3.1 設定

以下に示すパラメータを共通設定とし、各エージェントごとのパラメータであるミーム生成率 $p$ と嗜好値 $f$ の設定を Table 1 に示す 6 パターンに設定し、実験を行った。

- ・ ノード数:  $N=400$
- ・ リンク数:  $L=1600$
- ・ 結合度の初期値: 0以上1未満の一様乱数
- ・ エージェントの保持ミーム数:  $m=10$
- ・ ミームの初期ラベル: 全て異なる整数
- ・ ミームの属性 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ に関わるパラメータ:  
各属性の初期値: 0以上1未満の一様乱数  
生存優先度の時間経過による減少率:  $\beta_{dec}=0.1$   
生存優先度の増加率:  $\beta_{inc}=0.05$   
ラベル変異率:  $\gamma_l=0.01$
- ・ 実行ステップ数: 1000

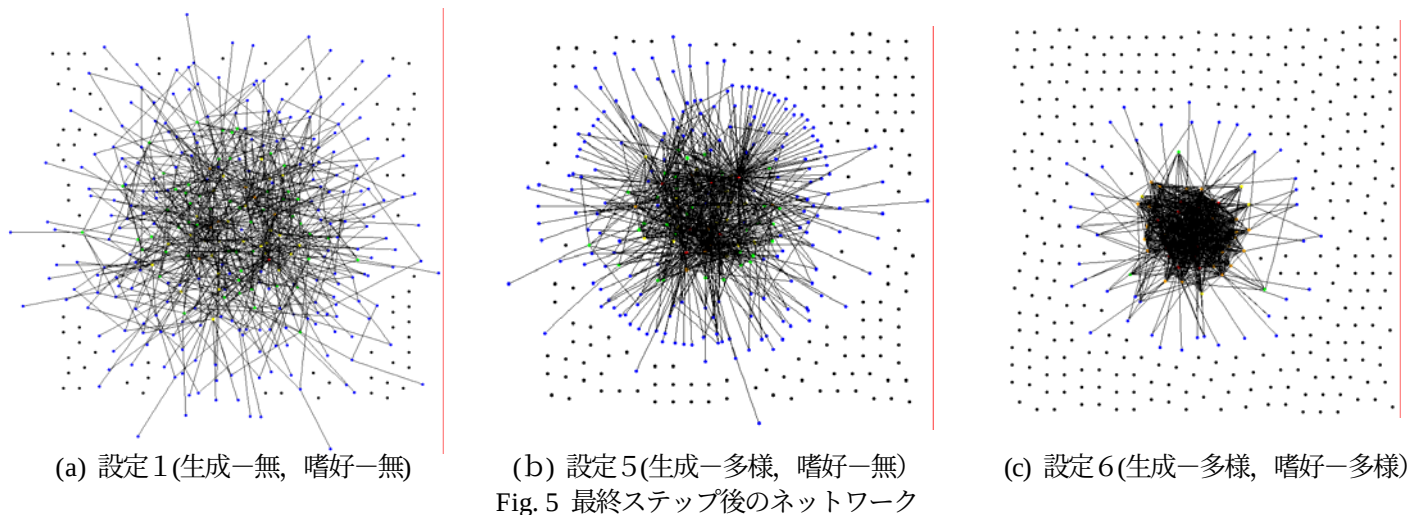


Table 1 ミーム生成率と嗜好の多様性の設定

|                          | ミーム生成 | 嗜好の多様性 |
|--------------------------|-------|--------|
| 設定1 ( $p=0, f=0$ )       | 無     | 無      |
| 設定2 ( $p=0, f=rand$ )    | 無     | 有      |
| 設定3 ( $p=0.5, f=0$ )     | 同一    | 無      |
| 設定4 ( $p=0.5, f=rand$ )  | 同一    | 有      |
| 設定5 ( $p=rand, f=0$ )    | 多様    | 無      |
| 設定6 ( $p=rand, f=rand$ ) | 多様    | 有      |

### 3.2 ネットワークの進化

各設定で得られたネットワークのトポロジーは大きく3つの特徴に分類できた。代表的な結果として設定1, 5, 6の場合について, Fig. 5に 1000 ステップ経過後に得られたネットワーク, Fig. 6~7に各ステップの平均経路長とクラスタ係数の推移, Fig. 8に 1000 ステップを通した各ノードの次数の出現頻度の分布を示す。比較対象として, 設定ごとに, Fig. 6~7では各ステップで得られた最大クラスタと同じノード数とリンク数を持つランダムグラフの値, Fig. 8では 1000 ステップを通じての最大クラスタの平均値と同数のノード数とリンク数のランダムグラフの値を示している。Fig. 6~7のグラフの上下関係は凡例に示したものと一致する。

平均経路長とクラスタ係数に関しては, 黒線で示した設定1 (ミーム生成一無, 嗜好一無) の場合にランダムグラフ (破線) に比較的近く, 濃い灰色の設定5 (ミーム生成一多様, 嗜好一無) では, ランダムグラフに比べ平均経路長が小さくクラスタ係数が大きいというスモールワールド特性が見られる。また, 薄い灰色の設定6 (ミーム生成一多様, 嗜好一有) の場合は, 平均経路長がランダムグラフより短く, クラスタ係数が同程度である。構造の変化により値は振動するが, 基本的な特徴は保たれている。また, ネットワークが複数の大きなクラスタに分裂するような現象もほとんど観察されなかった。

Fig. 8の次数分布に関しては, 設定1の場合 (◆) がランダムグラフに近く, 設定5 (●) の場合がべき乗(指数2.4程度)に近く, 設定6 (●) の場合には低次数のノードと高次数のノードに分離

しているような分布が見られる。また, その他の設定については, 設定3 (ミーム生成一同一, 嗜好一無) が設定5 (ミーム生成一多様, 嗜好一無) と, 設定2 (ミーム生成一無, 嗜好一多様) と設定4 (ミーム生成一同一, 嗜好一多様) が設定6 (ミーム生成一多様, 嗜好一多様) とほぼ同様の傾向を示している。

嗜好の多様性が存在している設定2, 4, 6の場合にはミーム生成に関する設定に関わらずほぼ同様の結果が得られていることより, 嗜好の多様性の方がミーム生成よりも強くネットワーク構造に影響を与えていることがわかる。一方, ミーム生成が行われる設定3, 5の場合に生成も嗜好も存在しない設定1とは違う構造が得られていることから, ミーム生成も嗜好の多様性ほど強くは無いがネットワーク構造に影響を与えていることが分かる。ただし, 設定3と5の間には大きな差がないので, ミーム生成率の多様性はネットワーク構造にはあまり大きな影響を与えないと考えられる。

### 3.3 ミームの進化

Fig. 9に各ステップにおける孤立ノードの保持分を除外した全ミームの属性値の分布を示す。横軸がステップ数, 縦軸に0.1刻みでその範囲の値をもつミームがどの程度占めているかを示している。グラフは上から非拡散性, 生存優先度, 変異率の分布である。

まず, 全ての設定に共通して, 非拡散性の値が小さく広範囲に拡がりやすい, 生存優先度が高く価値が高い, 変異率が低く正確にコピーされやすいという適応的な性質を持ったミームがネットワーク全体にすばやく拡散する傾向が見られる。これは, 初期状態で存在している適応的な性質のミームが他のミームを上書きしながら拡散してその数を増やし, 同種のミームをやり取りすることによる生存優先度の強化を利用し, 繁栄することができるためであると考えられる。特に, ミーム生成をせず, また嗜好が存在しない設定1の場合, 非常に早い段階で全エージェントの保持ミームが同じ種類で占められており, ネットワーク全体で 10 種類のミームが価値を高めあって繁栄し続けた。



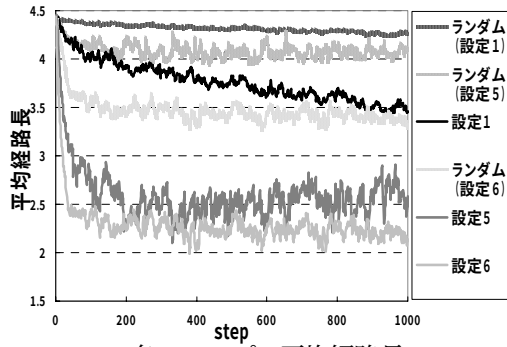


Fig. 6 各ステップの平均経路長

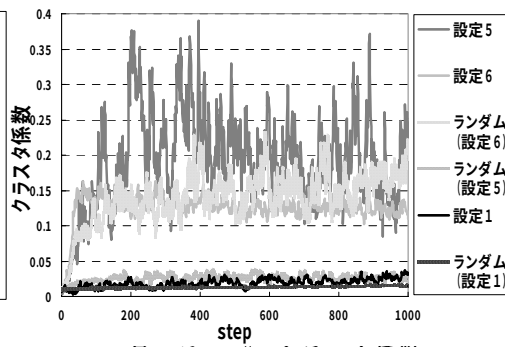


Fig. 7 各ステップのクラスタ係数

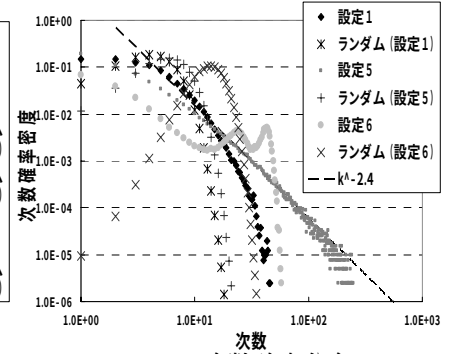
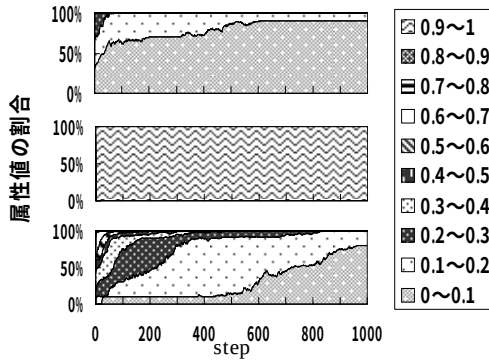
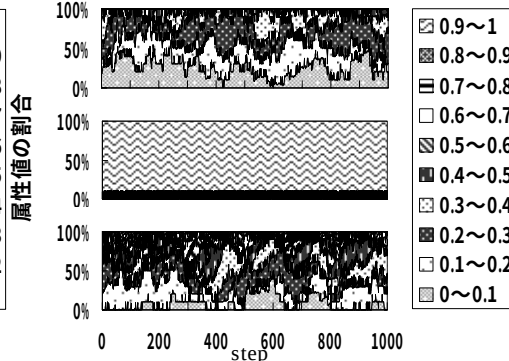


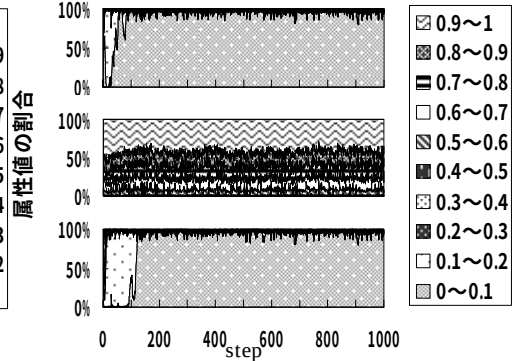
Fig. 8 次数確率分布



(a) 設定1 (生成—無, 嗜好—無)



(b) 設定5 (生成—多様, 嗜好—無)



(c) 設定6 (生成—多様, 嗜好—多様)

Fig. 9 ミームの進化 (上：非拡散性, 中：生存優先度, 下：変異率)

次に、ミーム生成が行われている場合はミームが多様化していることが分かった。Fig. 9(b)を見ると、非拡散性と変異率に関しては約 0.4 以下のものが大多数を占めているがその範囲でばらつきがみられている。生存優先度は約 90% が 1.0 付近の高い値である一方で 10% 分は様々な値が混在している。この傾向は設定 3 の場合もほぼ同様であった。属性値の多様化は、各リンクの平均結合度が約 0.5 であるため、生成されたランダムな属性値を持つミームが外部に伝達されやすい状況にあることから生じていると考えられる。また、進化の初期の段階においては他のミームより適応的なミームが生成される可能性が高いため、生成によってミームの淘汰が若干促進されていると考えられる。生成されたミームが適応的でない性質であった場合でもそのミームは外から伝達されてくる適応的な性質のミームですぐに上書きされるため、進化に悪影響は及ぼさない。また、適応的なミームが広範囲に拡がると同種のミーム間での生存優先度の強めあいによってミームの伝達回数が減ってしまうことがあるが、新しいミームを生成しているエージェントの存在によりその確率が若干下がり、ミームの伝達や受取が活発に行われていることも考えられる。

嗜好の多様性が存在している場合はミームの進化が早められるということも示された。Fig. 9(c)より、非拡散性と変異率の値が低いミームが急速に増加し、生存優先度の値も半数以上が 0.9 より大きく、全体的に高い値を維持することがわかる。設定 2, 4 の場合もほぼ同様の傾向が見られる。この場合、数の多い、つまり適応性の高いミームを優先的に持つメジャー嗜好と数の少ないミームを優先的に持つマイナー嗜好のエージェントが存在する。この両者の持つミームは必然的に異なるラベ

ルのものが多いため、ミームの伝達は非常に活発に行われることになる。特にマイナー嗜好のエージェントが持つ少数で適応的な性質のミームは広範囲に拡散することが可能となり、ある程度数が増えることでメジャー嗜好のエージェントによって更に普及することになると考えられる。このマイナー嗜好が持つ数の少ない適応的なミームは、進化の序盤では初期状態で適応的な性質を持つものやミーム生成によって誕生したもの、それ以後は適応的なミームのラベル変異で生じたものが該当する。これによってネットワーク内では常により適応的なミームが普及して入れ替わっていく状況が生じ、進化が促進されることが考えられる。また、マイナー嗜好のエージェントは他エージェントが同じミームを持っている可能性が低いため、メジャー嗜好のエージェントよりも活発にミームの伝達や受取を行う傾向がある。

### 3.4 エージェントの保持ミームと次数の関係

各エージェントの次数とそれが持つミームとの相関を調べるために、Fig. 10 に各エージェントの次数とそのエージェントが持つミームの非拡散性  $\alpha$  の平均値の関係を、Fig. 11 に各エージェントの次数とそのエージェントのミームの発信・受信回数の関係を示す。それぞれ、実験が定常状態に落ち着くまでの 300 ステップにおいて出現したその次数のノードに関する平均値である。Fig. 10 では、次数が 35 以上の比較的大きい領域では、出現確率が低い設定 5 や設定 6 の場合に値の振動が見られるが、次数が大きいノードは保持ミームの非拡散性の値がわずかに低い傾向が見られる。また Fig. 11 から、次数の大きいノードほどミームの発信・受信回数が多く、活発に相互作用を行っていることが分かる。

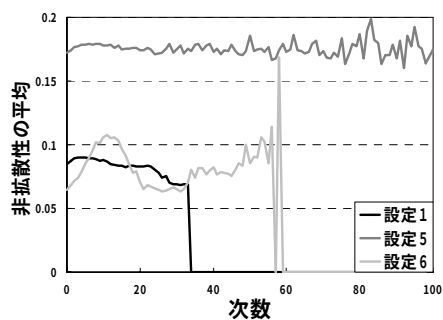


Fig. 10 ミームの非拡散性と  
次数の相関

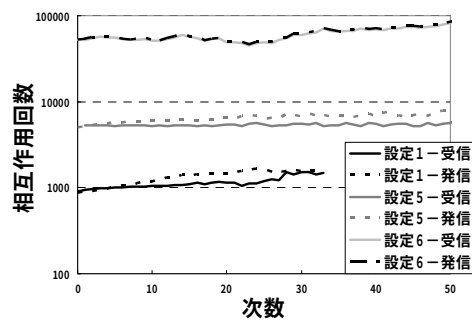


Fig. 11 相互作用回数と次数の相関

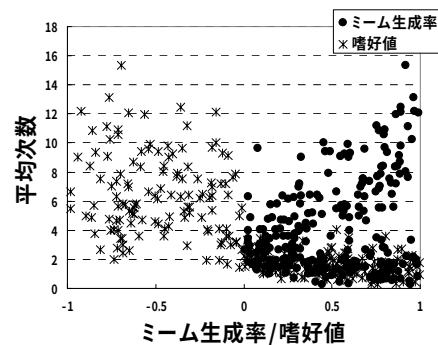


Fig. 12 ミーム生成率／嗜好値と  
平均次数の相関

つまり、適応的で広範囲に伝達できるミームを持つことで自分の周りの結合を強め、そこから逆にミームを受け取りやすくなってさらに結合が強まり、より適応的なミームを受け取る可能性が高まるというミームとネットワークが相互に強めあう関係が次数の増加に影響したためであろう。

### 3.5 エージェントの多様性とネットワークの関係

ミームの進化に大きな影響を与えることが判明したミーム生成・嗜好の多様性とネットワークの関係について検討するために、設定6における各エージェントのミーム生成率/嗜好値を横軸に、その値の属性値を持つエージェントの実験 1000 ステップを通じての平均次数を縦軸に取ったグラフを Fig. 12 に示す。●がミーム生成率で見た平均次数、×が嗜好値に関して見た平均次数であるが、これを見ると生成率が高くミームを生成しやすいエージェントと、嗜好値が低くマイナー嗜好の強いエージェントの方が多くのリンクを獲得し、ハブになりやすかったという傾向が見られる。平均次数の最も高いノードは、生成率が0.92、嗜好値が-0.70 であり、ミームを生成しやすくマイナー嗜好が強いという両方の性質を有していた。このようなエージェントに共通する性質は、ミームの発信・受信を活発に行いやすいという点とネットワーク内で数の少ないミームを持ちやすいという点である。つまり、積極的にコミュニケーションを取ろうとし、また、希少価値の高い情報や独自の考えを持とうとする人は、大勢の人と深いつながりを持つようになるということであり、妥当な現象であると言える。

## 4. おわりに

本研究では、人同士をつなぐ社会的ネットワークの形成過程に関して、ネットワークとミームの共進化という観点からの理解の可能性を検討した。その結果、複雑ネットワークに典型的な特性を生み出しかつ、マイナー嗜好とメジャー嗜好の混在が適応的なミームへの進化を早めること、保持するミームと友人関係の広さに相関が見られることなど、興味深い結果が示された。ミーム概念の有効性に関しては未だ一致した見解はないが、その応用の一つの方角性を見ることができたと考える。構成論的研究のためのミニマルなモデルを目指しており、洗練する余地はないか検討している。

## 参考文献

- [1] R. Albert; A-L. Barabási: “Statistical Mechanics of Complex Networks”, *Reviews of Modern Physics*, 74 (1), 47/97 (2001).
- [2] A-L. Barabási; R. Albert: “Emergence of Scaling in Random Networks”, *Science*, 286, 509/512 (1999).
- [3] S. Blackmore: *The Meme Machine*, Oxford University Press (1999).
- [4] R. Dawkins: *The Selfish Gene*, Oxford University Press (1976).
- [5] P. Holme; A. Grönlund: “Modelling the Dynamics of Youth Subcultures”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 8 (3) (2005).
- [6] S. Milgram: “The Small World Problem”, *Psychology Today*, 1 (1), 60/67 (1967).
- [7] 森智彦; 有田隆也: “遺伝子とミームの共進化に関する複雑系アプローチ”, 第 30 回知能システムシンポジウム, 25/30 (2003).
- [8] 中里研一; 有田隆也: “結合適応度地形による動的なネットワーク”, *情報処理学会論文誌* (印刷中).
- [9] Kenichi Nakazato; Takaya Arita: “Evolution of Complex Food Web Structure Based on Mass ExtinctionT”, *Proc. of the 5th International Conference on Simulated Evolution and Learning*, SWP-1-103 (2004).
- [10] M. E. J. Newman: “Email Networks and the Spread of Computer Viruses”, *Physical Review E*, 66 (3), 035101 (2002).
- [11] S. Valverde; R. V. Solé: “Logarithmic Growth Dynamics in Software Networks”, *Europhysics Letters*, 72 (5), 858/864 (2005).
- [12] D. S. Watts; S. H. Strogatz: “Collective Dynamics of ‘Small World’ Networks”, *Nature*, 393, 440/442 (1998).