

# ミームとネットワークの共進化モデル：ダイナミクスの分析と音への適用

## Modelling the Coevolution of Memes and Networks: Analysis of the Dynamics and its Application to Sounds

名古屋大学大学院情報科学研究科 ○後藤 修平 有田 隆也

○ Shuhei GOTO Takaya ARITA Graduate School of Information Science, Nagoya University

**Abstract:** Recently, many researchers have focused on the universal properties from the network perspective in both biosystems (e.g. ecological systems and human societies) and non-bio systems (e.g. www). We constructed a minimal computational model for the coevolution of memes (cultural genes) and social networks, and investigated its dynamics and the interaction between them. We have found that the tendency of individuals having highly diffusible memes to obtain more links results in the construction of scale-free structures, based on the continuity of the diversity of memes, and that the coevolution is accelerated when all attributes of memes are in a certain intermediate range, which corresponds to a formation of cultures in which a few memes prevail widely. Also, we reported on the current status of an experimental attempt to view sounds as memes in this model.

## 1 はじめに

近年、人間社会や動物生態などの生物系や、化学反応やwwwなどの非生物系における要素とその相互作用を、ネットワークの観点から普遍的に理解する試みが盛んに行われている。生物系、非生物系双方において、階層やサイズを超えたsmall-world[7]やscale-free[5]といった普遍的な複雑ネットワーク構造が発見されたのを皮切りに、伝統的科学的に得ることの難しい新しい知見を得ることが試みられている。そして、最近ではネットワークの形成機構の普遍性に注目した研究が注目を集めている。例を挙げると、Barabasiらの優先選択に基づくネットワークトポロジーの進化[5]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[8])、中里らのコミュニティグラフの進化に関する研究[9]、鈴木、加藤らのネットワーク上における囚人のジレンマゲームの結果に応じたトポロジーの進化を分析する研究[10][11]などがある。

本研究ではミームという概念を用いる。ミームとは模倣や伝達によって伝わる文化の基本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[6]。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[12]。ミーム自体の定義が広義であることもあって、現在でもミームに関する様々な説が提唱されており、活発な議論が交わされているが、ミーム概念は文化の進化や人間社会についての理解を深める上で有効な手段となる可能性がある。

本研究の先行研究といえる久保らの研究では、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を目的とし、特に人間社会における人とその相互作用をミームとネットワークの共進化として捉える最小モデルを構築し、その過程やダイナミクスを観察、解析した[1][2]。その結果、複雑ネットワークに典型的な特性を生み出しうること、嗜好の異なるエージェント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の知見を得た。しかし、そのダイナミクスは複雑な部分も多く、それらの現象が発生したメカニズムについては不明な点もあり、モデルを更に洗練する必要があることを久保らも認めている。

以上を背景とし、本研究は、ミームの生存に関わる表現や実験のアルゴリズムを更に洗練させた最小モデルを構築し、そのダイナミクスの分析に特に焦点を絞り、複雑ネットワー

クの形成過程に関する普遍的な知見を得ることを目的とする。また、今後の研究における一つの方向性の具体例として、より具体的な知見を得ることを目的とし、ミームを音に適用した試みについても報告する。

## 2 基本モデル

以下では研究対象とするモデルについて述べる。概要図をFig. 1, 2に示す。

Meme	Label	
	4273	
$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
0.635	0.743	0.598

Fig. 1: ミームの表現

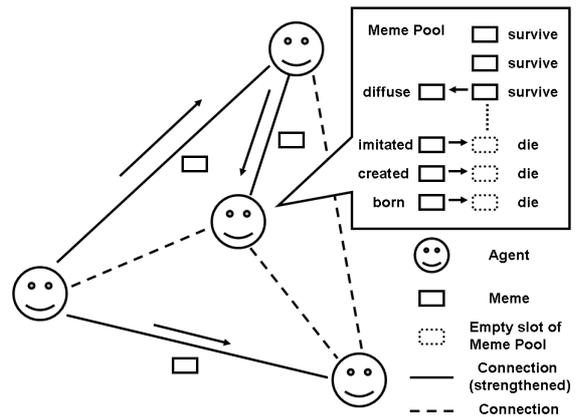


Fig. 2: ミームとネットワークの共進化の概要

### 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(Fig. 2: Agent)。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(Fig. 2: Connection)。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りやすい。
- エージェント間でミームの伝達起きることでそのリンクの結合が強まる (Fig. 2: strengthened).

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初期状態のまま一定に保つ。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。

## 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。

### 2.2.1 属性

ミームは伝達や模倣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、拡散性  $\alpha$ 、寿命  $\beta$ 、コピー正確性  $\gamma$  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 (Fig. 1)。

### 2.2.2 伝達

ミームは人によって発信 (Fig. 2: diffuse) され、伝達される。ミームは、人同士のリンクの繋がりや物理的条件などに依りて、伝達されやすさに違いがある。ミームはその非拡散性 ( $1-\alpha$ ) よりも大きな値の結合のみ通過できる。つまり、拡散性  $\alpha$  の値が大き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。

### 2.2.3 変異

伝達されてきたミームは模倣によって正確に人の脳にコピーされたり (Fig. 2: imitated)、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こともある。後者に関しては受け手が意識的に新たなミームへと作り変えたと捉えることもできる (Fig. 2: created)。伝達の際にミームの変異率 ( $1-\gamma$ ) でそれぞれの属性に変異が起き、その後エージェントに保持される。

### 2.2.4 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。ミームは時間と共に人の頭の中で忘れられていく。本モデルでは、ステップ毎に、それぞれのミームは死亡率 ( $1-\beta$ ) の確率で忘れられる (Fig. 2: die)。各エージェントは一定数 ( $m$  個) のミームを保持するミームプールを持ち (Fig. 2: Meme Pool)、寿命の高いミームが優先して保持される (Fig. 2: survive)。ミームプールの中でミームが死亡した部分は空となり (Fig. 2: Empty slot of Meme Pool)、他のミームを受け入れることが可能となる。

### 2.2.5 誕生

無意識に頭の中で新しいミームが生まれることがある (Fig. 2: born)。本モデルでは、伝達されてきたミームの数が空きプールのサイズに比べて不足する際に、新たなミームが生まれ出される。

## 2.3 エージェントの表現

本モデルにおけるエージェントは、伝達によって利己的に自己複製するミームの乗り物としての人間を想定して表現する。そのような視点の元で考えられる人間の基本的な機能とモデルでの具体的な表現を以下に示す。

- 頭の中に何種類ものミームを持っている。エージェントは、ミームを保存する脳の領域である一定のサイズのメモリ (Fig. 2: Meme Pool) を持つ。エージェントは、このメモリの中に複数のミームを持つことができる。
- 意識・無意識を問わず保持しているミームを外部に伝達する。一回の行動でミームプールからランダムに選んだミーム一つを、リンクを通じ他のエージェントに発信する (Fig. 2: diffuse: 実際に伝わるのは非拡散性 ( $1-\alpha$ ) より大きな結合度のエージェントに対してのみ)。
- 外部からミームが進入してきたり、自ら新しいミームを考え出したりすることがある。他のエージェントからミームを模倣したり (Fig. 2: imitated)、受け取ったミームを作り替えたり (Fig. 2: created)、受け取るものが無い場合は自分で新しいミームを生む (Fig. 2: born)。

## 2.4 アルゴリズム

各エージェントにおいて以下の処理を同時に、規定回数繰り返す。1 ステップが終了する毎に、結合度の総和が一定となるように正規化する。

- 1) 保有するミームからランダムに 1 つ選択し、自分以外の全エージェントに向けて発信する。
- 2) 発信先のエージェントとの結合度  $l$  と、発信されたミームの拡散性  $\alpha$  を比較し、 $l >$  非拡散性 ( $1-\alpha$ ) ならば、ミームは伝達され、結合度は強化される。結合度の強化には、式 (1) を用いる。
$$d'_{ij} = d_{ij} + (1.0 - d_{ij}) \times 0.1 \quad (1)$$

$d_{ij}$ : ミーム伝達前のエージェント  $ij$  間の結合度  
 $d'_{ij}$ : ミーム伝達後のエージェント  $ij$  間の結合度
- 3) 保有するミームがそれぞれ死亡率 ( $1-\beta$ ) の確率で死亡する (ミームが死んだ後には空のメモリが残る)。
- 4) 空になったメモリ数  $A$  と、伝達されてきたミームの数  $B$  を比較する。
- 5)  $A \geq B$  ならば、伝達されてきたミームを空になったメモリに保存し (この際、変異率 ( $1-\gamma$ ) の確率で、それぞれの属性が 0~1 間のランダムな実数値に、ラベルが既存のものと同じでないランダムな整数値に変異)、設定に応じた新たなミームを ( $A-B$ ) 個新たに生成し、残りの空メモリに保存する。
- 6)  $A < B$  ならば、伝達されてきたミームから、 $A$  個ランダムに選択し、空メモリに保存する (この際、変異率 ( $1-\gamma$ ) の確率で、それぞれの属性が 0~1 間のランダムな実数値に、ラベルが既存のものと同じでないランダムな整数値に変異)。

## 3 実験

### 3.1 設定

#### 3.1.1 基本設定

- ノード数:  $N = 600$
- リンク数:  $L = 1200$
- 結合度の初期値: 0 以上 1 未満の一樣乱数
- エージェントの保持ミーム数:  $m = 10$
- ミームの属性  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ : 各属性の初期値: 0 以上 1 未満の一樣乱数
- ミームの初期ラベル: 全て異なる整数

### 3.1.2 追加設定

基本設定の設定1に加え、特徴的な状況を表すミームのいずれかの属性を0または1に固定した設定を追加し、Table 1に示す。

Table 1: 追加設定一覧

設定1	基本設定	ミームの属性値に制約が無い
設定2	拡散性 $\alpha=0$	ミームが一切伝達できない
設定3	寿命 $\beta=0$	ミームが毎ステップ必ず死亡
設定4	コピー正確性 $\gamma=0$	伝達の際、必ずミームが変異
設定5	拡散性 $\alpha=1$	発信されたミームが全て伝達される
設定6	寿命 $\beta=1$	初期ミームが全て生き残り続ける
設定7	コピー正確性 $\gamma=1$	ミームが決して変異しない

### 3.2 設定1 (基本設定)

属性に制約が無く、ミームが自由に進化できる基本的な設定である。

#### 3.2.1 ミーム進化のダイナミクス

Fig. 3~Fig. 5は、拡散性 $\alpha$ 、寿命 $\beta$ 、コピー正確性 $\gamma$ の3つの属性における、全ミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最大のエージェントが保有するミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最小のエージェントが保有するミームの属性平均値の推移を図示したものである。寿命 $\beta$ の平均は急速に1近くに収束する一方で、拡散性 $\alpha$ とコピー正確性 $\gamma$ の平均はそれぞれ0.7、0.8程度で収束する。これは、寿命 $\beta$ に関しては大きければ大きいほど生存に有利であるが、拡散性 $\alpha$ に関しては、結合度と比較して一定以上の大きさを持てば十分に伝達が可能となり、コピー正確性 $\gamma$ は大きすぎるとそれ以上生存に有利なように進化できなくなるからだと考えられる。更には、寿命 $\beta$ の平均が1に近づいたところで大多数のミームは生き残り続けるようになり、全体の進化は収束したのだと考えられる。

#### 3.2.2 ミーム属性とネットワーク構造の相関

Fig. 6は、収束後(80ステップ後)のエージェントが保有するリンクの次数分布を示すもので、横軸にリンクの次数、縦軸にその出現頻度を取り、両対数グラフとしたものである。実験開始時には初期値としてエージェント間の結合度をランダムに割り振るため、初期状態ではトポロジーは正規分布に近いランダム構造であるが、収束後(80ステップ後)には、少数のエージェントが大量のリンクを獲得し次数分布の両対数グラフが直線的となるといふスケールフリー構造が現れた。注目すべきは、Fig. 3から読み取れるように、スケールフリー構造が生じるこの状況において、最大結合のエージェントが保有する拡散性 $\alpha$ の平均値が大きく、最小結合のエージェントが保有する拡散性 $\alpha$ の平均値が小さくなっていることである。ここでは、相対的に高い拡散性 $\alpha$ のミームを多く保有するエージェントほど、多くミームを他のエージェントに伝達することが可能なため、ミーム伝達の際の結合度強化を多く行い次数を高め、そうで無いエージェントは結合度強化を多く行えず次数を低めるといふ機構が継続し、スケールフリー構造が生まれたと考えられる。

#### 3.2.3 特定のミームの流行

Fig. 7は、特定のラベルを持つミームの最大普及数と、種類数の遷移を示す。この図からは、特定のラベルを持つミームが大きく普及し、また種類数は減少していく様子が読み取れる。特定のラベルを持つミームが大きく普及するのは、適応的な拡散性 $\alpha$ を持つミームが伝達によってエージェントからエージェントへと拡がり、適応的なコピー正確性 $\gamma$ を持つことで正確に模倣され、適応的な寿命 $\beta$ を持つことで保持され続けるという機構によるものだと考えられる。加えて、この図においては、110ステップ付近で最も普及したミームの種類が入れ替わっていると考えられるが、これは、いくつか

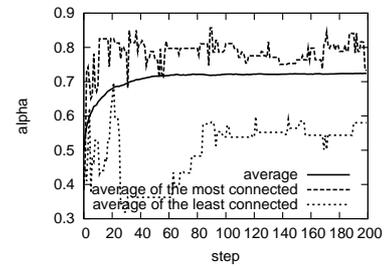


Fig. 3: 拡散性 $\alpha$ の推移

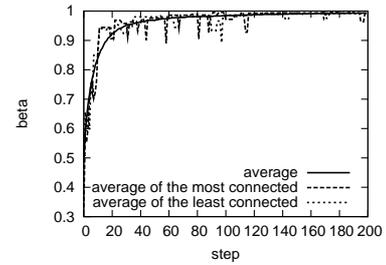


Fig. 4: 寿命 $\beta$ の推移

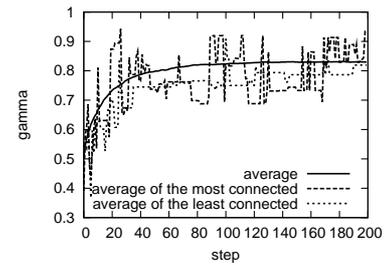


Fig. 5: コピー正確性 $\gamma$ の推移

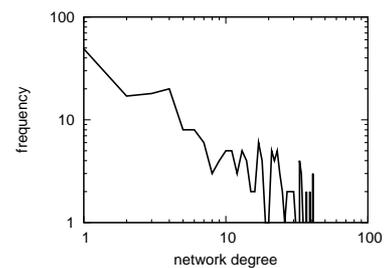


Fig. 6: 収束後の次数分布 (80ステップ後)

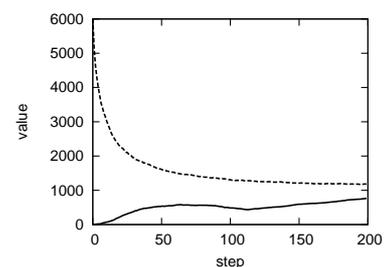


Fig. 7: 特定ラベルのミームの最大普及数 (実線)、ミームの全種類数 (破線) の推移

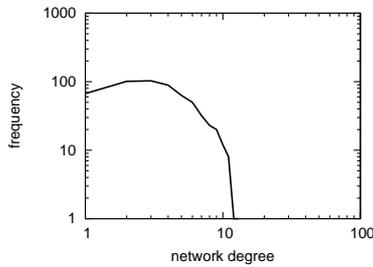


Fig. 8: 収束後の度数分布 (80 ステップ後)

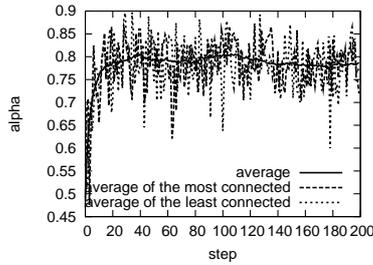


Fig. 9: 拡散性  $\alpha$  の推移

の有力なミームが存在していることを示唆していると考えられる。これらの現象は、現実世界に見られる流行現象と対応付けることができると考えられる。

以下では、残りの7個の設定の中で、トポロジーのスケールフリー構造への進化が生じなかった例として設定3の結果を、ミームの流行が生じなかった例として設定4の結果を述べる。

### 3.3 設定3 (寿命 $\beta = 0$ )

全てのミームの寿命  $\beta$  が0であり、エージェントが保有するミームが各ステップ毎に、全て消滅してしまう設定である。以下に設定1 (基本設定) と大きく結果の異なる点を述べる。

Fig. 8は、収束後 (80 ステップ後) のエージェントが保有するリンクの度数分布を示すもので、横軸にリンクの度数、縦軸にその出現頻度を取り、両対数グラフとしたものである。この図からは、設定1のように度数分布は直線的になっておらず、スケールフリー構造へのトポロジーの進化が生じていないことが読み取れる。Fig. 9は、拡散性  $\alpha$  属性における、全ミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最大のエージェントが保有するミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最小のエージェントが保有するミームの属性平均値の推移を明示したものであるが、保有するミームの拡散性  $\alpha$  の値に関して、エージェント間に格差が存在しておらず、ミーム伝達の際に特定のエージェントが保有する結合の優先的強化が生じないと考えられ、このことがスケールフリー構造への進化が生じない原因と考えられる。エージェント間に格差が存在しない理由は、各ステップ毎にエージェントの保有するミームは全て消滅し、次のステップでは伝達されてきたミームの中からランダムにミームを選択するため、特定のエージェントが継続して優れたミームを保有し続けることが無いからだと考えられる。

ただし、設定1と同様な機構により、特定のミームの流行は生じたという結果を得ている。

### 3.4 設定4 (コピー正確性 $\gamma = 0$ )

全てのミームのコピー正確性  $\gamma$  が0であり、伝達されるミームがすべて変異してしまう設定である。以下に、設定1 (基

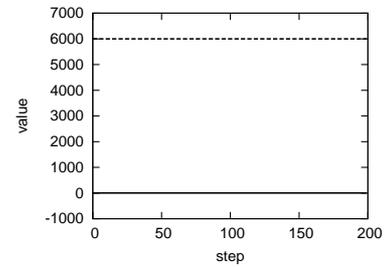


Fig. 10: 特定ラベルのミームの最大普及数 (実線), ミームの全種類数 (破線) の推移

本設定) と大きく結果の異なる点を述べる。

Fig. 10は、特定のラベルを持つミームの最大普及数と、種類数の推移を示す。この図からは、その両方が一定であり、特定のミームの流行は起こっていない。この理由は、ミームが伝達の際にすべて変異し、同じラベルを持つミームが現れ得ない状況であるからだと考えられる。

ただし、設定1と同様な機構により、スケールフリー構造へのトポロジーの進化は生じたという結果を得ている。

## 3.5 まとめ

Table 2: 設定ごとの結果一覧

	トポロジーがスケールフリーに進化	特定ラベルのミームが普及
設定1 (基本設定)	○	○
設定2 (拡散性 $\alpha = 0$ )	×	×
設定3 (寿命 $\beta = 0$ )	×	○
設定4 (コピー正確性 $\gamma = 0$ )	○	×
設定5 (拡散性 $\alpha = 1$ )	×	○
設定6 (寿命 $\beta = 1$ )	○	×
設定7 (コピー正確性 $\gamma = 1$ )	△	○

全設定での結果を Table 2 に示す。スケールフリー構造が現れたのは、設定1, 4, 6であり、ミームの流行が生じたのは設定1, 3, 5, 7であり、その両方が見られたのは設定1の場合のみである。スケールフリーが生じる条件は、特定の制約によってミームの多様性が失われずに、保有するミームの拡散性  $\alpha$  属性に関するエージェント間の格差が継続することであるとされる。また、特定のミームの流行が生じる条件は、拡散性  $\alpha$  とコピー正確性  $\gamma$  が小さすぎず、寿命  $\beta$  が大きすぎないことで特定のラベルのミームがある程度正確に模倣されていく状況にあることと考えられる。そして、トポロジーのスケールフリー構造への進化とミームの流行が同時に見られるための条件は、ミームの三属性全てが大きすぎず小さすぎない特定の範囲にあることで、特定のラベルのミームがある程度正確に模倣されていく状況にありながら、ミームの多様性が保たれ、保有するミームの拡散性  $\alpha$  属性に関するエージェント間の格差が継続することであるとされる。

加えて、トポロジーがスケールフリー構造に進化するに従い、同時に平均経路長が小さく、クラスター係数が大きくなるというスモールワールド特性を獲得するという結果を我々は得ている。これは、トポロジーがスケールフリー構造に近づくと共にネットワーク構造が密となり、経路の短縮とクラスターの増加が生じる結果だと考えられる。

以上から、本モデルでは、ミームの拡散性、寿命、コピー正確性の三つの属性全てが共進化において重要な役割を果たし、特に拡散性が直接的に大きな影響を及ぼしていることが判明した。この結果はミーム概念を提唱した Dawkins の、多産性、寿命、コピー正確性の3つの属性、特に多産性の属性が生存価の高いミームの必須条件とする主張と整合的であり、モデルの妥当性の一つの裏付けと言えると考えられる。

## 4 ミームを音へ適用したモデル

以上で得られた知見を踏まえ、以下では音をミームとして扱うモデルを検討する。この適用により、進化しつつある具体的な音からミームの属性を得ることができ、ミームの進化から恣意性を軽減できる。

### 4.1 音に適用したミームの表現

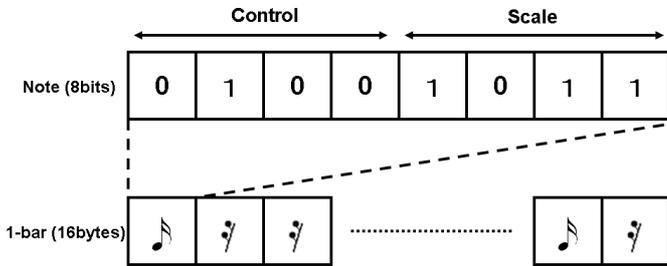


Fig. 11: 音に適用したミームの遺伝子型

音(ミーム)の演奏を、一定の形式を持つ遺伝子型から導かれる表現とする。ミームは、複数のチャンネル(以下 ch)で同時に演奏される1小節の音の連なりであり、それを構成する音は、16分の1音符(または休符)を最小単位とし、ドレミファソラシドの中の任意の音階とする。

Fig. 11にその遺伝子型を示す。1つのchの音は16分の1小節毎に1バイトの情報をもち、全体で16個連なっている。本研究では、ch数を2とする。これはハーモニーを発生させるための最小の数である。1バイトの情報の前半4ビットは、音の長さや休符を制御する情報で、後半4ビットは、音階に関する情報である。音の演奏ともいえる音の表現型を求めるルールは以下の通りである。

- 後半4ビットの情報は、「ド」～「2オクターブ上のレ」の16種類のそれぞれの音階に対応する。
- 最初の1ビットが0且つ000でない時、後半4ビットで表現される音(休符含む)を発声する。
- 最初の3ビットが000の時、休符とする。
- 最初の1ビットが1の時、一つ前の発声を継続する。
- 1バイト目の情報の最初の1ビットが1の場合、0に読みかえる。

上記のルールにより、確率的に楽曲として成立しやすい制約の中で、16分の1音符・休符を最小単位とし、任意のリズムを持ちながら、ドレミファソラシドの任意の音階で演奏される、複数のchにより演奏される1小節の楽曲を構成できる。

### 4.2 属性の決定方法

音楽進化の研究においては、評価指標として以下の一覧の様な特徴量を用いることが多い[3]。本研究では、ある特徴量をその実質的な最大値で割ることで0以上1未満の実数値としたものを、ミームの属性として適用する。今回は、曲全体に関わるものの代表として平均音高差を、chごとに関わるものの代表として短3度(マイナーコードの代用)の数を選択する。

#### a) 曲全体に関わるもの

拍子、調整、テンポ、リズム、キー、メジャーコードの割合、マイナーコードの割合、sus4コードの割合

#### b) chごとに関わるもの

音色(メロディ)、平均音高差(メロディ、ベース、コード)、平均音長(メロディ、ベース、コード、ドラム)、平均音長差(メロディ、ベース、コード、ドラム)

## 5 音へ適用したモデルでの実験

### 5.1 設定

- ノード数:  $N=300$
- リンク数:  $L=600$
- 結合度の初期値: 0以上1未満の一樣乱数
- エージェントの保持ミーム数:  $m=10$
- ミームの属性: 寿命 $\beta$ , コピー正確性 $\gamma$ : 各属性の初期値: 0以上1未満の一樣乱数
- ミームの初期ラベル: 全て異なる整数
- 結合度の強化には式(1)を使用
- 拡散性 $\alpha$ (設定8): 平均音高差/その実質的な最大値(音の高低差が大きいミームが拡散しやすい)
- 拡散性 $\alpha$ (設定9): 短3度の数/その実質的な最大値(もの悲しい響きのミームが拡散しやすい)

### 5.2 音へ適用したミームの特徴量とネットワーク構造の相関

Fig. 12は生成されたネットワークの次数分布であり、Fig. 13, Fig. 14は各設定における、全ミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最大のエージェントが保有するミームの属性平均値、他のすべてのエージェントを結ぶ結合重みの総和が最小のエージェントが保有するミームの属性平均値の遷移を示す。これらの図から、設定8では、保有するミームの拡散性 $\alpha$ の値に関して、エージェント間に大きな格差は継続せず、トポロジーはランダム構造となり、設定9では、格差が継続することで、スケールフリー構造を生じさせる。これらの結果には、それぞれの設定において選択した特徴量の多様性の生じやすさの違いが拡散性 $\alpha$ の多様性の大小を生みだし、ミームの拡散性 $\alpha$ に関するエージェント間の格差の大小を生むという機構が働いていると考えられる。

生成された音をFig. 15に示す。それぞれの音は、評価指標として選択した特徴量に応じて、その特徴を増すように進化しており、その進化の方向性が多様性の違いを生み出したと考えられる。このような多様性の生じやすさに違いがあるのは、平均音高差がchごとに独立して求める特徴量のため平均化しやすく、短3度の数は2つのchの兼ね合いで求める特徴量のためばらつきやすいためだと考えられる。

## 6 おわりに

本研究は、複雑ネットワークの形成過程に関する知見を得ることを目的とし、特に人間社会の人とその相互作用をミームとネットワークの共進化として捉える最小モデルを構築し、ダイナミクスに焦点を絞って分析した。さらに、具体例として音へのミームの適用も試みた。その結果示されたことをまとめると以下の通りである。

- 生存競争が起こり得るいかなる状況に対しても、ミームはあらゆる進化手法を駆使し、それぞれの状況における生存に有利な属性を持つように適応的に進化し得る。
- ミームの多様性が、拡散性の大きいミームを持つエージェントほど次数を増やし拡散性の小さいミームを持つエージェントほど次数を減らすという状況を生み、それが継続することがスケールフリー構造を形成するという機構を発見した。

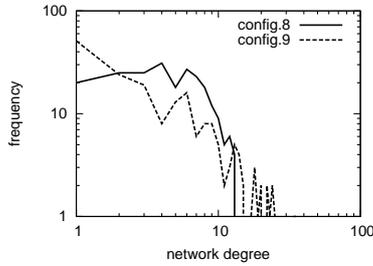


Fig. 12: 収束後の度数分布 (80 ステップ後)

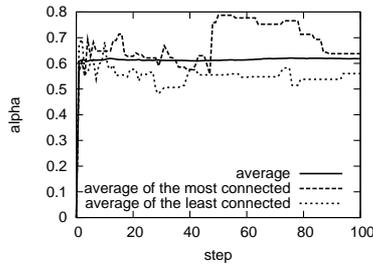


Fig. 13: 拡散性  $\alpha$  の推移: 設定 8

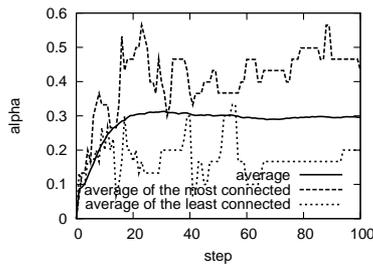


Fig. 14: 拡散性  $\alpha$  の推移: 設定 9



Music engraving by LilyPond 2.10.25—www.lilypond.org

Fig. 15: 得られた音の例 (上3つ: 設定 8, 下3つ: 設定 9, それぞれ下のものほど特徴量大きい.)

- ミームの拡散性とコピー正確性が小さすぎず、寿命が大きすぎないことで特定のラベルのミームがある程度正確に模倣されていくことが可能な状況において、特定のミームの流行が生じ得る。
- ミームの属性全てが大きすぎず小さすぎない特定の範囲に存在する場合において、スケールフリー構造が生じると同時に、特定のミームの流行現象が起こり得る。
- トポロジーがスケールフリー構造に進化するに従いネットワーク構造が密となることで、平均経路長が小さく、クラスタ係数が大きくなるというスモールワールド特性が生じ得る。
- それぞれ異なる特徴を持つ音が生成されていくという状況が、ミームの多様性による拡散性に関するエージェント間の格差に大小を生じさせ、形成されるネットワーク構造の違いという大きな結果となって現れるという、現実世界においてある特定の特徴を持つ音楽を作曲したり演奏する人が多くの友好関係を築く様な状況と対応する現象が起こりうる。

上に挙げた知見はミームの生存における、拡散性、寿命、コピー正確性の重要性、中でも拡散性の重要性を説くドーキンスの主張 [4] と整合的であり、モデルの妥当性の一つの裏付けと言えると考ええる。

## 参考文献

- [1] 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, 285/290 (2006).
- [2] 久保行生: “ミームとネットワークの共進化に関する構成論的アプローチ,” 名古屋大学大学院情報科学研究科修士論文 (2006).
- [3] 竹川和毅; 土方嘉徳; 西田正吾: “内容に基づく音楽探索・推薦システムの提案と実装,” 第 7 回電子情報通信学会 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (電子情報通信学会 第二種研究会資料 W12-2006-84), 95/100 (2006).
- [4] R. Dawkins: “The Selfish Gene,” Oxford University Press (1976).
- [5] R. Albert; A-L. Barabasi: “Emergence of scaling in random networks,” Science, 286, 509/512 (1999).
- [6] S. Blackmore: “The Meme Machine,” Oxford University Press (1999).
- [7] D. S. Watts; S. H. Strogatz: “Collective dynamics of ‘small world’ networks,” Nature, 393, 440/442 (1998).
- [8] S. Valverde; R. V. Sol: “Logarithmic Growth Dynamics in Software Networks,” Europhysics Letters, 72 (5), 858/864 (2005).
- [9] K. Nakazato; T. Arita: “Growth Model of Community Graph with a Degree Distribution Consisting of Two Distinct Parts,” Physica A, 376, 673/678 (2007).
- [10] 鈴木麗璽; 加藤正倫; 有田隆也: “協調ネットワークの生成と崩壊に関するエージェントベースモデル,” ネットワークが創発する知能研究会第 3 回ワークショップ講演論文集 (JWEIN2007), 82/88 (2007).
- [11] 加藤正倫; 鈴木麗璽; 有田隆也: “協調行動とネットワーク構造の共進化モデル,” 数理モデル化と問題解決シンポジウム論文集, 155/162 (2006).
- [12] 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).