

逆シミュレーション手法を用いたコミュニティの特性分析 ～興味や感情を考慮したエージェントの導入～

藤井公司¹ 高橋貞夫²

あらまし：本論文では、MAS(Multi Agent Simulation)によるコミュニティの特性分析において、エージェントの性質に個性を持たせることにより、より実社会のコミュニティに近い人工社会モデルを提案した。エージェントに持たせる個性として、“行動の動機や他者との関わり方”を表す「興味ベクトル」や「好意値ベクトル」、 “個人が所有する資源”を表す「知識ベクトル」を導入した。また、コミュニケーション手段とコンテンツの性質において異なるコミュニティを、人工社会モデルを変えることなく扱うために、それぞれを1つずつのパラメータを設定することで表現した。なお、これらの特性分析において、逆シミュレーション手法を用い、エージェントの持つパラメータの最適化を行った。

Analysis of Community Using the Inverse Simulation ～ Introduction of an Agent with Individuality ~

Koji Fujii¹ Sadao Takahashi²

Abstract : In analysis of community by MAS(Multi Agent Simulation), an artificial social model more near community of actual world is proposed by giving individuality to an agent. As individuality given to an agent, the “ interest vector ” and the “ good will value vector ” showing “ motive of action and how with the others to be concerned ”, and the “ knowledge vector ” showing “ resources which an individual owns ” are introduced. Moreover, in order to treat a different community in communication means and character of contents without changing an artificial social model, each is expressed by setting up one parameter at a time. In these characteristic analyses, the parameters which an agent has are optimized using the “ Inverse Simulation ”.

1 はじめに

従来 of 社会科学的研究においては、言語モデルや数理モデルが多用されていたが、近年の計算機性能の向上とともに、これらに加えて計算機を利用するシミュレーションモデルが登場した [1]。シミュレーションモデルの中でも MAS(Multi Agent Simulation) のような人工社会アプローチが特に注目され、広く用いられている。MAS においては、自律的エージェントに環境、および他のエージェントと相互作用させることによって起きるさまざまな現象を観察する。MAS を用いた研究には、電子会議室や電子メール社会などの電子コミュニティをそれぞれ分析し、それぞれの違いを明らかにしているものもある [2]。

一方、社会学の分野において、行為者(分析対象となるグループに属する人間)同士が持つ何らかの「関係」をグラフ構造で表すことにより、そのグループの特徴を分析する「ネットワーク分析」が行われている [3]。小林は、ある電子会議室への参加者のメッセージの流れをグラフ構造に表し、グラフ構造から「リーダーの存在性」などのいくつかの指標を算出している [4]。

ネットワーク分析に MAS を応用した例として、倉橋らは小林が定義した指標を利用した [5]。そこでは目標

とする(シミュレーションによって得たい)現象を定め、その現象を起こすために必要なエージェントの性質を遺伝的アルゴリズムによって求める「逆シミュレーション手法」を用いている。従来の MAS による電子コミュニティの分析では、ある特定のテーマに興味を持った人々が集まって形成されるコミュニティを対象としているものが多い。その場合には、コミュニティを形成するエージェント群の性質が同一である。しかし、一般的なコミュニティにおいては、さまざまな興味や感情そして知識を持つ人々が集まっており、このような「多様性」があることで相互作用による興味や感情の変化が生じているので、これを取り込むことができれば、より現実に即した分析が可能になると考えられる。

本研究では、エージェント群の性質に多様性を持たせることを目的として、興味や感情、知識といった属性をモデル化したエージェントを導入する。具体的には、「興味ベクトル」と「知識ベクトル」をエージェントに持たせ、他のエージェントとのインタラクションによってこれらを変化させることを提案する。また、小林の研究に倣って行為者間のメッセージの流れに注目するが、メッセージの内容も考慮に入れて分析を行う。そして、エージェントあるいは社会全体が知識という「資源」をどの

¹ 芝浦工業大学大学院工学研究科電気工学専攻, Graduate School of Electrical Engineering, Shibaura Institute of Technology

² 芝浦工業大学システム工学部電子情報システム学科, Electronic & Information Department, Faculty of Systems Engineering, Shibaura Institute of Technology

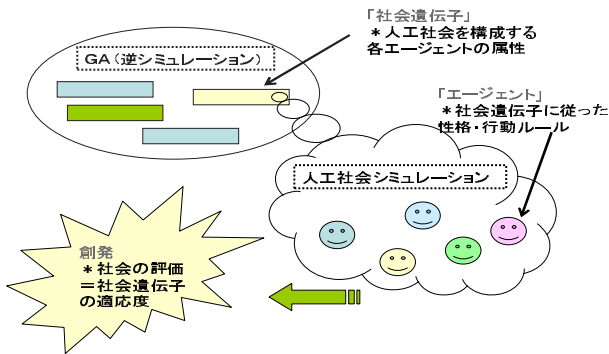


図 1: 逆シミュレーション手法のイメージ

ようにすれば増やすことができるかなどを考察していく。この際に、逆シミュレーション手法を用いる。

また、同じ現象であっても、コミュニティが異なれば(通信手段などの点において)、その現象を引き起こすエージェントの性質は異なると考えられる。本研究では、“エージェントが他のエージェントからメッセージを1回受信することによって得られる知識の量の上限”という視点から通信手段を分類することを試みる。また、“エージェントが単位期間内に情報収集できる知識の量の上限”という視点から、コンテンツの性質を分類することを試みる。そして、コミュニケーション手段とコンテンツの性質において異なるコミュニティを、人工社会モデルを変えることなく扱うために、それぞれを1つずつのパラメータを設定することで表現した。

2 逆シミュレーション手法

通常の MAS では、人工社会モデルを設計し、パラメータを適宜定めてシミュレーションを行う。そして、シミュレーション結果からパラメータを再設定し、試行錯誤的にパラメータを調整する。

これに対して、目標とする(シミュレーションによって得たい)社会の状態や性質を目的関数によって数値化し、これを遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms:GA) によって最適化する「逆シミュレーション手法」が倉橋らによって提案された [5]。GA の遺伝子型 (GTYPE) には、エージェントが持つパラメータが全てのエージェントについて順番に記録されている。倉橋らは、これを「社会遺伝子」と名付けた。社会遺伝子の情報を基にエージェントを生成して MAS を行い、その結果から GA の適応度が決定される。倉橋らは、人工社会シミュレータ TRURL を実装し、さまざまな分析に利用している [2]。図 1 に逆シミュレーション手法の概要を示す。

社会遺伝子から生成されるパラメータは、MAS 中に変化しない。これはエージェントの持って生まれた性質のようなものに相当し、「先天的属性」と呼ばれる。先天的属性の他にエージェントは、他のエージェントとの

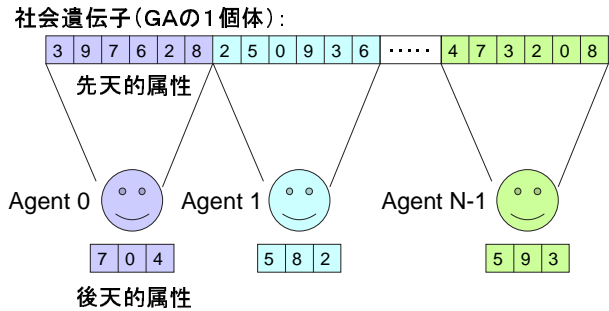


図 2: 社会遺伝子と先天的属性・後天的属性の関係

相互作用によって変化する属性として「後天的属性」を持つ。

先天的属性と後天的属性からエージェントの振る舞いが決定され、他のエージェントとの相互作用によって適宜後天的属性が更新される。図 2 に社会遺伝子と先天的属性、および後天的属性の関係を示す。

3 エージェントの構成

3.1 分析対象とする社会

本研究では、コミュニティは比較的小規模とし、全員が知り合い同士であるものを対象とし、各エージェントの興味や知識が他のエージェントとの相互作用によって変化していく様子などを調べる。そのため、次節で説明する興味ベクトルや知識ベクトルを導入し、エージェント同士のメッセージのやり取りの内容についても考慮し、分析を行う。

MAS において生成するエージェント数 N を、実社会での友人関係や小さなコミュニティを想定し、 $N=20$ とした。各エージェントは 3.4 節で説明するルールに従ってお互いにメッセージをやり取りし、知識や興味を変化させる。

3.2 興味ベクトルと知識ベクトル

従来のコミュニティの分析においては、ある特定のテーマに関して会話が行われている電子コミュニティを対象にしたものなどが主であるが、松山らは「興味コンテンツリスト」を用意し、エージェントの興味を考慮した [7]。本研究では、会話が行われるテーマが属するカテゴリをいくつか用意し、エージェントの各カテゴリに対する興味の度合いを「興味ベクトル」、その分野に対する知識の量を「知識ベクトル」として定義する。例えば、数学・物理・文学という 3 つの次元を用意し、あるエージェントのそれぞれの分野への興味の度合いを (a, b, c) 、それぞれの分野について持っている知識の量を (d, e, f) のようなベクトルとして表現する。

3.3 エージェントに持たせる属性

本来、“エージェントに持たせる属性やルールは単純なものにするべきである”という KISS 原理に従うべきで

表 1: 先天的属性 (社会遺伝子から決定:13 項目)

	属性	値の範囲
物理的条件	物理的な座標 px	[0:20]
	物理的な座標 py	[0:20]
	物理的行動範囲 psphere	[0:5]
興味や知識	興味ベクトルの閾値 \vec{I}_0 (3 次元)	[0.0:1.0]
	興味ベクトルの変化パラメータ dI	[0:5]
	コミュニケーションによる知識の吸収率 acom	[0.0:1.0]
	自身での知識吸収量 aself	[0.0:1.0]
コミュニケーション態度	送信, 返信をするための好意値の閾値 th	[0:10]
	好意の変化パラメータ dF	[0:5]
	発言確率 psend	[0:10]
	返信する確率 preply	[0:10]

表 2: 後天的属性 (ランダムに初期化:3 項目)

属性	成分値の範囲
興味ベクトル \vec{I} (3 次元)	[0:10] の整数 (初期値は [0:5] の整数)
知識ベクトル \vec{K} (3 次元)	[0:10] の実数 (初期値は [0:5] の整数)
他のエージェントへの好意値ベクトル \vec{F} (N-1 次元)	[0:10]

あるとされている。しかし、より現実の複雑な現象を分析するために、KISS 原理を逸脱することを試みる [6]。表 1 と表 2 に、本研究で用意した先天的属性と後天的属性を示す。

3.4 エージェントの行動ルール

MAS は、各社会遺伝子に対して 200 ステップ実行した。各ステップにおいて、以下のような処理を行い、その社会遺伝子の適応度を決定する。

処理 1 グラフ構造の決定 (有向グラフ)

処理 2 メッセージの送信や受信を行ったエージェントからの影響による後天的属性の変更 (\vec{K} , \vec{F} , \vec{I})

処理 3 エージェントの自身による知識の増加 (\vec{K})

処理 1 について 3.4.1 節で、処理 2 の \vec{K} と \vec{F} について 3.4.2 節で、 \vec{I} について 3.4.3 節で、処理 3 について 3.4.4 節でそれぞれ説明する。

3.4.1 グラフ構造 (有向グラフ) の決定

次の手順で、全てのエージェントのペアに対して、メッセージをやり取りするかどうかを決定する。

手順 1 エージェント A はエージェント B に対して「発言確率 psend」、「興味ベクトルの成分の最大値 I_{max} 」、「エージェント B への好意 F_B 」、「好意値の閾値 th 」、「物理的行動範囲 psphere」に従った確率で、メッセージを送る。これを、全てのエージェントのペアに対して行う。(A → B とするかどうかを決める)

手順 2 エージェント C からエージェント D へメッセージが送られているが、エージェント D がエージェ

ント C にメッセージを送っていない場合、エージェント D は手順 1 と同様の方法で、エージェント C にメッセージを送るかどうかが決定する。ただし「発言確率 psend」を「返信確率 preply」に読みかえる。これを、条件に当てはまる全てのペアに対して行う。(C → D のとき、C ↔ D とするかどうかを決める)

3.4.2 知識ベクトルと好意値ベクトルの更新

エージェント A の興味ベクトルの第 n 成分を I_n^A で、同様に知識ベクトルの第 n 成分を K_n^A で表現する。また、エージェント A がエージェント B に対して持つ好意値を F_B^A で表現する。

< 双方向にメッセージのやり取りが行われた場合 >

エージェント A とエージェント B で、A ↔ B となっている場合、両エージェントは「会話」を行ったとみなし、このような全てのペアに対して、 \vec{K} と \vec{F} を以下の手順で更新する。

知識ベクトル - 1 両者の \vec{I} の各成分を比較し、

$$\frac{I_m^A + I_m^B}{2} \quad (1)$$

が最大となる成分 m を求める。(両者の興味の平均値が最大の成分について会話を行う)

知識ベクトル - 2 \vec{K} の第 m 成分を更新する。 $K_m^A \geq K_m^B$ の場合、 K_m^A は変化しない。一方、 K_m^B を

$$\frac{\alpha \cdot acom (K_m^A - K_m^B)}{N} \quad (2)$$

増加させる。ただし、 α は適当な定数 ($0 \leq \alpha \leq 1$)。これは、自分より知識を多く持つ人と会話することで、その人から知識を得られることに相当する。

好意値ベクトル - 1 エージェント A は、 F_B^A を (エージェント A の)dF だけアップさせる。

好意値ベクトル - 2 エージェント B も、 F_A^B を (エージェント B の)dF だけアップさせる。つまり、会話が行われたら、お互いに対する好意は必ずアップするようにしている。

< 一方向にのみメッセージが送信された場合 >

エージェント A とエージェント B で、 $A \rightarrow B$ となっている場合、エージェント A からエージェント B に「情報の送信」のみが行われたとする。 \vec{F} について、メッセージを送ったほうのエージェントが相手に対する好意を減少させる。条件に当てはまる全てのペアに対して、以下の手順で更新する。

知識ベクトル - 1 両者の \vec{I} の各成分を比較し、式 (1) が最大となる成分 m を求める (双方向にメッセージをやり取りした場合と同じ)。

知識ベクトル - 2 $K_m^A \leq K_m^B$ の場合は、両者ともに \vec{K} の変化はない。

知識ベクトル - 3 $K_m^A > K_m^B$ の場合は、 K_m^B を

$$\frac{\beta \cdot aocom(K_m^A - K_m^B)}{N} \quad (3)$$

増加させる。ただし、 β は適当な定数 ($0 \leq \beta \leq 1$)。

好意値ベクトル - 1 エージェント A は、 F_B^A を (エージェント A の)dF だけダウンさせる。つまり、メッセージを送信したにもかかわらず反応が返ってこない場合に好意が減少することを意味している。

好意値ベクトル - 2 エージェント B の F_A^B は変化させない。

3.4.3 興味ベクトルの更新

各エージェントは他のエージェントとの会話の有無に応じて、次のように \vec{I} を更新する。

< いずれかのエージェントと「会話」をした場合 >

グラノベッターの「閾値モデル」[9]を応用し、各エージェントの \vec{I} の各成分をそれぞれ更新する。

興味ベクトル - 1 エージェント A が会話を行ったエージェントが M 人いたとし、その集合を C とする。このとき、次の値 S_n を求める。

$$S_n = \sum_{i \in C} I_n^i \quad (4)$$

S_n の最大値は、 \vec{I} の各成分の最大値が 10 なので、

$$S_{max} = 10M \quad (5)$$

である。

興味ベクトル - 2 次の条件を満たすとき、 I_n^A を dI だけ増加させる。

$$I_{0n}^A \geq \frac{S_n}{S_{max}} \quad (6)$$

ただし、 I_{0n}^A は「興味ベクトルの閾値」の第 n 成分。そうでなければ、 I_n^A を dI だけ減少させる。

興味ベクトル - 3 同様に、 \vec{I} の各成分についてこれらを行う。

< どのエージェントとも「会話」をしなかった場合 >

エージェントが誰とも「会話」を行わなかった場合、 \vec{I} の各成分値を 1 ずつ減少させる。 \vec{I} は“行動の動機”である。 \vec{I} の全ての成分値が 0 になると、エージェントは会話を行うことができなくなる。

3.4.4 エージェントの自身による知識の増加

各エージェントは、MAS の各ステップにおいて、 \vec{I} の値が最大の成分 m に対応して、 K_m を

$$\gamma \cdot aself \quad (7)$$

増加させる。 γ は定数 ($\gamma \geq 0$)。これによって、エージェント自身で情報を収集し、知識を得たこととする。

4 計算機実験

ここでは、3章に示した人工社会モデルを用いて行ったシミュレーションの結果を述べる。4.1節では、社会全体での知識量を目的関数として逆シミュレーションを行い、エージェントの多様性について考察する。4.2節では、人工社会モデルに含まれるパラメータ α と γ を設定することによって、さまざまな通信手段とコンテンツを特徴付けることを試みる。

4.1 知識の量の増加とエージェントの多様性

エージェントあるいは社会全体が知識という「資源」をどのようにすれば増やすことができるかを考察する。そのため、逆シミュレーション手法における目的関数を正規化された「社会全体の知識量」(各エージェントの知識量の合計を正規化)として設定し、結果として得られるエージェントの性質を考察する。

4.1.1 3種類の目的関数

逆シミュレーション手法における目的関数として、以下の3種類を用意し、それぞれの結果を比較する。エージェント数は $N=20$ である。前述の通り、興味ベクトル \vec{I} と知識ベクトル \vec{K} は3次元ベクトルであり、各成分の最小値は0、最大値は10とした。よって、目的関数 f_1, f_2, f_3 もそれぞれ最小値は0、最大値は10である。

$$f_1 = \frac{\sum_{i=1}^N K_3^i}{N} \quad (8)$$

$$f_2 = \frac{\sum_{i=1}^N (K_2^i + K_3^i)}{2N} \quad (9)$$

$$f_3 = \frac{\sum_{i=1}^N (K_1^i + K_2^i + K_3^i)}{3N} \quad (10)$$

f_1 は、知識ベクトルのある1つの成分(ここでは第3成分を選んだ)についての、各エージェントの知識量を合計して正規化したものである。同様に、 f_2 は2つの成分について、 f_3 は3つ全ての成分について、各エージェントの知識量を合計して正規化したものとなる。

f_1 が大きくなる社会は、ベクトルの第3成分に対する興味を持ちやすいエージェントから構成されると予想される。一方、 f_3 が大きくなる社会はエージェントがベクトルの各成分にまんべんなく興味を持ち、知識を増やしていくと予想できる。

4.1.2 acomとaselfによるエージェントの分類

逆シミュレーションによって生成されるエージェントについて、先天的属性のうちのacomとaselfに着目して、エージェントを以下の4種類に分類する。

タイプ1 acom, aselfが共に大きい(0.8以上) エージェント

タイプ2 acomが大きく(0.8以上)、aselfが小さい(0.2以下) エージェント

タイプ3 acomが小さく(0.2以下)、aselfが大きい(0.8以上) エージェント

タイプ4 上記以外のエージェント

タイプ1は、他人からよく知識を吸収し、自身でも知識を増加させるため、目的関数 $f_1 \sim f_3$ を増加させるのに貢献するタイプと考えられる。また、タイプ2は、他のエージェントに頼ることで、自身の知識を増加させる。タイプ3は、タイプ2とは逆に、自身で知識を増加させるタイプである。

4.1.3 シミュレーション結果

逆シミュレーション手法(GA)のパラメータを示す。

- 集団サイズ(社会遺伝子数): 50
- 世代数: 1000
- 交叉率: 0.6(2X)
- 突然変異率: 0.005
- \vec{I} および \vec{K} : 3次元ベクトル
- $\alpha = \beta = 0.5$
- $\gamma = 0.1$

3つの目的関数それぞれに対して、逆シミュレーション手法によって社会遺伝子を進化させた。また、得られた社会遺伝子をもとにMASをそれぞれ行った。

表3にそれぞれの場合において、最良となった社会遺伝子から生成した20エージェントの、先天的属性の平均値を示す。ただし、物理的な座標(px, py)に関しては、除いてある。

表3において、 \vec{I}_0 の各成分に注目する。前述の通り、これらの値は小さいほどその成分に対する興味を増しやすい。 f_1 の場合は、目的関数としている \vec{K} の第3成分に対応して、 \vec{I}_0 の第3成分の値の平均が0.31と小さくなっている。実際、MASの結果より、 f_1 が大きくなる社会では、全エージェントが200ステップ後の \vec{I} の第3成分が最大値10となった。

f_3 においては、 \vec{I}_0 の3つの成分はそれぞれ0.59, 0.56, 0.50となっている。ここで、 f_3 について詳しく調べると、各エージェントの \vec{I} の各成分は、0または10の両極端な値に分かれてしまうことが分かった。表4に、 f_3 において、上で得られた最良の社会遺伝子を用いて、MASを200ステップ行った後の、20エージェントの \vec{I} および \vec{K} の各成分値を示す。表4より、 f_3 に対しては、 \vec{K} の各成分は全てのエージェントが最大値10近くになっているものの、 \vec{I} の各成分については、最大値10になっている少数のエージェントと最小値0になっている多くのエージェントに分かれていることが分かる。

f_3 の場合、多くの場合、 \vec{I} のある成分が大きな値になっているエージェントは、他の成分に対しては0となっている。すなわち、2つの成分あるいは3つの成分全てに対して \vec{I} の成分の値が大きなエージェントは少ないことが分かる。すなわち、エージェントは \vec{I} において3集団に分かれる。このことから、全エージェント

表3: 目的関数を最大にする先天的属性(20エージェントの平均値)

	psphere	\vec{I}_0 の 第1成分	\vec{I}_0 の 第2成分	\vec{I}_0 の 第3成分	dI	acom	aself	th	dF	psend	preply
f_1	3.9	0.57	0.54	0.31	2.9	0.65	0.67	2.0	1.7	0.60	0.60
f_2	3.0	0.66	0.41	0.42	2.5	0.89	0.50	3.0	1.6	0.49	0.60
f_3	3.5	0.59	0.56	0.50	2.7	0.89	0.65	3.2	2.6	0.54	0.55

表 4: 20 エージェントのベクトルの成分 (f 3)

agent No.	I 第 1 成分	I 第 2 成分	I 第 3 成分	K 第 1 成分	K 第 2 成分	K 第 3 成分
1	10	10	0	10.00	10.00	9.60
2	0	10	0	9.74	10.00	9.62
3	0	10	0	9.73	10.00	9.85
4	10	10	9	10.00	10.00	10.00
5	0	0	10	10.00	9.99	10.00
6	4	2	0	10.00	10.00	10.00
7	0	0	0	9.81	10.00	9.74
8	0	0	0	10.00	10.00	9.98
9	0	0	0	9.99	9.99	9.94
10	0	10	0	9.90	10.00	9.95
11	0	0	0	10.00	10.00	9.98
12	0	0	10	9.97	10.00	10.00
13	0	0	0	10.00	10.00	10.00
14	10	0	0	10.00	9.93	9.95
15	10	10	0	10.00	10.00	9.46
16	0	0	10	9.97	9.96	10.00
17	0	0	0	10.00	10.00	9.96
18	10	0	0	10.00	9.81	9.95
19	0	0	10	9.93	9.96	10.00
20	10	0	0	10.00	9.68	9.89

の知識の量が最大値 10 に達しているが、その要因となるのは 3 次元のそれぞれの成分に対して、興味、知識共に豊富な少数の「専門家エージェント」が発生していることであると考えられる。一般のエージェントは専門家エージェントに影響されて知識を増加させていると考えられる。また、専門家エージェント自身は、自分の興味が及ばない興味ベクトルの成分について、対応する専門家エージェントに影響されて、知識を増加させていると考えられる。

また、MAS の試行において、4.1.2 節で定義したタイプ別けに当てはまったエージェント数は、 f_1 においてはタイプ 1, 2, 3, 4 の順に 5, 5, 1, 13 であった。同様に、 f_2 においては 5, 5, 1, 13 であり、 f_3 においては、7, 2, 0, 11 であった。すなわち、 f_3 においては、目的関数を増加させるのに貢献するタイプと考えられるタイプ 1 のエージェント数が多いことが分かる。また、タイプ 3 のエージェントは、 f_1 で 1 つ現れているだけである。よって、今回設定した人工社会モデルにおいては、各エージェントは自身の知識の量を増やすためには他のエージェントとのインタラクションが必要であることを示唆している。すなわち、専門家エージェントとのインタラクションが知識の増加にとって重要であることが、この結果からも推測できる。

4.1.4 考察

シミュレーション結果より、目的関数 $f_1 \sim f_3$ に対する結果を比較すると、 \vec{T}_0 について特に顕著に違いが現れ、結果として興味ベクトル \vec{I} が特徴的な振る舞いをしていることが分かる。すなわち、 f_1 のようにベクトルの 1 つの成分について各エージェントが知識を伸ばす場合は、その成分に容易に興味を示しやすいエージェントが集まり、 f_3 のように各エージェントが複数の成分について総合的に知識を伸ばす場合は、「専門家エージェント」が発生し、その存在が重要であることが分かる。

グラノベッターの「閾値モデル」[9] によって、「ブーム」と呼ばれる社会現象を説明することができる。 f_1 が大きくなるような状態は、そのベクトルの成分に対して「ブーム」と似た現象が起きていると考えられる。

一方、 f_3 が大きくなる状態においては、表 4 より、興味ベクトルのある成分の値が 0 で、全く興味を持っていないにもかかわらず、知識ベクトルのその成分の値が 10 と最大値になっているエージェントが多くいる。これは予想に反した結果となった。エージェント同士が「会話」を行うベクトルの成分については、両者の興味ベクトルの各成分の合計によって決まる。そのため、各成分に対して全く興味を持っていないエージェントが多く存在しても、各成分における「専門家エージェント」が少数いることで、インタラクションによって、エージェン

ト全員の知識が増加すると考えられる。このことから、目的関数 $f_1 \sim f_3$ に対しては、「タイプ3」に当てはまるエージェントが生成されにくいことが説明できる。

ベクトルの各成分に対応して「専門家エージェント」がそれぞれ存在することから、エージェント群に多様性が生まれていると考えられる。各分野に対して強い興味と豊富な知識を持つ人間がそれぞれ存在することは、一般のコミュニティの特徴でもある。このような結果を得られたのは、興味ベクトルや知識ベクトルを導入し、エージェント同士のインタラクションの内容として複数のカテゴリを扱えるようにしたためである。興味ベクトルや知識ベクトルは、より現実的なコミュニティの特性分析を可能にする概念である。

4.2 通信手段とコンテンツのモデル化

次に、3章で説明したモデルに含まれるパラメータに着目し、これらのパラメータと通信手段およびコンテンツの性質を関連付ける。そして、同一の目的関数に対してパラメータを変化させながら逆シミュレーション手法を適用し、得られるエージェントの性質の違いと、通信手段およびコンテンツとの関連を考察する。

4.2.1 α と γ による通信手段の分類とコンテンツの性質の分類

式 (2) と式 (6) に注目すると、 α と β (“ エージェントが他のエージェントからメッセージを1回受信することによって得られる知識の量の上限”) をある定数として定める必要がある。同様に、式 (7) においては γ (“ エージェントが単位期間内に情報収集できる知識の量の上限”) を定める必要がある。3.4 節で説明したルールより、 α と β は通信手段、 γ は会話を行うコンテンツの性質に関連して決定できると考えられる。よって、これらの値を変化させることで、さまざまな通信手段やコンテンツの性質からなるコミュニティを再現できると考えられる。

そこで、逆シミュレーション手法の目的関数として、式 (8) に示した f_1 を用いる。ここで、先天的属性のう

ちの a_{com} と a_{self} に注目する。 a_{com} や a_{self} は、 $\alpha(\beta)$ や γ の値に影響を受ける。つまり、相手から得られる情報量という点での通信手段と、自身で知識を収集できる量という点でのコンテンツの性質 (例えば一般的な分野か専門的な分野か) に影響されると考えられる。

目的関数 f_1 に対して得られるエージェントの属性や振る舞いは、 $\alpha(\beta)$ と γ の値によって違いが生じると考えられる。そこで、 $\alpha(\beta)$ および γ を変化させながら、逆シミュレーションを行う。そして、通信手段やコンテンツの性質の違いによって、エージェントが知識を得る過程にどのような変化が起こるのかを調べる。

4.2.2 シミュレーション結果

まず、 γ を 0.5 に固定する。 $\alpha(\beta)$ を適宜変えて逆シミュレーションを行い、 f_1 が 9.5 以上となった社会遺伝子について、 a_{com} と a_{self} の 20 エージェントの平均を計算した。これを 50 試行を行い、その平均を取ったものを図 3 に示す。

この結果から、次のようなことが言える。 a_{com} については、 α が大きくなることはコミュニケーションによって得られる知識の量の上限が増えることを意味するため、 α が大きくなると、 a_{com} が大きくなる傾向にあり、エージェントは効率よくコミュニケーションによって知識を得ようとする。一方 a_{self} については、コミュニケーションによって得られる知識が増える分、減少していく傾向にある。

次に、 $\alpha(\beta)$ を 1.0 に固定する。そして、 γ をさまざまに変化させたときの a_{com} と a_{self} の推移を図 4 に示す。グラフより、 γ が 1 以下のときは γ の増加に伴って a_{com} と a_{self} はともに減少し、 γ が 1 を超えると、両方とも目立った変化を見せなくなっている。

4.2.3 考察

α が大きい場合については、直接対面して会話したり、電話によって会話をしたりするような場合が考えられる。このような時は、エージェントは会話によって相手

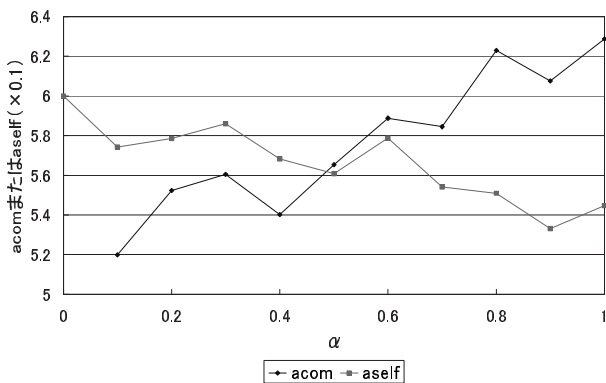


図 3: α を変化させたときの a_{com} と a_{self} ($\gamma=0.5$)

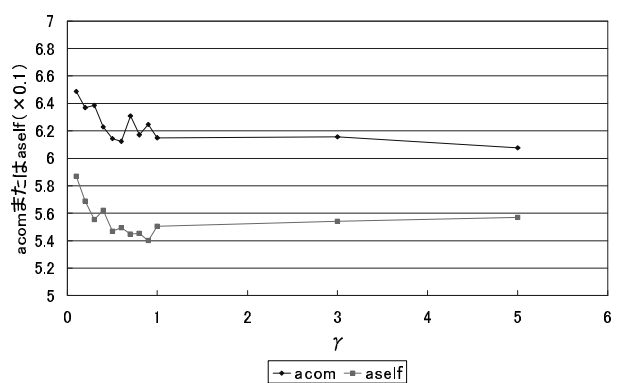


図 4: γ を変化させたときの a_{com} と a_{self} ($\alpha=1.0$)

から知識を吸収しようとする。そのため、エージェント自身による知識の吸収量は相対的に減る。逆に α が小さい場合については、携帯電話のメールのように 1 回のインタラクションによる情報量が少ない場合が考えられる。このような状況で知識を増やすという観点では、エージェントは会話よりも自分自身で情報を集めて知識を吸収しようとする傾向になる。

γ については、値が大きいと自身で収集できる情報量の上限が増える。そのため、 γ が大きくなると a_{self} が増大し、 a_{com} が減少すると予想できるが、意外にもそれぞれの値は横ばいであった。これは、知識の最大量が 10 であるため、 γ が大きくなりすぎると 1 ステップで知識が上限値まで増えてしまうことが影響していると考えられる。知識ベクトルの各成分の最大値を 10 よりさらに大きな値にするなどして、検討を加える余地がある。

5 おわりに

本論文では、MAS によるコミュニティの特性分析において、“行動の動機や他者との関わり方”を表す興味ベクトル \vec{I} や好意値ベクトル \vec{F} ，“個人が所有する資源”を表す知識ベクトル \vec{K} を導入することでエージェントの性質に個性を持たせ、より実社会のコミュニティに近い人工社会モデルを実現した。導入したこれらのベクトルについて、計算機実験により有効性を確認できた。また、 \vec{F} については、導入したことによる効果は何らかの形で現れていると考えられるが、本論文では \vec{F} の振る舞いについて検討を加えていない。 \vec{F} について考察し、その有効性を示すことについては、今後の課題としたい。

4.1 節では、エージェントあるいは社会全体が知識という「資源」をどのようにすれば増やすことができるかを逆シミュレーション手法を用いて考察した。目的関数 f_1 に対する結果からは、ある分野に対して社会全体が興味を示し、知識を共有する「ブーム」に似た現象を観察することができた。また、 f_3 に対する結果からは、各分野に対して「専門家エージェント」というべき存在のエージェントが現れ、これらのエージェントが社会全体の知識の量を増やす意味で大きな役割を演じていることが推測できた。また、各分野に対して専門家エージェントが発生する様子から、エージェントの多様性を観察することができた。ただし、 \vec{I} の各成分値が最小値の 0 または最大値の 10 の両極端な値となってしまう点などは、人工社会モデルに修正を加えるべき点であると考えられ、今後の課題とする。

4.2 節では、パラメータ $\alpha(\beta)$ で通信手段を、パラメータ γ でコンテンツの性質を表現しようと試みた。これまで別々の人工社会モデルを構築する必要があったこれら

の事柄を、同一のモデルにおいてそれぞれ 1 つずつのパラメータ設定によりモデル化できることは意義があると考えられる。今後、通信手段の特性やコンテンツの性質についてさらに詳しく考察を加え、パラメータ $\alpha(\beta)$ と、パラメータ γ の有効性を検証していきたい。

また、興味ベクトル \vec{I} と知識ベクトル \vec{K} の各成分同士の関係について考慮することが求められる。例えば数学に興味を持つ人は、物理学にも興味を持つ可能性が高いが、文学に興味を持つ可能性は低いかもしれない。今後は、 \vec{I} と \vec{K} を単なるベクトルとしてだけでなく、各成分に音楽、スポーツ、工学など、具体的にカテゴリを割り当て、それらの間の関係も考慮することを検討する。

また本論文では、分析対象とするコミュニティを、メンバーがお互いに知り合いであるような小規模なものに限定していた。分析対象とするコミュニティについて、他のさまざまな形態のものが分析できるように、人工社会モデルの拡張等を行う予定である。

参考文献

- [1] 高木英至, "社会科学におけるシミュレーション研究の現状", 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.1, pp30-42(1999)
- [2] 倉橋節也, 寺野隆雄, "エージェントシミュレーションによる共同分配規範モデル"電子情報通信学会論文誌(D-1), Vol.84, No.8, pp1454-1461(2001.8)
- [3] 安田雪, 「実践ネットワーク分析～関係を解く理論と技法」, 新曜社(2001)
- [4] 小林四一, "コンピュータ・コミュニケーションにおける電子コミュニティの構造分析", 筑波大学大学院経営システム科学修士論文(1996)
- [5] 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄, "逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析", 計測自動制御学会論文集, Vol.35, No.11, pp1454-1461(1999.11)
- [6] 寺野隆雄, "エージェントベースモデリング:KISS原理を超えて", 人工知能学会誌, 18 巻 6 号, pp710-715(2003.11)
- [7] 松山科子, 國上真章, 寺野隆雄, "Peer-to-Peer コミュニケーションにおける情報流通ネットワークの分析", 情報処理学会, 知能と複雑系研究会研究報告, 2004 - ICS - 136, pp107-113(2004.8)
- [8] 中村明香, 石田崇, 横井浩史, 嘉数侑昇, "感情の相互作用ルールに基づく人工社会に関する研究", 日本ファジィ学会, 第 10 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp239-242(2000.10)
- [9] 日本数理社会学会監修「社会を <モデル> でみる～数理社会学への招待」, 勁草書房(2004.3)