

## MASにおける興味や感情を持ったエージェントモデルの提案

藤井 公司<sup>†</sup> 高橋 貞夫<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 芝浦工業大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻 〒337-8570 埼玉県さいたま市見沼区深作 307

<sup>††</sup> 芝浦工業大学システム工学部電子情報システム学科 同上

E-mail: [†koji.ekkkurky@hotmail.com](mailto:†koji.ekkkurky@hotmail.com)

**あらまし** 本論文では、MAS(Multi Agent Simulation)において、人間の個性を反映したエージェントモデルを提案する。具体的には、エージェント自身の行動に影響を与える「内向き」の属性である「興味ベクトル」や「知識ベクトル」、他者との関わり方に影響を与える「外向き」の属性である「好意値ベクトル」を導入した。MASにおいてはさまざまな切り口で社会現象を計算機上でモデル化し、分析するが、本論文においては、「他者との関わり方」や「集団内における各個人の役割、位置づけ」に焦点を当てて分析を行う。それを通して、導入した各ベクトルの有効性を示す。  
**キーワード** MAS, 逆シミュレーション手法, 興味ベクトル, 知識ベクトル, 好意値ベクトル

## The Proposal of an Agent Model with the Interest and Feeling in MAS

Koji FUJII<sup>†</sup> and Sadao TAKAHASHI<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Master's Course of Electrical Engineering, Shibaura Institute of Technology Fukasaku 307, Minuma-ku, Saitama-city, Saitama, 337-8570 Japan

<sup>††</sup> Department of Electronic Information Systems, Faculty of Systems Engineering, ibid

E-mail: [†koji.ekkkurky@hotmail.com](mailto:†koji.ekkkurky@hotmail.com)

**Abstract** In this paper, the agent model which can reflect man's individuality is proposed in MAS (Multi Agent Simulation). Specifically, the "interest vector" and "knowledge vector" are an attribute "facing inside", and the "good will value vector" which is the "outward" attribute which affects how with the others to be concerned were introduced. Although a social phenomenon is modeled and analyzed on a computer at various cut ends, in this research, it analyzes by focusing on "how with the others being concerned", and "the role of the each people in a group and positioning." The validity of each introduced vector is shown.

**Key words** MAS, Inverse Simulation, Interest Vector, Knowledge Vector, Goodwill Vector

### 1. はじめに

社会科学的研究において、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、計算機上で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において、「エージェントに持たせる属性や行動ルールはできるだけ単純なものにするべきである」という KISS 原理を逸脱し、より複雑で現実的な社会現象を再現しようとする試みがなされている [2]。

MASにおけるエージェントの属性や行動ルールは、人間の持つさまざまな性質の一部をモデル化したものであるが、より人間の個性を考慮したモデル化がなされることが望ましい。

筆者らは興味や感情を考慮したエージェントを生成し、MASによるコミュニティ分析を行った [3]。本論文では、そこで用いられたルールをさらに改善し、エージェントの個性を盛り込んだ MAS 環境を提案する [4]。具体的には、エージェント自身の行動に影響を与える「内向き」の属性である「興味ベクトル」や「知識ベクトル」、他者との関わり方に影響を与える「外向き」の属性である「好意値ベクトル」を導入した。

このような属性は、現実社会で起きるさまざまな現象において、個人の振る舞いを分析する上で必須であると考えられ、本論文ではエージェントにこれらの属性を持たせた上でその有効性を示す。

エージェントモデルが複雑になることで、MASにおいて設定すべきパラメータが増える。この問題点については、逆シミュレーション手法 [5] を用い、パラメータ空間を遺伝的アルゴリズム (GA ; Genetic Algorithms) で探索することで解決し

ている。

MASにおいてはさまざまな切り口で社会現象を計算機上でモデル化、分析するが、本論文においては、MASを用いた電子コミュニティの分析 [5] 等に見られる、「他者との関わり方」や「集団内における各個人の役割、位置づけ」に焦点を当てて分析を行う。そして、その結果を考察するとともに、導入した各ベクトルの有効性を示す。

## 2. 興味や感情を持ったエージェント

MASにおいて、エージェントに持たせる属性として、興味ベクトル  $\vec{I}$ 、知識ベクトル  $\vec{R}$ 、好意値ベクトル  $\vec{F}$  という3つのベクトルを導入する [3][4]。

### 2.1 興味ベクトルと知識ベクトル

図1に示すような、各カテゴリを軸とした空間を定義する。興味ベクトル  $\vec{I}$  は、エージェントが各成分に対して持つ興味の度合いをベクトルで表現したものである。知識ベクトル  $\vec{R}$  は、エージェントが各成分に対して持つ知識量をベクトルで表現したものである。

これらはエージェント自身の行動に影響を与える「内向き」の属性である。

興味ベクトル  $\vec{I}$  においては、「流行の閾値モデル」[6]を応用して適用している。流行の閾値モデルは、流行という抽象的な現象について、集団内で流行を採用している人の割合の時間的な変化を力学系として捉えたモデルである。

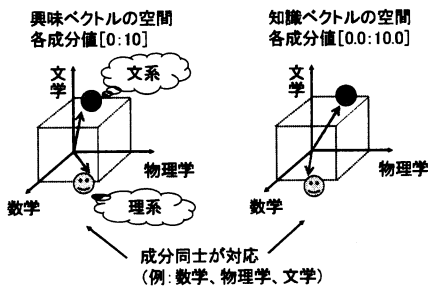


図1 興味ベクトルと知識ベクトル

両エージェントの  $\vec{I}$  がなす角度  $\theta$  から、両エージェントの興味の傾向の違いを知ることができる。各成分は負の値をとらないから、 $\cos\theta$  は [0:1] の値をとり、両エージェントが持つ興味の傾向の違いを数値的に表現できる。

### 2.2 好意値ベクトル

#### 2.2.1 好意値ベクトルと好意値行列

好意値ベクトル  $\vec{F}$  は、他のエージェントそれぞれに対する好意値 [7]([0:10] の整数；値が大きいかほど好意を持っている<sup>(注1)</sup>) をエージェント数分並べたベクトルである (N-1 次元)。これは、他のエージェントとの関わり方に影響を与える「外向き」の属性とみなすことができる。

(注1)：文献 [7] においては、好意値 (Affection) は正負の値をとり、正の場合は好意、負の場合は嫌悪を表している。

さらに、各エージェントの好意値ベクトルを行ベクトルとして並べ、 $N \times N$  の正方行列を作る。行列の (i, j) 成分は、“エージェント i がエージェント j に対して持つ好意値”になるようにする。対角成分は自身への好意値を意味することになるが、便宜上 0 とする。このような行列を好意値行列 A と定義する。好意値ベクトルおよび好意値行列の概要を図2に示す。

好意値行列 A の行列の (i, j) 成分を別の観点でとらえると、“エージェント j がエージェント i に好かれている度合い”であり、好意値行列 A の第 k 列の値を合計すると、“エージェント k が集団内で好かれている度合い”になる (図2)。

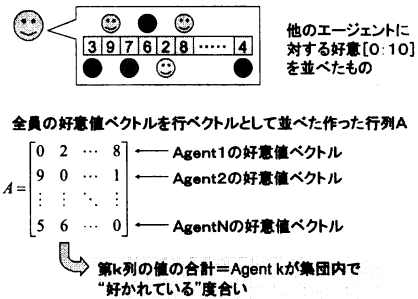


図2 好意値ベクトルと好意値行列

#### 2.2.2 親密度行列

エージェント i とエージェント j の「親しさ」を好意値行列 A から推測することができる。ここでは、図3のように、親密度行列 B を定義した。

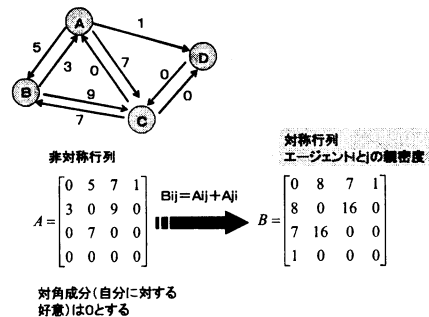


図3 好意値行列の応用

行列 B は、対称行列となる。行列 B の (i, j) 成分あるいは (j, i) 成分をエージェント i とエージェント j の「親密度」とみなすことができ、両者の関係の強さを表す指標となる。

さらに、行列 B を 2 乗することを考える。 $B^2$  行列の (i, j) 成分は、行列の掛け算の定義より、“エージェント i と第三者のエージェント k の親密度と、エージェント k とエージェント j の親密度を掛けたもの”を、エージェント i とエージェント j の全ての「第三者」(全ての k) について合計したものとなる。よって、 $B^2$  の (i, j) 成分について言い換えると、“エージェント i とエージェント j について、第三者を介した関係の強さ (共

通の友人の多さ)となる。

$B^2$  行列の対角成分  $(i, i)$  は, “エージェント  $i$  と他人を介して自分に戻ってくる関係の強さ”の合計である。 $B^2$  行列の対角成分については, 前述の好意値行列  $A$  の列の値の合計と同様に, そのエージェントの“集団内での中心的なエージェントである度合い”とみなすことができる。

### 3. シミュレーション環境

エージェントに持たせる先天的属性と後天的属性は以下の通りである。

**先天的属性** 物理的な座標  $(x, y)$ , 物理的行動範囲  $psphere$ , 興味ベクトルの各成分の閾値 2 種類 (L および U) [6], コミュニケーションによる知識の吸収率  $acom$ , 自身の知識吸収量  $aself$ , 好意値の閾値  $th_{friend}$ , 興味ベクトルの  $cos\theta$  の閾値  $th_{interest}$ , 発言確率  $psend$ , 返信確率  $preply$

**後天的属性**  $\vec{A}$ ,  $\vec{R}$ ,  $\vec{F}$

$\vec{A}$  と  $\vec{R}$  は  $[0:5]$  の整数で初期化,  $\vec{F}$  は  $[0:10]$  の整数で初期化する。

逆シミュレーションおよび本論文で用いている MAS のルール関係を, 図 4 に示す。下記の 3.1 節から 3.5 節までの一連の処理を MAS における “1 step” とする。

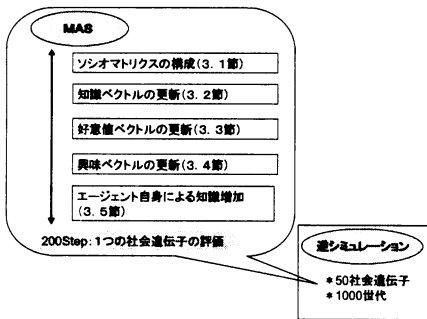


図 4 シミュレーションの概略

#### 3.1 グラフ構造の決定

MAS の各 step において各エージェントは, 他の各エージェントにメッセージを送るか否かをそれぞれ意思決定する (図 5)。結果, その step におけるソシオマトリクス [8] が決定される。意思決定に利用する後天的属性について, 2 種類の方法で行った。

ルール 1  $\vec{F}$  のみ [3]

ルール 2  $\vec{F}$  および  $\vec{A}$  (自分と相手の  $\vec{A}$  のなす角度  $cos\theta$ ) [4]

ルール 2 は, ルール 1 よりも, 人間の他者との関わり方をより詳細にモデル化できると考えられる。2.1 節において,  $\vec{A}$  は, 「内向き」の属性と説明したが, ルール 2 においては, 他者との関わり方にも影響を与えることになる。

先天的属性については, 物理的座標  $(x, y)$  と物理的行動範囲  $psphere$  を「ルール 2」では利用しない他は, 両ルールともに図 5 の項目を用いて意思決定を行う。

お互いにメッセージを送信しあっているエージェント同士 (双

方向に矢印が存在する) については, 「会話」(インタラクション) をしているとみなす。

また, 片方のエージェントがメッセージを一方通行に送信しているエージェントのペアについては, 「情報の送信」のみが行われているとみなす。

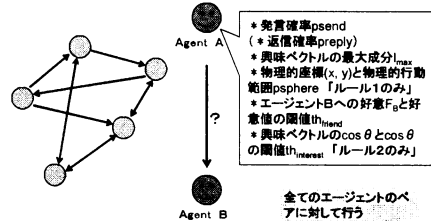


図 5 ソシオマトリクスの決定

#### 3.2 知識ベクトルとその更新

各エージェントは, メッセージのやり取りがあったエージェントの影響を受けて,  $\vec{R}$  を図 6 のように更新する。知識は減ることはないものとする。

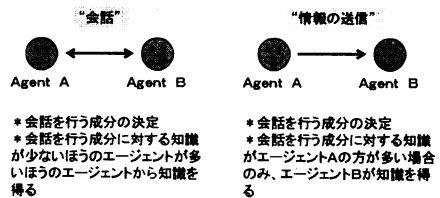


図 6 知識ベクトルの更新

両エージェントは, お互いの  $\vec{A}$  の各成分を比較し, 両エージェントの平均が最も大きい成分  $m$  についてメッセージをやり取りする。その際に, 知識が少ない方のエージェントが多い方のエージェントから知識を得ることができ, 知識が多い方のエージェントの知識量は変化しないものとしている。

両エージェントが「会話」をした場合, 知識が少ない方のエージェント B は, 次の量だけ知識を増やすことができる (図 6 左)。

$$\Delta K_m^B = \frac{\alpha \cdot acom (K_m^A - K_m^B)}{N} \quad (1)$$

ただし,  $N$  はエージェント数,  $K_m^A$  はエージェント A の第  $m$  成分に対する知識量である。式 (1) においては, 第  $m$  成分に対する知識はエージェント A の方がエージェント B よりも多いものとしている。よって, “エージェント B がエージェント A とインタラクションすることによって知識を得た” ことになる。

両エージェントが「情報の送信」を行った場合, メッセージの受け手 B が送り手 A よりも知識が少ない場合のみ, 次の量だけ知識量を増加できる (図 6 右)。

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

この場合は, “エージェント B にとって, 自分よりも知識量

の多いエージェントがメッセージをくれた場合、知識を得た”ことになる。 $\alpha$ および $\beta$ は定数([0:1])である。

### 3.3 好意値ベクトルとその更新

「会話」をしたエージェント同士はお互いに好意値をアップさせる(図7左)。本論文では、1ずつアップさせている。「情報の送信」が行われているようなエージェント同士においては、メッセージを送った側のエージェントAが、“メッセージを送ったにもかかわらず反応が返ってこなかった”として、エージェントBに対する好意値をダウンさせる(図7右)。本論文では、1ダウンさせている。

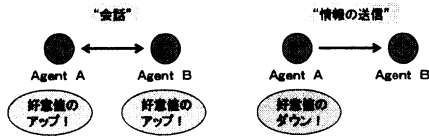


図7 好意値ベクトルの更新

### 3.4 興味ベクトルとその更新

各エージェントの $\vec{I}$ の各成分を更新する。グラノベッターのモデルと本モデルの相違点は表1の通りである。

$\vec{I}$ の各成分について、それぞれに対応した下の閾値Lと上の閾値U(ともに先天的属性)を用いて独立に変化させる。メッセージをくれたエージェントの第n成分の“興味値の合計を[0:1]に正規化したもの”を $p_n(\text{step})$ とすると、 $L_n < p_n(\text{step}) < U_n$ の場合、時刻(step+1)での第n成分の興味値を1アップさせる。そうでなければ、1ダウンさせる。各エージェントの $\vec{I}$ の振る舞いは、各エージェントの属性LとUに大きく依存する。

表1 流行の閾値モデルの興味ベクトルへの応用

	影響を受ける範囲	状態
流行の閾値モデル	集団全員	採用・不採用の2値
興味ベクトルへの応用	メッセージをくれたエージェント	[0:10]の整数

### 3.5 エージェント自身による知識増加

各エージェントは、MASの各stepにおいて、 $\vec{I}$ の最大(>0)の成分jの知識を式(3)に従って増加させる。これは、エージェント自身で情報を収集し、知識を得ることに相当する。

先天的属性の「自身での知識獲得量」 $aself$ によりエージェントの情報収集量が異なる。 $\gamma$ は定数(>0)である。

$$\Delta K_j = \gamma \cdot aself \quad (3)$$

## 4. 計算機実験

「ルール1」,「ルール2」に対して、それぞれ4.1.1節から4.1.3節に示す3種類の目的関数を与えて逆シミュレーションを行った。

MASのパラメータについては、step数:200step, エージェント数:N=20,  $\alpha = \beta = 1.0$ ,  $\gamma = 0.05$ とした。 $\vec{I}$ および $\vec{R}$

は3次元ベクトルとした。なお、 $\vec{I}$ において、誰からもメッセージをもらわなかったエージェントは、各成分を1ずつ減少させた。

また、逆シミュレーション手法(GA)のパラメータは、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とした。

それぞれの目的関数について説明した後、シミュレーション結果を示す。

#### 4.1 目的関数について

##### 4.1.1 目的関数“知識量”

逆シミュレーション手法における目的関数を

$$f_k = \frac{\sum_{i=1}^N (K_1^i + K_2^i + K_3^i)}{3N} \quad (4)$$

とする[3](社会全体の知識量を正規化したもの; N=20)。ただし、 $K_n^i$ はエージェントiの $\vec{R}$ の第n成分。

##### 4.1.2 目的関数“活発性”

逆シミュレーション手法における目的関数を、集団の活発性[9]とする。

##### 4.1.3 目的関数“2つのグループに分裂”

20エージェントのソシオマトリクス[8]Sから、次のような目的関数を定義する[4]。

$$f_{divide} = \sum_{1 \leq i \leq 10, 1 \leq j \leq 10} S_{ij} + \sum_{11 \leq i \leq 20, 11 \leq j \leq 20} S_{ij} - \sum_{1 \leq i \leq 10, 11 \leq j \leq 20} S_{ij} - \sum_{11 \leq i \leq 20, 1 \leq j \leq 10} S_{ij} + 20 \quad (5)$$

$f_{divide}$ は、20エージェントが、エージェント1-10が属するグループAと、エージェント11-20が属するグループBの2つに分裂している度合いとなる。式の各項は次のような値である。

第1項 グループAの10エージェントのメッセージやり取りの活発さを表す。

第2項 グループBの10エージェントのメッセージやり取りの活発さを表す。

第3項 グループAのエージェントが、グループBのエージェントに対してメッセージを送っていたらペナルティを与える。

第4項 グループBのエージェントが、グループAのエージェントに対してメッセージを送っていたらペナルティを与える。

第5項 エージェント数N=20であるが、ソシオマトリクスSの対角成分は必ず0であるため、この定数を $f_{divide}$ に加えている( $f_{divide}$ の最大値が200になるように調整)。

この目的関数で逆シミュレーションを行う際、物理的な座標(x, y)と行動範囲psphereについては、考慮しない(無視する)。これは、集団が物理的な位置関係において2つに分裂することを避けるためである。よって、各エージェントは物理的な位置関係の制約無しにメッセージをやり取りでき、そのような状況にもかかわらず集団が2つに分裂する様子を実現する。

また、シミュレーションにおいて、 $f_{divide}$ の値を200で割ることで、 $f_{divide}$ の値を[-0.9:1]の範囲に収めている。

## 4.2 メッセージ送信ルール1での結果

### 4.2.1 目的関数を“知識量”にした場合

逆シミュレーションによって得られた最良の社会遺伝子を用いて MAS を 200 step 行ったところ、各エージェントは 200 step の間に各成分ともに知識量をほぼ最大値 10 まで増やした。

その中で、半数近くのエージェントは、 $\bar{A}$  のどれか1つの成分のみが 10 になった。すなわち、エージェントの中には、 $\bar{A}$  において、それぞれの成分に特化した性質のものがおり、その成分に対応する興味、知識共に豊富な「専門家エージェント」と言える [3]。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  $\bar{A}$  の成分について、対応する専門家エージェントからメッセージを受け取ることで、知識を増加させていると考えられる。

$\bar{F}$  の振る舞いも調べた。エージェント  $k$  に対して、好意値行列  $A$  の第  $k$  列の値を合計すれば、そのエージェントが集団内でどの程度「好かれているか」が分かる。そこで、MAS を 200 step 終了後の、好意値行列  $A$  からこの値を計算し、大きい順に並べたものを表 2 に示す。表 2 より、専門家エージェントが上位に占められていることが分かる。専門家エージェントは、社会全体の知識量の増加に貢献するとともに、集団内で好感を集め、社会の中心となる役割を演じていることが分かる [4]。

表 2 他者からの好意値：目的関数“知識量”；ルール 1

Agent	「好かれている度合い」	Agent	「好かれている度合い」
19	174(第2成分の専門家)	16	106(第1成分の専門家)
10	173(第3成分の専門家)	20	105(全カテゴリに興味)
12	164(第2成分の専門家)	13	93
3	161(第1成分の専門家)	11	81(第3成分の専門家)
15	154(全カテゴリに興味)	18	72
8	153(第1成分の専門家)	7	55
4	151(第3成分の専門家)	2	54
5	136(全カテゴリに興味)	6	45
1	119(全カテゴリに興味)	17	44
9	113	14	36

### 4.2.2 目的関数を“活発性”にした場合

逆シミュレーションの結果、 $th_{friend}$  が低く、好意値が低いエージェントに対しても積極的にメッセージを送るエージェント群が得られた。また、各エージェントは複数のカテゴリに興味を示しやすい傾向にあることが分かった [4]。

### 4.2.3 目的関数を“2つのグループに分裂”にした場合

「ルール1」においては、逆シミュレーションの結果、片方のグループは出現するものの、もう片方のグループは出現しなかった(全くメッセージのやり取りが行われない)。よって、「ルール1」においては、“2つのグループに分裂”という現象を実現することができないことが分かった [4]。

## 4.3 メッセージ送信ルール2での結果

### 4.3.1 目的関数を“知識量”にした場合

「ルール1」の場合と同様の結果を得たが、相違点として、3

つの成分全てに興味を示すエージェントが多く、そのようなエージェントが他者から好意を集めていることが分かった。「ルール1」の場合と同様に、専門家エージェントの発生も見られるが、それに加えて、全てのカテゴリに強い興味を示す「好奇心旺盛な」エージェントも多く発生した [4]。

### 4.3.2 目的関数を“活発性”にした場合

逆シミュレーションの結果得られた社会遺伝子の一部を表 3 に示す。表 3 より、先天的属性の  $th_{friend}$  および  $th_{interest}$  が 20 エージェントともに小さい値になっていることが分かる。すなわち、好意値が低いエージェントに対しても積極的にメッセージを送り、興味が異なる ( $\cos\theta$  が小さい) エージェントに対しても積極的にメッセージを送り、活発に会話をするような集団が得られている [4]。

表 3 各エージェントの  $th_{friend}$ 、 $th_{interest}$ ：目的関数“活発性”；ルール 2

Agent	$th_{friend}$	$th_{interest}$	Agent	$th_{friend}$	$th_{interest}$
1	0	0.1	11	0	0.1
2	0	0.1	12	0	0.0
3	0	0.0	13	0	0.0
4	0	0.5	14	0	0.2
5	0	0.4	15	0	0.2
6	0	0.4	16	1	0.3
7	0	0.0	17	0	0.0
8	0	0.4	18	0	0.5
9	0	0.1	19	0	0.3
10	0	0.3	20	0	0.3

### 4.3.3 目的関数を“2つのグループに分裂”にした場合

図 8 に、「ルール1」の場合と「ルール2」の場合の、逆シミュレーションにおける適応度 (50 社会遺伝子の平均) を示す。

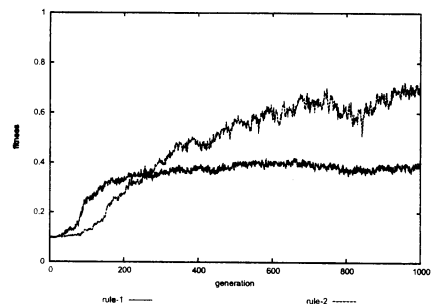


図 8 目的関数“分裂”の場合の平均適応度の世代変化

「ルール2」においては、逆シミュレーションの結果、最良で  $f_{divide} = 0.8$  程度の社会遺伝子を得た。その社会遺伝子を用いて 200 step の MAS を行い、詳細を調べた。

グループ A に属するエージェント (エージェント 1-10) の  $\bar{A}$  の振る舞いを調べると、グループ A は第 1 成分にのみ強い興味を示す集団であることが分かった。

一方、グループ B に属するエージェント (エージェント 11-20)

は、第2成分と第3成分のいずれかあるいは両方に強い興味を示す集団であることが分かった。

この結果は、得られた社会遺伝子を調べることで確認できる。本稿にはスペースの都合で示さないが、20 エージェントの  $\vec{A}$  の各成分に対する下の閾値  $L$  と上の閾値  $U$  はこのような  $\vec{A}$  の振る舞いを推測できるものであった [4]。

表4に、各エージェントの  $th_{interest}$  を示す。1つの成分(第1成分)にのみ強い興味を示すグループAのエージェントは、 $th_{interest}$  が高く、興味を同じくするエージェントとのみインタラクションをする傾向にあり、2つの成分(第2成分と第3成分)に興味を示すグループBのエージェントは、 $th_{interest}$  が低いことが注目し得る結果である。

この結果は、 $\vec{A}$  および  $\vec{R}$  の成分数(3次元ベクトル)と、グループの数(2グループに分裂)という数字にも関連している可能性があり、さらに検討する余地がある。

さらに、各エージェントの  $\vec{F}$  を調べたところ、自分の属するグループのエージェントに対しての好意値は200stepの間に上昇していた。これは、「会話」を行ったエージェント同士はお互いに好意値をアップさせるためである。一方、自分の属さないグループのエージェントとは接触が無いため、各エージェントに対する好意値は初期値のままほとんど変化していなかった [4]。

よって、2つのグループに分裂し、グループ内のエージェントとは密接な関係を築き、グループ外のエージェントには関心を示さないという現象を再現できた。この現象を起こす要因として、グループごとに興味を示すカテゴリが異なっていることも確認できた。

## 5. 考察

「ルール1」においては、後天的属性については、MASの開始時にランダムに初期化される  $\vec{F}$  のみがメッセージ送信の意思決定に影響を与える。そのため、目的関数  $f_{divide}$  においては現象を実現できないなど、問題点も発見された。

「ルール2」では、各エージェントのメッセージ送信の意思決定に自身と相手の  $\vec{A}$  の  $\cos\theta$  の値も影響を与える。 $\vec{A}$  もMASの開始時にランダムに初期化をされるものの、先天的属性の下の閾値  $L$  および上の閾値  $U$  によってその振る舞いが規定され

るため、メッセージ送信の意思決定においてエージェントの性格が反映されやすくなった。

$\vec{A}$  や  $\vec{R}$ 、そして  $\vec{F}$  を導入したことで、「興味」という属性をベクトル化したことの効果を示した。これら3つのベクトルは、人間の感情をうまく表現しており、MASにおけるエージェントの振る舞いは、実社会における人間の集団内での振る舞いがある程度再現できていると考えられる。

$\vec{A}$  については、「流行の閾値モデル」という数理的に裏付けられたルールを応用して適用している。MASにおいては、モデルが数理的に「正しい」ことや、現実社会を反映していることなど、その正当性がようになってくる。 $\vec{A}$  以外の属性、ルールに関しても、これらの要請を満たすように、ルールの見直し等を行う予定である。

また、逆シミュレーション手法においては、目的とするMAS結果を生み出す社会遺伝子(各エージェントの性格)のある1つを求めているに過ぎない。よって、同じ結果を生み出す別の社会遺伝子が存在する可能性が高いと考えられ、逆シミュレーションを多数回実行する、GAにおける多様性を維持した探索を取り入れるなどして、本論文で得たものとは別の社会遺伝子の分析等も今後の課題とする。

## 6. おわりに

本論文では、MASにおいて、興味や知識、感情といった属性を持つエージェントを生成し、エージェントの個性を表現することを試みた。具体的には、エージェント自身の行動に影響を与える「内向き」の属性である「興味ベクトル」や「知識ベクトル」、他者との関わり方に影響を与える「外向き」の属性である「好意値ベクトル」を導入した。

今後の課題として、(1)MASのルール等を現実社会との関連性がより深いものにすること、(2)エージェントの個性をよりうまく表現するための属性を発見すること、(3)逆シミュレーションにおける別解の検討の3点が挙げられる。

### 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] 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)
- [3] 藤井, 他, "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", 情報処理学会, 第90回情報システムと社会環境研究会(2004.11)
- [4] 藤井公司, "MASにおける興味や感情を持ったエージェントモデルの提案", 芝浦工業大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻, 修士論文(2005.2)
- [5] 倉橋, 他, "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] 山口昌哉, 「カオス入門(カオス全書1)」, 朝倉書店(1997)
- [7] 中村, 他, "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)
- [8] 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)
- [9] 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)

表4  $th_{interest}$ : 目的関数「分裂」: ルール2

Agent No.	$th_{interest}$	Agent No.	$th_{interest}$
1	0.4	11	0.4
2	0.6	12	0.4
3	0.8	13	0.4
4	0.7	14	0.0
5	0.1	15	0.0
6	0.7	16	0.3
7	1.0	17	0.2
8	0.8	18	0.3
9	0.8	19	0.0
10	0.9	20	0.0