

集団内の多様性創出メカニズムの解明

浅谷 公威^{†a)} 鳥海不二夫[†] 陳 Yu[†] 大橋 弘忠[†]

Emergence of Cultural Diversity in a Group

Kimitaka ASATANI^{†a)}, Fujio TORIUMI[†], Yu CHEN[†], and Hiro tada OHASHI[†]

あらまし 現実社会において、集団を形成する個人が周囲の文化を個人の基準によって取捨選択することで文化が形成されている。その文化形成プロセスの中で、周囲の情報の取捨選択の基準となる価値観が大きな役割を占めていると仮定し、その様子を数理モデルで表現した。具体的には、個人の周囲への適応過程で多様なコミュニティの出現を表現した Axelrod の文化形成モデル [2] をベースとし、モデルの個々のエージェントに「価値観」という指標を導入し、個人の「価値観」が異なる集団と価値観が一律な集団を定義した。様々なサイズの集団に対してエージェントベースシミュレーションを実施した結果、集団内の個人が異なる「価値観」をもつことが、コミュニティサイズやコミュニティの多様性に大きな影響を与えることを示した。

キーワード コミュニティ形成, Axelrod の文化形成モデル, 文化的多様性

1. ま え が き

近年ではインターネット等のコミュニケーション技術が普及し、人々のコミュニケーションから距離や時間等の制約が取り除かれつつある。SNS や掲示板といったオンラインコミュニティに多くの人々が集まり、これまでにないスピードで多様なコミュニティが形成されていった [10]。一方、どれだけコミュニケーション手段が発達しても、集団内で孤立した人間が存在したり集団の多様性が損なわれる等の事例は依然として存在する。多様性は個人が相互作用する集団の中で形成/消失する性質であり、このような過程を定性的に読み解くことは、コミュニケーションの形式が変化していく中で持続可能かつ柔軟な組織や社会の実現に向けて必要だと考えられる。

集団内の多様性やコミュニティ分析は様々な分野で行われているが、従来の社会学による集団のマクロな分析や、認知科学や脳科学による個人の意思決定原理のミクロな分析だけでは、十分に解明されたとはいえない。近年では、人々の相互作用を数理モデルで表現しその時間発展を定量的に分析するエージェントベ

ースシミュレーションにより、ミクロな動きとマクロな特性を結び付けて社会現象を分析することが可能となった。その代表格が、Schelling の転居モデル [6] と Axelrod の文化形成モデル [2] である。

Schelling の転居モデルは同種選好 (Homophily) を軸にしたモデルで、二次元空間上に分布した個人が自分に近い属性をもった人の周りに移住しやすいという性質をもっている。この単純なモデルでシミュレーションを行うと、同じ属性の人々が近い場所に住むというコミュニティ形成の過程が観察された。このモデルは黒人と白人の分居といった実際に社会で起こり得る事象の考察に使われ、公共政策の領域に大きなインパクトを与えた。一方で Axelrod の文化形成モデルは、コミュニティ内で文化的属性が感染 (Contagion) していくことでコミュニティが構成されるメカニズムを示したモデルである。Axelrod は社会規範や信念や行動形態を含めて、「文化」と定義し、それをお互いに交換し合うことで文化的特徴が似た集団がコミュニティとして生成されていく過程を示した。本研究では、学校のクラスや会社といった関係性がある程度固定された状況下におけるコミュニティ生成の過程を解明するために、Axelrod の文化形成モデルを基本モデルとして採用する。

また、近年の複雑適応システムの分野の研究を俯瞰すると、人間がもつバイアスや不完全情報や非合理性

[†] 東京大学工学系研究科, 東京都

Department of Engineering, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8654 Japan

a) E-mail: asatani@crimson.q.t.u-tokyo.ac.jp

に大きな焦点が当てられている。近年の金融市場や経済学分野では、マルチエージェントシミュレーションを用いて人間の不完全情報や不合理性を折り込むことで多くの社会現象が説明されている。ミクロとマクロな領域を結び付けることが可能な複雑適応システムによるシミュレーションは、社会現象の分析や予測には欠かせないものとなっている。本研究では、不完全情報や不合理性の中でも特に、人間が自身の価値観に基づき外部の情報を取捨選択することに焦点を当て、コミュニティ生成のメカニズムを探っていく。

本研究の目的は、個人が内的にもつバイアスに着目し、集団内で大小様々なコミュニティや多様性が創発するメカニズムを解明することである。個人がもつバイアスとは、「相手の文化的属性のどこを重視するか」ということであり、つまり「価値観」を意味する。この「価値観」が個人によって異なることで同じ情報に対しても異なるアクションを起こし、また、その様子が集団のネットワーク構造にも影響を受けるのではないかと仮定し、Axelrodの文化形成モデルに「価値観」という項を導入し様々なネットワーク上でシミュレーションを行う。

これまでのAxelrodの文化形成モデルにおいては、個人の特性は文化的属性といった外から見える部分でしか取り込まれてこなかった。Axelrodや彼に続く研究者が用いた「多様性」という言葉は、特定の時間に個人がもつ一時的なスナップショットを評価しているに過ぎない。本論文では、個人が内的にもつ「価値観」が個人によって異なることを「価値観の多様性」と定義し、その性質をAxelrodの文化形成モデルに単純な方法で取り込むことに成功した。このモデルをBiased Axelrod's Cultural Model(BACM)と定義する。このモデルをエージェントベースシミュレーションすることでコミュニティ生成の様子を観測し、コミュニティ生成における価値観の多様性の効果を実証した。

2. Axelrodの文化形成モデル

Axelrodの文化形成モデル[2]とはRobert Axelrodが提唱した文化の伝播モデルである。ここでいう文化とは、服装、食習慣、言語等の具体的な要素を示している。エージェントは複数の文化的属性をもち、ネットワーク上の隣接エージェントと相互作用しながら自身の文化的属性を変化させる。言い換えればエージェントに周囲に合わせて自身が適応するモデルであり、Axelrodの文化形成モデルは「単純なエージェントが

複雑な状況を創り出す」複雑適応システムの特徴を示している。

2.1 エージェントの相互作用

Axelrodの文化形成モデルにおけるエージェントの相互作用は、A. 類似度の判定、B. 自身の文化的属性の更新となる。

A. 類似度の判定

ネットワーク上でつながれたエージェント同士は、まずネットワーク上の隣人の文化的属性の類似度を測る。 n 個の文化的属性 $F_{1\sim n}$ のうち、エージェントXとエージェントYが同一の文化的属性を取っている割合を、類似度 S_{xy} として定義する(式(1))。式(1)の $\delta_{F_{x_i}, F_{y_i}}$ はクロネッカーのデルタで、 $F_{x_i} = F_{y_i}$ の場合のみ1の値をとり、その他の場合には0となる(式(2))。図1では、エージェント1とエージェント2は、五つの文化的属性のうち二つが等しいため類似度40%、同様に計算するとエージェント2とエージェント3は類似度20%となる。

$$S_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n \delta_{F_{x_i}, F_{y_i}}}{n} \tag{1}$$

$$\delta_{F_{x_i}, F_{y_i}} = \begin{cases} 1 & (F_{x_i} = F_{y_i}) \\ 0 & (F_{x_i} \neq F_{y_i}) \end{cases} \tag{2}$$

B. 自身の文化的属性の更新

ネットワークの隣接エージェント同士は相互作用し、隣人の文化の一部をコピーして自身に上書きする。このとき、相互作用する確率はエージェント同士の類似度に比例する。図1では、エージェント1とエージェント2は類似度40%のため、類似度20%のエージェ

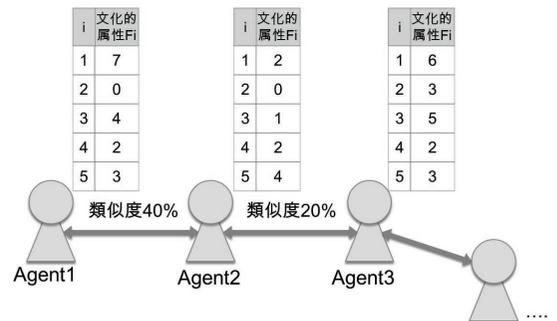


図1 Axelrodの文化形成モデルにおける各エージェントがもつ文化的属性と相互作用の様子。図では、ネットワーク上に配置された各エージェントはそれぞれ五つの文化的属性をもっている

Fig.1 Agent's value and interaction in Axelrod's mode. Each agent on the network has 5 cultural property.

ント2とエージェント3よりも相互作用する確率が高い。それは、似た者は仲良くなりお互いの影響を更に受けやすくなることを意味している。エージェントは、隣人の文化的属性のうち自分と文化的属性の違うものを一つ選択し、その属性を自身に取り込む。この相互作用を繰り返すうちに、エージェントがお互いに影響を及ぼしながら変化していく。

また、本モデルのパラメータは、文化的属性の項目数 n 、各々の文化的属性が取り得る状態の種類数（以下では、各文化的属性の種類数と記載） Q であり、各エージェントはネットワーク上に配置される。

2.2 モデルの結果

初期条件としてランダムに文化的属性を与え、A,Bで定義した相互作用を二次元格子状のネットワークで繰り返し実行すると、エージェントがお互いに影響を及ぼしながら局所的な文化の収束が起こす。しかし、全体として完全に均一になるのではなく複数の集団が発生することが確認された。その後、研究において、1. 文化的属性の項目数が多い場合、2. 文化的属性の種類数が少ない場合、3. エージェント数が多い場合に、集団は一つにまとまりやすいことが判明した [5], [8]。そのような状況では文化の多様性が無くなってしまふと Axelrod は議論した。

2.3 モデルの意義と応用

コミュニティや合意形成を扱う議論では、その多くがゲーム理論を前提としてきた。完全若しくは限定合理性をもった人々が、対立や裏切りが短期的な利益となる中で、長期的視点 [4], [7] や罰則 [1] を取り入れたときに初めて協力関係やコミュニティが成立するモデルである。一方、Axelrod の文化形成モデルは裏切りの一切ない協力的なエージェントの関係をモデル化し、エージェントが様々なコミュニティに属していく過程を表現した。

大学のサークルなどを想像すると、コミュニティ生成のメカニズムは「裏切り」や「囚人のジレンマ」ではなく、ほとんどが協調行動である。にもかかわらず現実には、異なるコミュニティが生成し対立し合う。そのように考えると、全員が隣人に適応しようと協力的に振舞った結果コミュニティが生成し対立構造が生まれる Axelrod の文化形成モデルに基づいたコミュニティ形成のメカニズムは、社会の状況を本質的に捉えたものであるといえる。

このモデルはシンプルであるため、メディアの効果や個人差の導入等の応用がなされてきたが、モデルの

パラメータである文化的属性の種類数 Q と項目数 n との現実社会との対応づけが不明瞭である。これまでの研究では文化的属性の種類数 Q が多く項目数 n が少ない場合に多様なコミュニティが出現している。例えば大学で個人が集まりサークルを作る場合を考えると、活動の場所/内容/頻度のそれぞれの取り得る可能性が多いほどサークルの数が多いという部分は理解できるが、活動の場所/内容/頻度といった項目数が少なくなった方がサークル数が多くなるという部分は現実と対応しているといえない。

3. 提案手法 - Biased Axelrod's Cultural Model

本研究では Axelrod の文化形成モデルをコミュニティ生成のメカニズムの解明へ応用するため、多様性という概念を、各エージェントが相手のどの文化的属性を重視するかという価値観に個人差をもたせることでモデルに実装した。このモデルを Biased Axelrod's Cultural Model (BACM) と呼ぶ。

BACM ではエージェント同士の相互作用の際に、各エージェントの価値観に基づき相手の特定の文化的属性のみで主観的類似度を測る。このモデルは、エージェントが全ての文化的属性を判断することができないという不完全情報や、特定の文化的属性に対するバイアスを取り入れたモデルである。この実装により、客観的な類似度が低いのに仲の良い（主観的類似度が高い）という客観的な類似度と好悪関係の不一致を表現することが可能となる。類似度の計測後は Axelrod の文化形成モデルと同様に、類似度に比例して相手と相互作用する。つまり、各エージェントは自身の価値観と関係なく相手の文化的属性を自身に取り入れる。これは、ある個人の特定の属性が自身の価値観で重視する項目と一致することでその人のことを好きになった場合に、その相手属性のうち自身の価値観で重視していない項目でもいつの間にか感染してしまうという状況を現しているといえる。この過程は 3.1 と 3.2 に詳細に記載する。

また、各エージェントが異なる価値観をもっている状態と固定されている状態ではコミュニティ形成の様子が異なると考え、価値観の分布を定義した。この定義については 3.3 で述べる。

3.1 文化的属性の重要度と主観的類似度

エージェントは自身の文化的属性 F_i をもつとともに、他のエージェントと比較する際にその属性の重要

度 C_i を 0~1 の値で保持する。また、各属性の重要度の合計が 1 となるように $\sum_{i=1}^n C_i = 1$ として正規化する。エージェントごとの文化的属性に対する重要度 C_i の違いこそが価値観の多様性である。モデルにおいてエージェントは自身の価値観に基づいて主観的類似度を計算する。その類似度は、全ての項目に同じ重みをおいた式 (1) で定義した Axelrod の文化形成モデルの類似度 (客観的類似度と呼ぶ) とは異なる。

エージェント X がエージェント Y を見たときの主観的類似度 S_{ij} は以下ようになる。また S_{xy} は 0 から 1 までの値をとる。更に、エージェントごとに価値観が異なるので $S_{xy} \neq S_{yx}$ となる。

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n \delta_{F_{x_i} F_{y_i}} C_i \quad (3)$$

図 2 の場合では、エージェントは文化的属性を五つもっている。そのうち、属性 2 及び 4 がエージェント X, Y で等しいため、Axelrod の文化形成モデルでの客観的類似度は 40% となる。BACM では各文化的属性に対して、重要度 C_i をもっており、エージェント X では、二つが重要度 0.5 であり残り三つの重要度 0 である。式 (3) に従うと、エージェント X からみた Y の主観的類似度 S_{xy} は 50% となるが、 S_{yx} は 80% となる。これは、エージェント Y から X は非常に類似度が高く親近感を感じているが、X は Y に対して親近感が大きいわけではないという状況を表している。このように BACM ではエージェント間の主観的類似度の認識に非対称性があり、有向グラフ上でのネットワークへの実装が必要となる。

3.2 自身の文化的属性の更新

シミュレーションの各ステップで、エージェントは上述の主観的類似度に比例する確率で、隣接するエージェントの文化的属性をコピーして自身に上書きする。Axelrod の文化形成モデルと異なる点は、隣接し合う二つのエージェントで主観的類似度が異なる部分である。

3.3 文化的属性の重要度の分布

n 個の文化的属性に対して、 n_{imp} 個だけの文化的属性を重視するとする。まず、重要とされた文化的属性の値を $1.0/n_{imp}$ とし、それ以外の重要度を $1.0/n_{imp}$ より少ない値である $(0 <) R_a (< 1.0/n_{imp})$ とした。その上で $\sum_{i=1}^n C_i = 1$ として正規化した。

その上で、集団内に価値観の分布の仕方を以下の方式で定義した。 n 個の価値観の中から n_{imp} 個の重



図 2 Biased Axelrod's Cultural Model(BACM) における、エージェントの文化的属性と重要度。また、式 (3) に従い主観的類似度を、式 (1) に従い客観的類似度を計算した結果を記載。

Fig. 2 Agent's value and priority in Biased Axelrod's Cultural Model(BACM). Subjective similarities calculated from Eq.(3) and objective similarities calculated from Eq.(1.)

表 1 定義した価値観の分布
Table 1 Definition of diffusion of value.

価値観の分布	重視する文化的属性の数	重視する文化的属性の分布
価値観固定	一部 (n_{imp} 個のみ)	固定
価値観ランダム分布	一部 (n_{imp} 個のみ)	ランダム
完全合理的	全て	-

要度の高い文化的属性を選択するにあたり以下二つの方法を考えた。まず、全てのエージェントが、同一の n_{imp} 個の文化的属性を重視する場合を「価値観固定」とした。更に、 n 個の文化的属性の中からランダムに n_{imp} 個の文化的属性を選択する場合を「価値観ランダム分布」とした。比較対象として、全エージェントが各々の文化的属性の重要度を均一とする従来の Axelrod の文化形成モデルと同等の「完全合理的」についてもシミュレーションを実施した。それらの分布を表 1 にまとめた。価値観固定の場合で R_a がもし 0 であれば、その属性を除いた「完全合理的」とほぼ同一の状況となる。 $R_a = 0$ としなかったのは、個人が各自の価値観で重視しない項目からも弱い影響を受け、それが繰り返されることで文化が伝搬していくという様子をモデルで再現するためである。

4. シミュレーション結果、考察

現実中存在する様々な集団においてコミュニティが形成される過程を再現するため、大きく疎なネットワーク、小さく密なネットワークの二つの条件下にて

前節で定義したモデル (BACM) の挙動を検証した。

大きく疎なネットワークの例として、趣味のサークルやオンラインコミュニティがあげられる。このようなネットワークを表すモデルとして、スモールワールド性をもつ WS モデル [3] を採用した。WS モデルとはレギュラーネットワークの任意のエッジをランダムに張り替えた、スモールワールド性をもつネットワークである。

一方、現実社会には学級などの小さく密なネットワークも存在しており、それを表現するネットワークとして完全グラフを採用した。

4.1 大きく疎なネットワークにおけるコミュニティ生成

大きく疎なネットワークにおける BACM の挙動の検証を以下の条件で実施した。BACM を実装するネットワークは、平均接続次数 $m_a = 12$ 、つなぎ替え確率 $\beta = 0.05$ の WS モデルのネットワーク [3] とした。また、文化的属性の項目 $n = 5$ とした。また、エージェントの価値観の分析は、完全合理的 ($n_{imp} = n = 5$)、「価値観固定」 $n_{imp} = 2R_a = 0.01$ 、「価値観ランダム分析」 $n_{imp} = 2$ とした。

100 回以上のシミュレーションを行い、各シミュレーションで算出された最大コミュニティサイズの平均を図 3 にプロットした。文化的属性の類似度が 80% 以上の隣接エージェントの集合をコミュニティとし、下記抽出手法でコミュニティを抽出した。

(1) 各エージェントを結ぶエッジのうちエッジの両端のエージェントの類似度が 80% 以上のものだけ残

して他を削除する

(2) 生成されたネットワーク上に存在する各々の閉じたネットワークを一つのコミュニティとする。

多くの条件でのシミュレーションの結果、この 80% 以上という基準を 60%~90% としてもほとんど分割されるコミュニティに変化がなかった。その中間値をとって類似度が 80% 以上の隣接エージェントの集合を、「コミュニティ」とした。

エージェント数 N が 500 ~ 1000 の特定のしきい値を超えると、最大コミュニティサイズの割合が増加から減少へ転じた。この原因は、コミュニティが拡大する速度の限界がありその間に他のコミュニティが生成したためであると考えられる。また一般に、価値観の多様性（「価値観ランダム分布」）が多様なコミュニティを生成すること、エージェント数が大きい場合には価値観の固定化が大集団の出現につながることも分かった。また、全体の価値観が多様である場合（「価値観ランダム分布」）では最大コミュニティサイズが小さくなった。

BACM において生成された大小のコミュニティの分布を詳細に把握するため、エージェント数の分布の一例として、エージェント数 $N = 2000$ の WS モデル上で実験を行った結果を以下に示す。コミュニティサイズ 1, 1 ~ 10, 11 ~ 99, 100 以上、の各規模のコミュニティに所属するエージェント数の割合を図 4

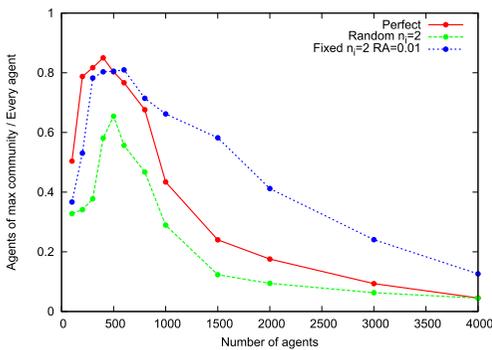


図 3 WS モデルにおけるネットワークサイズと、最大コミュニティに属するエージェントの全エージェントに対する割合。上図の Perfect が「完全合理的」、Random が「価値観ランダム分布」、Fixed が「価値観固定」を示す。

Fig. 3 Plots of ratio of agents which belong to the biggest community.

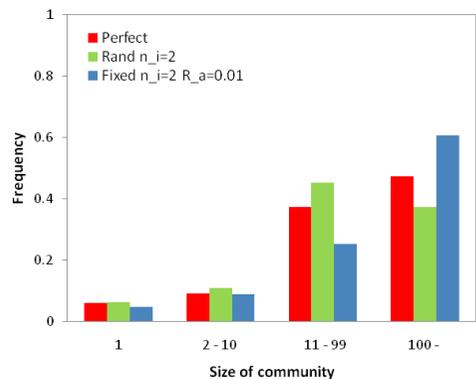


図 4 エージェント数 $N = 2000$ の WS モデルにおける生成した各規模のコミュニティに所属するエージェント数の割合。(シミュレーション 100 回の平均)。棒グラフの左から、「完全合理的」、「価値観ランダム分布」、「価値観固定」となる。

Fig. 4 Plots of ratio of agents which belong to each size of community(1,2-10,11-99,100-). The parameter used is: n (Network size) = 2000. From the left, Rational(Perfect) Random value and Fixed values.

にプロットした。「価値観固定」においてエージェントは 100 以上の大コミュニティに所属する割合が高いことが分かる。また、「ランダムな価値観」の場合はエージェント数 11-99 のコミュニティに属するエージェントの割合が大きくなった。この結果と最大コミュニティサイズの結果から、価値観の多様性（「価値観ランダム分布」）が多様なコミュニティを生成すること、エージェント数が大きい場合には「価値観固定」が大集団の出現につながる事が分かった。

エージェント数を変えて実験した各々の場合において、生成した各々のコミュニティの文化的属性が同一となっていないかを検証した。生成したコミュニティごとに、文化的属性の項目ごとに最も多くエージェントが採用した値をとり、その値の集合をそのコミュニティの文化的属性とした。その上で文化的属性の類似度が 80% 以上のコミュニティの各集合を抽出し、その各集合における最大コミュニティサイズのもの以外を重複コミュニティとした。その重複コミュニティに属するユーザー数の全体に占める割合を、図 5 にプロットした。結果、重複コミュニティに属するユーザーの割合は多くても 1.4% となっており各コミュニティはおおむね独立していることが確かめられた。

また、コミュニティが形成される過程を観察するために、シミュレーション時に全体のエージェントの類似度の平均が上昇していく過程を図 6 にプロットした。「価値観のランダム分布」の最大コミュニティサイズは小さいにもかかわらず、類似度の平均は「価値観固定」よりも大きくなっている。これは、価値観に

多様性がある場合は、情報が行きわたることで文化的属性がある程度均一化しつつも、細かい差異があるコミュニティが多く生成されていったと考えられる。これらの結果は、エージェント数やネットワークの構造を変えてシミュレーションした場合でも同様の傾向となった。

以上の結果をまとめると、「価値観固定」は大きなコミュニティに属する人の割合が多いが、類似度の平均が低いことから、各コミュニティは対立（文化的属性が大きく異なる）していると考えられる。現実社会に当てはめると、例えば、戦争や経済発展といった大きなテーマが国民の関心事となった国において体制派/反体制派といった大きなコミュニティが出現していく様子を表しているのではないかと考えられる。一方、「価値観ランダム分布」においては多様なコミュニティが急速に相互作用しながら発展している状況を示している。これは、例えば、価値観が多様化し大きな物語が終焉 [9] したポストモダンにおいて、様々な人々が集まるインターネット上などで多くのコミュニティが形成されてきた様子を示しているといえるだろう。以上の結果より、集団の中での価値観の分布がコミュニティ形成のメカニズムに大きな影響を与えることが分かった。

4.2 小さく密なネットワークでのコミュニティ生成

小さく密なネットワークにおけるモデルの挙動の検証を $N = 50$ の完全グラフ上で実施した。また、「固定価値観」から「価値観ランダム分布」までを連続値で表現する変数 α を導入した。変数の定義を以下に述

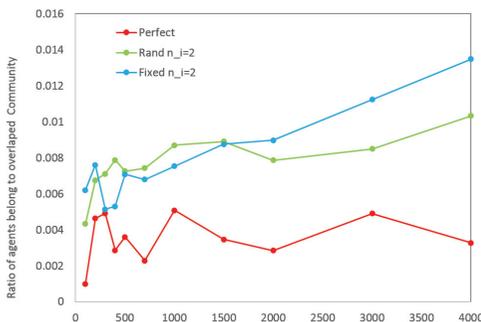


図 5 WS モデルにおけるネットワークサイズと、重複コミュニティに属するユーザー数の全体に占める割合。Perfect が「完全合理的」、Random が「価値観ランダム分布」、Fixed が「価値観固定」を示す。

Fig. 5 Plots of ratio of agents belong to overlapped community.

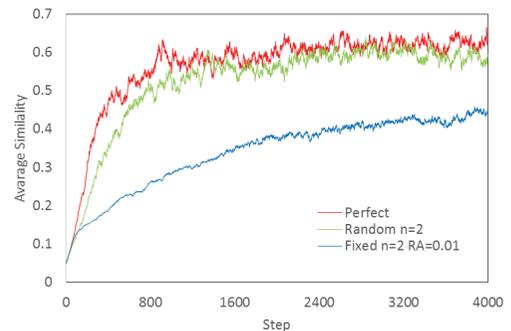


図 6 $N=2000$ の WS ネットワーク上のステップ数ごとの各エージェントの類似度の平均。縦軸に類似度の平均、横軸にステップ数。図の右部分の上部から、「完全合理的」、「価値観ランダム分布」、「価値観固定」。

Fig. 6 Plots of average similarity of each agent by step. The parameter used is: $n(\text{network size}) = 2000p$.

べる。

(1) 以下の式で各価値観に重み（選択される確率）を与える。

$$W_i = \exp(-\alpha i)$$

(2) 各々のエージェントが、その重みに比例する確率で n_{imp} 個の価値観を選択し、重みの合計が 1 となるように選択された価値観の重みは $1/n_{imp}$ とする。 $\alpha = 0$ の場合、全ての価値観の重みが同じであり、「ランダム」と同様の価値観の選び方になる。また、 $\alpha = \infty$ の場合には i の小さい価値観の重みが相対的に大きくなり i が小さいものから順に選択され、「価値観固定」と同様になる。特に $\alpha \geq 2$ においてはほとんど「価値観固定」と同じ価値観の選び方となる。

本シミュレーションでは構成されたコミュニティ内のエージェントの文化的属性の均一性を推測するために、これまでの定義である 80%以上の類似度のエージェントで構成されるコミュニティに加え、完全に同一なエージェントで構成されるコミュニティ（完全類似）の定義を採用し、それぞれにおける最大コミュニティサイズを図 7 にプロットした。

シミュレーションの結果、固定価値観の場合は最大コミュニティサイズが小さく、多様なコミュニティの出現を促したといえる（図 7 の $\alpha = 2$ の辺り）。しかし、コミュニティ（完全類似）とコミュニティ（80%類似）のエージェント数がほぼ同じであることから、生

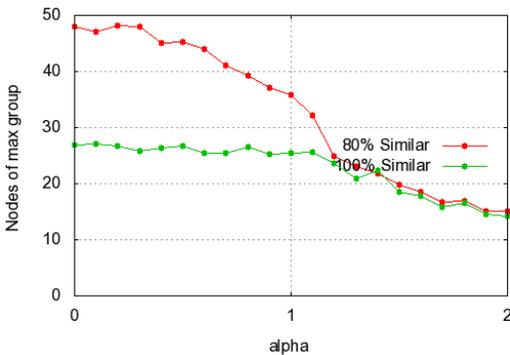


図 7 α の変化と最大コミュニティサイズ（完全グラフ）：グラフ左側が $\alpha = 0$ が「価値観ランダム分布」の分布の状態、右にいくに従い価値観が固定化されている。黒線がコミュニティ（完全類似）で、灰色線がコミュニティ（80%類似）。

Fig.7 Maximum community size and α . $\alpha = 0$ (the left of figure) means distribution of random values and $\alpha = 2$ (the right of figure) means distribution of fixed values.

成される最大コミュニティは完全に同一なエージェントの集合であるといえる。逆に「価値観ランダム分布」（図 7 の $\alpha = 0$ ）という価値観の多様性のある人々の集合が、「固定価値観」の場合より大きなコミュニティ（80%類似）を生成することが分かった。最大コミュニティだけに注目すると「固定価値観」の場合、コミュニティ（100%類似）とコミュニティ（80%類似）に差異はなく、すなわち、コミュニティ（80%類似）の内部は均質なエージェントで占められていることが分かった。一方、「価値観ランダム分布」では、コミュニティ（100%類似）とコミュニティ（80%類似）に差異があり、最大コミュニティ（80%類似）の内部は完全に均質ではなく属性が若干異なるエージェントが同時に存在しているといえる。

この観察結果をもたらすメカニズムを詳細に調査するために「固定価値観（ $\alpha = 2$ ）」と「価値観ランダム分布（ $\alpha = 0$ ）」において、価値観に基づき重視する属性の数 n_{imp} 及び重視しない属性の重要度 R_a を変化さ

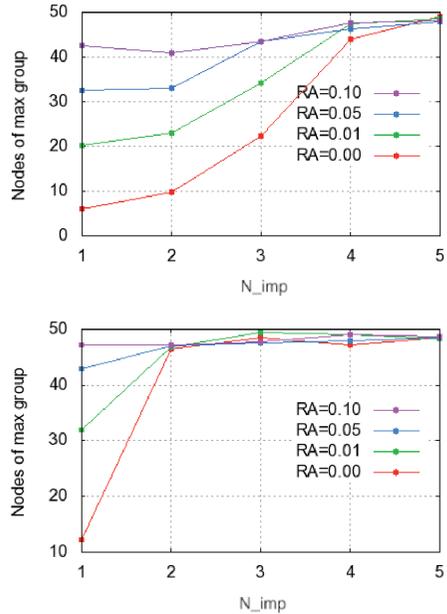


図 8 完全グラフ上で $n_{imp} = 1 \sim 5$ まで変化させたときの最大コミュニティサイズ。上が「固定価値観」、下が「価値観ランダム分布」。各グラフの左部において上から順に $R_a = 0.10, 0.05, 0.01, 0.00$ の系列を表す直線。

Fig.8 Plots of the biggest community size. The parameter used is: n (Network size) = 50. Above figure is fixed property of values and below one is random property of values. From the top each line means $R_a = 0.10, 0.05, 0.01, 0.00$.

せたときの最大コミュニティサイズを計算した。図 8 より、価値観に基づき重視する属性の数が少なく重視しない属性の重要度が低いほど最大コミュニティサイズが下がることが分かった。これは、ユーザー同士の相互作用が限定されることで局所的なコミュニティが生成して固定化されたからだと考えられる。また、「価値観ランダム分布」は「価値観固定」に比べ、価値観に基づき重視する属性の数が 1 から 2 へ上昇したり重視しない属性の重要度の上昇に敏感に反応して最大コミュニティサイズが上昇している。このことは、多様な価値観をもっている集団において、情報が少しでも多く流通すると一度に全体がまとまっていく（大きなコミュニティが出現する）ことを意味している。

以上の結果は、学級などの小さな集団において価値観の多様性がない場合、対立や孤立を招くという構造を示したものであると考えられる。また、価値観の多様性がある集団において対立や孤立が存在している場合、各々が少しでも自分が重視していない属性の比重を上げたり価値観に基づき重視する属性の数を増やすと、それに敏感に反応して集団が一つにまとまってしまうことを示している。

5. む す び

エージェントの相互作用という構成論的なアプローチでコミュニティ生成の過程を表現した Axelrod の文化形成モデルに、価値観の多様性という概念をエージェントに価値観に分布をもたせるといった単純な方法で実装した。そして、各エージェントの価値観の多様性が、生成されるコミュニティサイズやコミュニティ内部の均一性にクリティカルな影響を与えることが分かった。その結果を図 9 にまとめた。

大きくて疎なネットワークの場合、多様な価値観をもったエージェント集合は多様なサイズのコミュニティを生み出した。一方、固定された価値観のエージェントの集合は、完全合理的な場合よりも大きな集団を生み出すことが分かった。このようなコミュニティ生成のメカニズムにネットワーク構造が大きく影響していることも確認できた。これは、様々な価値観をもつ人々がインターネットを介してオンライン上で多様なコミュニティを形成している様子を表現しているといえる。

また、小さく密なネットワークにおいて、価値観の固定化は集団を小さなコミュニティに分裂する方向へ導くことが観察された。逆に多様な価値観をもった集

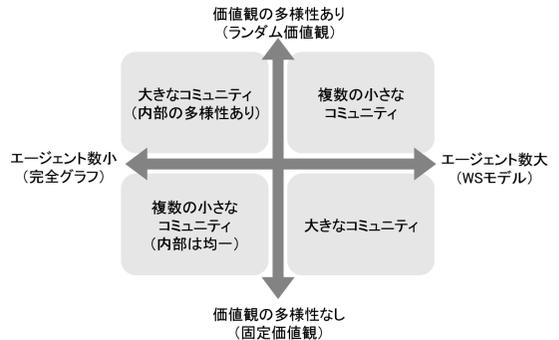


図 9 シミュレーション結果のまとめ。横軸がエージェント数、縦軸に価値観の多様性をとり、各象限におけるコミュニティ生成の様子を定性的に表記した。

Fig. 9 Conclusion of simulation result. Community property is shown in the figure. The horizontal axis means number of agents and the vertical axis means diversity of property of values.

団において大きなコミュニティの生成が観測されたが、そのコミュニティ内部では多様なエージェントが存在することが明らかになった。これは、学校のクラスなどの小さな集団で、各自が多様な価値観をもつことで様々な人から構成される大きなコミュニティを形成することを示せたといえる。

本論文のモデルから演繹された結果は、様々な集団におけるコミュニティ形成において個人の価値観が重要であるという示唆をあたえることができた。この結果は、通信手段の発達や SNS 等のオンラインコミュニティの出現が人々のコミュニケーションの形を変えている現在におけるコミュニケーションの有り方の考察にも使えるだろう。本研究で実装した価値観の多様性という概念は、今後の文化拡散やコミュニティ生成における研究に新たな地平を開くものであると考えられる。本研究では感染 (Contagion) を表現したモデルでコミュニティ形成の過程を表現したが、今後は、人の移動を考えた長期間でのコミュニティ形成を考えるため同種選好 (Homophily) [1] も視野に入れたモデルを作成したい。その上で、感染と同種選好のそれぞれがコミュニティ形成にどのような影響を及ぼすかを検討したい。また、オンラインコミュニティの時系列のデータからコミュニティが生成/衰退する様子を追うことで本論文の理論を裏付けることも検討している。

文 献

- [1] C.R. Shalizi and A.C. Thomas, "Homophily and contagion are generically confounded in observational social network studies. An evolutionary approach to

norms,” American Political Science Review, pp.1095–1111, 1986.

- [2] R. Axelrod, “The dissemination of culture a model with local convergence and global polarization,” J. Conflict Resolution, pp.203–226, 1997.
- [3] D.S. Callaway, M.E.J Newman, S.H Strogatz, and D.J. Watts, “Network robustness and fragility: Percolation on random graphs,” Phys. Rev. Lett., pp.5468–5471, 2000.
- [4] C. Camerer, Behavioral game theory: Experiments in strategic interaction, Princeton University Press, 2011.
- [5] D. Centola, J.C. Gonzalez-Avella, V.M. Eguiluz, and M.S. Miguel, “Homophily, cultural drift, and the co-evolution of cultural groups,” J. Conflict Resolution, pp.905–929, 2007.
- [6] W.A.V. Clark, “Residential preferences and neighborhood racial segregation: A test of the schelling segregation model,” Demography, pp.1–19, 1991.
- [7] J.C. Harsanyi and R. Selten, A general theory of equilibrium selection in games, MIT Press Books, 2003.
- [8] K. Klemm, V.M. Eguiluz, R. Toral, and M.S. Miguel, “Globalization, polarization and cultural drift,” J. Economic Dynamics and Control, pp.321–334, 2005.
- [9] S. Kvale, Psychology and postmodernism. Sage Publications Limited, 1992.
- [10] F. Toriumi, H. Yamamoto, H. Suwa, I. Okada, K. Izumi, and Y. Hashimoto, “Comparison analysis among large amount of sns sites,” Trans. Japanese Society for Artificial Intelligence, pp.78–89, 2010.

(平成 25 年 2 月 11 日受付, 6 月 25 日再受付)



陳 Yu

1994 年東京大学大学院工学系研究科システム量子工学博士課程修了。同年東京大学工学部助手。現在東京大学大学院新領域創成科学研究科准教授。



大橋 弘忠

1980 年東京大学大学院原子力工学科博士課程修了。現在東京大学大学院工学研究科教授。



浅谷 公威

2011 年東京大学工学系研究科システム創成学専攻修士課程修了。社会人を経て、2012 年より東京大学工学系研究科博士課程在籍。



鳥海不二夫 (正員)

2004 年東京工業大学大学院工学系研究科機械制御システム工学博士課程修了。同年名古屋大学情報科学研究科助手。現在東京大学工学系研究科准教授。