

群知能アルゴリズムを用いた エージェントベース社会シミュレーション

Agent-Based Social Simulation Employing a Swarm Intelligence Algorithm

上鍋 秀幸*¹ 能登 正人*¹ 森住 哲也*² 木下 宏揚*¹
Hideyuki Kannabe Masato Noto Tetsuya Morizumi Hirotsugu Kinoshita

*¹神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻
Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

*²ネットワークスアイ東洋株式会社
Toyo Networks & System Integration Co., Ltd.

People today exchange a great variety of information over the Internet. While the Internet has certainly facilitated social interaction, security measures have become absolutely essential to ensure private information is not compromised or tampered with. These security-related problems are also related to human values, but it is not easy to represent complex human values by conventional agent-based simulation. In this paper, we propose a model of information propagation in social networks using particle swarm optimization (PSO), a type of swarm intelligence algorithm, to simulate how different values affect human interaction. Simulations based on the model reveal that effects on propagation of information are quite different between environments where information is exchanged among agents with the same values and environments where information is exchanged among agents with different values.

1. はじめに

近年、我々はインターネットを通じて様々な情報のやり取りを行っている。ごく最近では、クラウドという新しいシステムが登場し、ビジネスや人々の社会生活が更に豊かになってきている。インターネットの発展には目覚ましいものがあり、ネットワーク無くしてはビジネスが成り立たない状況にある。このような社会はインターネット社会と呼ばれ、人々がコミュニケーションを行う場となっている [岡本 10]。しかしながら、インターネットにより社会生活が便利になる一方で、こうしたネットワークシステムでの情報漏洩や情報改竄の対策が益々重要になってきている [今井 02]。

インターネット社会の特徴として、多種多様な価値観を持った人々が集まってコミュニティを作り、相互作用してそれぞれが自身の目標に向かって振る舞おうとする。このようにインターネットをコミュニティ単位で見みると、コミュニティの相互作用による情報伝播の影響はコミュニティごとに異なる。そして、このような価値観の違いによって個々が受ける情報伝播の影響が、情報漏洩や情報改竄に関連する [森住 06]。従って、情報漏洩や情報改竄を防止するために、価値観の違いによる情報伝播の影響を分析することは重要であると考えられる。

情報伝播を分析する一手法としてエージェントベースモデリング (Agent-Based Modeling: ABM) があり、複数のエージェントが同時に活動し、相互作用する状況をシミュレートすることによって複雑な現象を再現する手法である。個々のエージェントの動きだけでは想定できないような社会的な現象をボトムアップ的に解析するのに効果的であり、従来では実験が困難であった、社会、経済、文化など、人間の意思決定が中心となる問題への接近法として研究が行われている。このような ABM は、社会シミュレーションと総称され、社会現象の理解

と社会システムの創造の手段として注目されている。

ABM を用いている研究例として [高橋 07, 鳥山 08] などがあげられる。[鳥山 08] では認識をタグで表現し、組織の中でどのように伝播するかを論じている。これらの研究では情報の特性、つまり情報の価値については考えられておらず、すべての情報は同価値で取り扱われている。しかしながら、現実世界で人々は多種多様な価値観に基づいて行動するため、人々の価値観を考慮して社会シミュレーションを行う必要があるが、ABM の対象は抽象的なものが多く、中でも人間の社会的行動を具体的に記述するものはあまり見られない。その 1 つめの理由として人間の通常の社会的行動の記述が困難であるという点があげられる。2 つめの理由として、ABM の対象が複雑になると、モデルの属性値とシミュレーション結果との因果関係の分析が難しくなるためである。これらの理由から、エージェントに人間の価値観を反映させることは簡単ではない。

本稿では、「人の価値観は振る舞いに現れる」と捉え、最適化手法の群知能アルゴリズムである PSO (Particle Swarm Optimization) に着目した。PSO は自身の周りの Particle (探索点) はすべて仲間であり、群れで行動することで各々が協力し合い、探索を効率的に行っていくため、敵対者はいないモデルとなっている。このような特徴を活かし、人々が情報交換によって相互作用する環境を PSO に選択 (自然淘汰) の概念を組み込んだ改良型 PSO [Angeline 98] を用いて構築し、エージェントベースの社会シミュレーションモデルを提案する。本モデルを用いることで、現実世界における人々の多様な価値観を表現し、価値観の違いによる情報伝播の影響を分析する。

2. Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization (PSO) は、群知能を基にしたメタヒューリスティクスの一つである [Kennedy 95]。群知能とは、虫や動物といった生物の社会的振る舞いに着目したアルゴリズムの総称である。群を構成する各個体はそれほど複雑な行動は見せないが、群になることによってあたかも高度な知

連絡先: 上鍋 秀幸, 神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻, 〒221-8686 神奈川県横浜市神奈川区六角橋 3-27-1, Tel: 045-481-5661(内線 3807), E-mail: kannabe@nt.ee.kanagawa-u.ac.jp

能を持った一つの生命体のように振る舞う。このような、個体間の局所相互作用が全体の行動にもたらす創発が群知能の魅力の重要な要素であるとされている。

PSO では、複数の探索点 (Particle) がそれぞれ位置と速度の情報を持っており、これらの情報を群 (Swarm) の中で交換し、最良解の情報を群全体で共有しながら探索を行う。PSO のアルゴリズムは、基本的な算術演算の繰り返しから構成された非常にシンプルなものであるため、電力システム、制御系設計システム、無線通信システムなどの様々な問題に対して適用され、その有効性が確認されている。

n 次元の最適化問題において、群を形成する各 Particle はそれぞれ状態空間における現在の位置 \mathbf{x}_i と速度 \mathbf{v}_i を持ち、これまでの探索での自身の最良の位置情報 \mathbf{pbest}_i とその評価値 $f(\mathbf{pbest}_i)$ を記憶している。ここで、 $i (i = 1, 2, \dots, m)$ は Particle 番号である。更に、群全体で共有する最良の位置情報 \mathbf{gbest} とその評価値 $f(\mathbf{gbest})$ を記憶している。このように群全体で最良の位置情報を共有する最も一般的な PSO のモデルは Gbest モデルと呼ばれている。

Gbest モデルは、群全体で発見した最良解を \mathbf{gbest} として群全体で共有する PSO の最も基本的なモデルである。Gbest モデルは収束が早いという利点があるが、最適化する目的関数によっては局所解に陥りやすいという欠点がある。一方、Lbest モデルは、群をいくつかのグループに分割し、それぞれのグループで発見した最良解を \mathbf{lbest} として群全体ではなくそのグループ内のみで共有するモデルである。

PSO では、各 Particle が \mathbf{pbest}_i 及び \mathbf{gbest} を用いて速度を修正し、位置を更新していくことで、最適化したい目的関数の最適解を目指して探索を行う。各 Particle は現在の位置 \mathbf{x}_i^k (k は反復回数) から、現在の速度 (\mathbf{v}_i^k)、自身が記憶している最良解へ向かうベクトル ($\mathbf{pbest}_i^k - \mathbf{x}_i^k$)、群全体で共有している最良解へ向かうベクトル ($\mathbf{gbest}^k - \mathbf{x}_i^k$) の重み付き線形結合として速度を更新 (\mathbf{v}_i^{k+1}) し、次の位置 \mathbf{x}_i^{k+1} に移動する。各 Particle の速度の更新式を式 (1) に、位置の更新式を式 (2) にそれぞれ示す。

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = w\mathbf{v}_i^k + c_1\text{rand}_1(\mathbf{pbest}_i^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2\text{rand}_2(\mathbf{gbest}^k - \mathbf{x}_i^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (2)$$

ここで、 w , c_1 , c_2 はそれぞれの項に対する重みパラメータ、 rand_1 , rand_2 は 0~1 の一様乱数である。群を構成する各 Particle が自身の独自情報と群全体の共通情報とを総合し、一定の規則に従って最適な解を求めて行動を取ることが PSO の特徴である。

3. 提案手法

3.1 概要

現実世界では人々は多様な価値観で行動するため、同じ情報でも受け手によってその情報の価値が異なる。本研究では、群知能を利用した最適化手法である PSO に、選択 (自然淘汰) の概念を組み込んだ改良型 PSO を用いた社会シミュレーションモデルを提案する。PSO における情報交換形態である Gbest モデル、Lbest モデルを用いて、人々がインターネット社会で情報交換を行う際のコミュニティを構築する。また、Particle をエージェントとすることで、インターネット社会でのコミュニティ内で活動する人々を表現し、選択の概念によってエー

ジェントの進化を表現する。本研究では以下の条件を前提とする。

- インターネット社会には複数のコミュニティが存在し、人々はそのいくつかのコミュニティに帰属している。
- コミュニティに属する人々は、自身の価値観を反映させたエージェントを持ち、エージェントはインターネットを通して、インターネット検索による情報収集や他のエージェントと情報交換を行い、自身に有益な情報を収集する。

インターネット社会における人々の価値基準として、各エージェントには性質の異なる評価関数を与える。各エージェントの評価関数の違いはインターネット社会における人々の多様な価値観のアナロジーとみなす。すなわち、単峰性の評価関数の場合は解が一つしか存在しないような単純な価値観、多峰性の評価関数の場合は局所解が複数存在するような複雑な価値観、悪スケール性の評価関数の場合は情報の構成要素に比重がかかり情報に対する評価が情報の構成要素によって大きく異なる価値観、変数間依存の評価関数の場合は情報の構成要素間に非線形な依存関係が存在する価値観をそれぞれ表現可能とする。

ここで、 $\mathbf{x}_j (j = 1, 2, \dots, n)$ はエージェントが探索する情報の構成要素を表す。 n は次元数を表しており、次元数が増えるほど情報量は増えることを意味する。情報 \mathbf{x} を価値観 f で評価したもの ($f(\mathbf{x})$) を情報の価値とする。例として、情報 \mathbf{x} を「自動車」とした場合、情報の構成要素は「メーカー」、「デザイン」、「色」、「価格」などである。「 \mathbf{x}_{red} という自動車の車体は赤色である」という情報は赤が好きな人には価値の高い情報となるが、白が好きな人には価値の低い情報となってしまう。つまり、各エージェントは探索した情報 \mathbf{x} を自身の価値基準 f で評価し、自身にとって価値の高い情報を得るために探索を行う。また、コミュニティ内で各エージェント同士が情報交換を行うことで、別のエージェントから自身にとって価値の高い情報を得る。

このような社会シミュレーションモデルによってインターネット社会の多様な価値観を表現し、本モデルを用いた計算機シミュレーションによって異なる価値基準を持つエージェントが複数存在し、相互作用する環境での情報伝播について分析する。

3.2 アルゴリズム

提案するアルゴリズムで使用する変数の説明として、 k は反復回数、 i はエージェント番号、 \mathbf{x} は探索情報、 \mathbf{v} は探索ベクトル、 \mathbf{pbest} はエージェント自身の過去の最良情報、 \mathbf{cbest} はコミュニティ内で共有する過去の最良情報、 w , c_1 , c_2 は各項の重みパラメータ、 rand_1 , rand_2 は 0~1 の一様乱数とする。以下に提案手法のアルゴリズムを示す。

Step 0 [準備]

Particle の数 m 、及び最大反復回数 T_{max} を与え、 $k = 0$ とおく。

Step 1 [重みパラメータの生成]

各 Particle ごとに重みパラメータ c_1 , c_2 をランダムに生成し、 w を与える。

Step 2 [初期化]

1. 各 Particle の初期探索情報 \mathbf{x}_i^0 と初期探索ベクトル \mathbf{v}_i^0 を与える。
2. \mathbf{x}_i^0 は実行可能領域内にランダムに与え、 \mathbf{v}_i^0 はランダムに与える。

3. $pbest_i^0 = x_i^0$ とおく.
4. $cbest^0 = pbest_{i_g}^0$ とおく.
ただし, $i_g = \arg \min_i f(pbest_i^0)$ である.

Step 3 [探索ベクトルの更新]

式 (1) で探索ベクトル v_i^k を更新する.

Step 4 [探索情報の更新]

式 (2) で探索情報 x_i^k を更新する.

Step 5 [$pbest$ の更新]

各 Particle の現在の評価値 $f(x_i^{k+1})$ と過去の最良値 $f(pbest_i^k)$ を比較し, $pbest_i^k$ を更新する.

if $f(x_i^{k+1}) < f(pbest_i^k)$

then $pbest_i^{k+1} = x_i^{k+1}$

else $pbest_i^{k+1} = pbest_i^k$

Step 6 [$cbest$ の更新]

$cbest^{k+1} = pbest_{i_g}^{k+1}$ とおく.

ただし, $i_g = \arg \min_i f(pbest_i^{k+1})$ である.

Step 7 [選択 (自然淘汰)]

1. 全 Particle の中から最も評価値の良い Particle を選出する.
2. 全 Particle の中から評価値の悪い Particle を全体の 20% 選出する.
3. 2. で選出した Particle に 1. で選出した Particle の x_i^k と v_i^k の値をリプレースする.

Step 8 [終了判定]

k が T_{max} に到達したならば, 最適解を $cbest^{k+1}$, 最適値を $f(cbest^{k+1})$ として終了. さもなければ, $k = k + 1$ として **Step 2** へ行く.

Step 7 の選択 (自然淘汰) は参考文献 [Angeline 98] を参考に, パラメータを設定した.

4. シミュレーション

4.1 価値基準

各エージェントの価値基準として単峰性の Sphere 関数, 弱い多峰性の Bohachevsky 関数, 強い多峰性の Rastrigin 関数, 悪スケール性の Weighted-Sphere 関数, 変数間依存性の Rosenbrock 関数の性質の異なる 5 つの評価関数を用いる.

各評価関数の特徴として, Sphere 関数は決定変数間に依存関係を持たず, 探索空間に極小値が一つしか存在しない最もシンプルな単峰性関数である. Bohachevsky 関数は多数の局所解を持つ弱い多峰性関数である. Rastrigin 関数は格子状に多数の局所解を持ち, 決定変数間に依存関係を持たない強い多峰性関数である. Weighted-Sphere 関数は座標系のスケールの取り方が異なるため, 目的関数に対する感度が変数によって大きく異なる悪スケール性関数である. Rosenbrock 関数は隣り合う変数間に強い依存関係が存在する変数間依存性関数である.

各エージェントが探索した情報が同一であっても, 自身の評価関数で評価する際にエージェントごとに評価値が異なる. これにより, 受け手によって情報の価値は異なるという現実世界の多様な価値観を表現する. 各評価関数の関数式を以下に示す.

(a) Sphere 関数

$$f_a(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (3)$$

(b) Bohachevsky 関数

$$f_b(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2 + 2x_{i+1}^2 - 0.3 \cos(3\pi x_i) - 0.4 \cos(4\pi x_{i+1}) + 0.7) \quad (4)$$

(c) Rastrigin 関数

$$f_c(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (5)$$

(d) Weighted-Sphere 関数

$$f_d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^2 \quad (6)$$

(e) Rosenbrock 関数

$$f_e(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n-1} \{100((x_i^2 + 1)^2 - (x_{i+1} + 1))^2 + (1 - (x_i + 1))^2\} \quad (7)$$

これら 5 つの関数はいずれも評価値は 0 以上であり, 最良評価値は 0.0 となっている. すなわち, 評価関数による評価値が 0 に近いほど情報の価値が高いことになる.

4.2 実験環境

本シミュレーションでは, 式 (3)~式 (7) の各評価関数を持つエージェントをそれぞれ 50 体 (計 250 体) 用いて以下の二種類の実験を行った. 実験 1 は各エージェントは自身と同じ評価関数を持つエージェントのみと共有情報の交換を行う環境とし, 実験 2 は各エージェントはすべてのエージェントと共有情報の交換を行う環境とする.

現実世界における人々の行動原理の根底には各々の価値観が関連している. よって, 従来手法である価値観が統一されたエージェント同士で情報交換を行う環境を実験 1, 提案手法である異なる価値観を持ったエージェント同士で情報交換を行う環境を実験 2 とし, これらの環境の違い, つまり価値観の違いが情報伝播にどのような影響が現れるのかを考察する.

表 1 にシミュレーションパラメータを示す.

表 1: シミュレーションパラメータ

評価関数の次元	$n = 20$
エージェントのパラメータ	$w = 0.6$
	$c_1 = 0.1 \sim 2.0$ $c_2 = 0.1 \sim 2.0$
最大ステップ数	1000
試行回数	1000

エージェントの探索ベクトル更新式 (1) における c_1 , c_2 は自情報の重視度と他情報の重視度を表す重みパラメータとなっている. これらの重みパラメータ c_1 , c_2 の値はエージェントごとに異なった値を用いる. 例えば, $c_1 > c_2$ の場合は他者の情報よりも自身の情報を重視して探索を行い, $c_1 < c_2$ の場合は自身の情報よりも他者の情報を重視して探索を行うことになる. これにより, 同じ評価関数を持ったエージェントであっても, 情報に対する考え方が異なることを表現することができる. ここで, 表 1 のシミュレーションパラメータは文献 [Takahashi 09] を参考に設定した.

4.3 結果と考察

$n = 20$ の場合の実験 1 及び実験 2 におけるシミュレーション結果として、評価関数を持ったエージェントごとにプロットした、最良情報の平均評価値の推移をそれぞれ図 1、図 2 に示す。

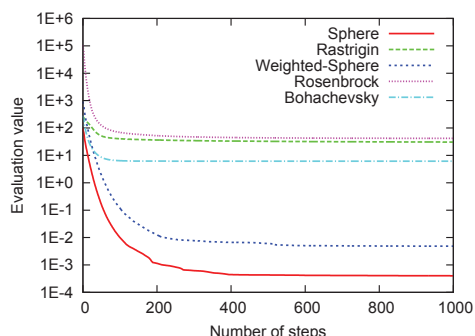


図 1: 最良解の評価値の推移 (実験 1)

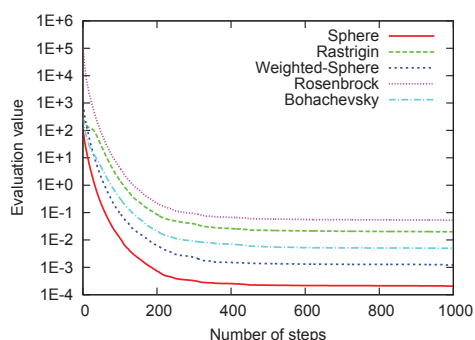


図 2: 最良解の評価値の推移 (実験 2)

実験結果のグラフ (図 1 及び図 2) から、実験 1 の環境も実験 2 の環境もすべての評価関数が収束していることが確認できる。評価関数別に見てみると、Sphere 関数を持つエージェントは実験 1、実験 2 と環境に関わらずほぼ同じ値に収束している。Sphere 関数以外の、Bohachevsky 関数、Rastrigin 関数、Weighted-Sphere 関数、Rosenbrock 関数の評価関数を持つエージェントは、自身とは異なる評価関数を持つエージェントが複数いる環境の方が良い値に収束していることが確認できる。実験 1 の環境では同一の評価関数を持ったエージェントとのみ情報交換を行ったため、一度局所解に陥るとそれ以上良い情報は存在しないとエージェントが判断し収束してしまうが、実験 2 の環境では 5 つの評価関数の中で最も評価値の高かった Sphere 関数を持つエージェントの影響を受けることで、各々の局所解から脱出しやすくなったためである。このことから、自身よりも良い評価値を持ったエージェントがコミュニティ内に存在する場合は良い影響を受けるが、自身よりも良い評価値を持ったエージェントが存在しない場合は、他のエージェントの影響を全く受けないと考えられる。

5. おわりに

本研究では、インターネット社会における人々の価値観の違いが情報伝播にどのような影響をもたらすかを分析するために、群知能アルゴリズムの一つである PSO に選択の概念を反映させた改良型 PSO によるエージェントベースの社会シミュ

レーションモデルを提案した。本モデルを用いることで、従来では表現することが難しかった人々の価値観を、PSO と性質の異なる 5 種類の評価関数を利用することで表現した。また、シミュレーションの結果から、自身と同じ価値基準を持った者同士で情報交換を行う環境よりも、自身とは異なる価値基準を持った者同士で情報交換を行う環境のほうが、より良い情報を得られるということが確認できた。しかしながら、自身よりも良い情報を持った他者がコミュニティにいない場合、他者からは影響を全く受けないということが分かった。

今回のシミュレーションでは、大域的最適解と変域 (探索空間) が同一である 5 つの評価関数を用いたが、この場合だと最良情報へ向かう過程は異なるが、最終的に自身と他者が最も良いとする最良情報は一致していることになる。また、現実世界では自身と他者とは、最も有用とする情報は異なるはずである。よって、コミュニティ内での最良情報である *cbest* の決定方法については、検討の必要がある。また、現実世界では多種多様な価値観が存在しているので、5 種類の評価関数だけでは再現しきれない部分もあると思われる。

今後は、各評価関数の大域的最適解を異なった値にし、次元数や評価関数の数を検討した上でシミュレーションを行う。また、*cbest* の決定方法に競争の概念やエージェントの価値観を反映できないかを検討する。

参考文献

- [Angeline 98] Angeline, P. J.: Using Selection to Improve Particle Swarm Optimization, in *Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 84–89 (1998)
- [今井 02] 今井 秀樹: インタネット社会の情報セキュリティ, 映像情報メディア学会誌, Vol. 56, No. 7, pp. 1044–1047 (2002)
- [Kennedy 95] Kennedy, J. and Eberhart, R.: Particle Swarm Optimization, in *Proc. of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942–1948 (1995)
- [森住 06] 森住 哲也, 木下 宏揚: インターネット社会の情報漏えい・情報改ざんを防止するセキュリティモデルの提案, 日本セキュリティ・マネジメント学会誌, Vol. 20, No. 3, pp. 13–30 (2006)
- [岡本 10] 岡本 吉晴: インターネット社会の進展とビジネス・イノベーション, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 55, No. 5, pp. 277–283 (2010)
- [高橋 07] 高橋 徹, 山田 隆志, 寺野 隆雄: 社会ネットワークにおける局所構造の創発と分析, 人工知能学会第 21 回全国大会論文集, Vol. 1C2-5, (2007)
- [Takahashi 09] Takahashi, T., Yamada, T., and Terano, T.: Simulating Information Transmission Mechanisms on a Network through Particle Swarm Optimization, in *Proc. of 2009 Ninth Annual International Symposium on Applications and the Internet*, pp. 292–293 (2009)
- [鳥山 08] 鳥山 正博, 菊池 剛正, 中川 祐司, 山田 隆志, 寺野 隆雄: エージェントベースシミュレーションを用いた企業組織の経営環境認識モデル, 情報処理学会研究報告数理モデル化と問題解決 (MPS), Vol. 2008, No. 41, pp. 39–44 (2008)