

エージェントの価値観を考慮した 社会シミュレーションモデルの提案

上鍋 秀幸[†] 後藤 典[†] 能登 正人[†] 森住 哲也[‡] 木下 宏揚[†]

[†] 神奈川大学工学部電子情報フロンティア学科

[‡] ネットズエスアイ東洋株式会社

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。しかし、一方で情報漏洩の問題が顕在化している。

インターネット社会では人々が集まりコミュニティを作る。コミュニティは多種多様な価値観が存在し、相互作用してそれぞれ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毎に異なる。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 [1]。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。

本研究では、人々の価値観の違いによる情報伝播の影響を分析するために、人々が情報交換によって相互作用する環境を構築し、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。

2 従来手法

2.1 Multi-Agent Based Simulation (MABS)

一定のルールが与えられ、それらに基づいて自律的に行動する主体をエージェントと呼ぶ。MABSとは、複数のエージェントに同時並行的に各々のルールを実行させ、それらが相互作用することで現れる社会的なふるまいを分析するためのシミュレーション手法の一つである。社会にはいくつもの要素が絡み合う複雑な事象が溢れており、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、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。しかしながら、エージェントのモデルが複雑になると、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ことが知られている。従って、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。

Society Simulation Model Considering Agents' Sense of Values

Hideyuki Kannabe[†], Tsukasa Goto[†], Masato Noto[†], Tetsuya Morizumi[‡] and Hirotsugu Kinoshita[†]

[†]Department of Electronics and Informatics Frontiers, Kanagawa University

[‡]Toyo Networks & System Integration Co., Ltd.

2.2 Particle Swarm Optimization (PSO)

PSOとは、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。群知能とは、鳥や魚といった生物の社会的モデルに着目したアルゴリズムの総称であり、群を構成する各個体自身は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能を持った一つの生命体のように振る舞う [2]。PSOの基本原理は、鳥や魚などの群が餌を探す際の行動を研究することによって導かれた「情報を群全体で共有する」という仮説に基づいている。PSOではParticleと呼ばれる探索点がそれぞれ位置と速度の情報を持っており、これらの情報を群の中で交換し、位置と速度の更新を繰り返すことで最適化した目的関数の最適解を目指して探索を行う。

PSOの代表的な情報交換形態としてGbestモデルとLbestモデルがある。PSOの最も基本的なモデルであるGbestモデルでは、群全体で発見した最良解を**gbest**として群全体で共有する。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**lbest**としてグループ内でのみ共有するモデルである。

3 提案手法

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を人々が情報交換を行う際のコミュニティとし、Particleをエージェントとする。また、選択の概念によってエージェントの進化を表現する。各エージェントには価値基準として性質の異なる評価関数を与えて探索を行う。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解が複数存在するような複雑な価値観を表現可能とする。

このようなモデルで現実世界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。

各エージェントの1ステップを以下に示す。

1. コミュニティ内で最良情報**cbest^k**を交換する。
2. エージェント*i*の探索ベクトルを更新する。

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 \text{rand}_1(\text{pbest}_i^k - x_i^k) + c_2 \text{rand}_2(\text{cbest}^k - x_i^k) \quad (1)$$

3. エージェント i の探索情報を更新する.

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

4. エージェント i の探索情報 \mathbf{x}_i^{k+1} を自身の価値基準 ($f_i(\mathbf{x}_i^{k+1})$) で評価する.

5. エージェント i の最良情報 \mathbf{pbest}_i^k を更新する.

if 最良情報の価値 < 探索情報の価値
then $\mathbf{pbest}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^{k+1}$
else $\mathbf{pbest}_i^{k+1} = \mathbf{pbest}_i^k$

6. 選択 (自然淘汰)

評価値の悪いエージェントの探索情報と探索ベクトルに評価値の良いエージェントの値をリプレイスする.

ここで 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, $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ は 0~1 の一様乱数である.

4 シミュレーション実験

本研究では, PSO における Particle をエージェントとし, エージェントに与える評価関数は単峰性の Sphere 関数, 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, 弱い多峰性の Bohachevsky 関数の五つを使用する. 式 (1) における各項の重みパラメータ c_1, c_2 はエージェント毎に違う値を用いる. エージェントの最大ステップ回数は 1000 回, 反復回数は 1000 回とする. 各評価関数を持つエージェントをそれぞれ 50 体, 計 250 体を用いて次元数 n を変化させて以下の環境でシミュレーション実験を行う.

実験 1 各エージェントは自身と同じ価値基準を持つエージェントのみと共有情報の交換を行う環境

実験 2 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

各実験におけるエージェントのコミュニティを図 1, 図 2 に示す. ここで, 同じ色のエージェントは同じ評価関数を持っているとし, エージェントを結ぶ線はエージェント間のリンク (コミュニティ) を表す.

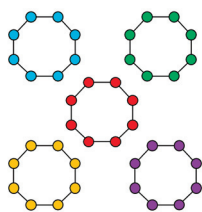


図 1: 実験 1

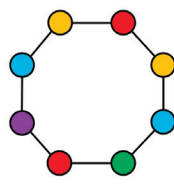


図 2: 実験 2

5 結果と考察

$n = 20$ の場合の実験 1 および実験 2 における評価値の推移をそれぞれ図 3, 図 4 に示す.

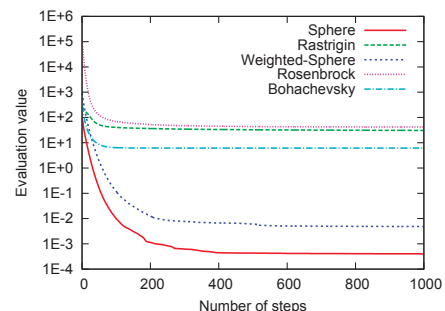


図 3: 評価値の推移 (実験 1, $n=20$)

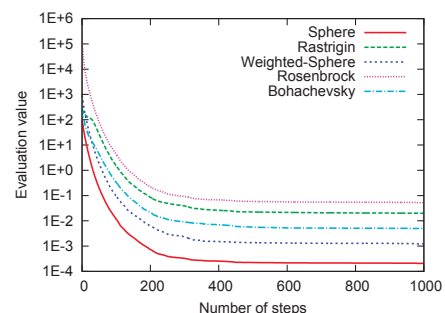


図 4: 評価値の推移 (実験 2, $n=20$)

実験結果のグラフ (図 3 及び図 4) 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. Sphere 関数を持つエージェントは実験環境に関わらずほぼ同じ値に収束している. Sphere 関数以外の評価関数を持つエージェントは, 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. これは, 評価値の高い Sphere 関数を持つエージェントの影響を受けることで局所解から脱出しやすくなったためだと考えられる. 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, 存在しない場合は影響を全く受けないと考えられる.

6 おわりに

本モデルのシミュレーション結果から, エージェントの価値基準の違いによって発生する情報伝播の影響を分析した. 今後は, コミュニティ内での過去の最良情報 \mathbf{cbest} の決定過程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

- [1] 森住哲也, 木下宏揚: インターネット社会の情報漏えい・情報かい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).
- [2] Kennedy, J. and Eberhart, R.: Particle Swarm Optimization, *Proc. of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 20, pp. 1942-1948 (1995).