

クラウドにおける情報制御のための PSOを用いた情報伝播シミュレーション

松井 丈弥[†]

能登 正人[†]

森住 哲也[‡]

木下 宏揚[†]

[†] 神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻

[‡] 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おり、このような社会はインターネット社会と呼ばれている。インターネット社会は複数のコミュニティの集まりから構成されており、個人はそのいくつかに帰属してインターネットを通じて情報の検索・収集を行う。更に、インターネット社会はクラウドと言う新しい社会基盤によって大変革する兆しを見せている。クラウドにおいては様々な情報が溢れており、情報が伝播する際の振る舞い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マルチエージェントシミュレーション (MABS) が用いられている。MABSは、要素と要素間の相互作用をモデリングするボトムアップ的手法であり、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。従来の情報伝播の研究では、情報を評価する側 (エージェント) の価値観の違いは考慮されておらず、すべてのエージェントは同じ価値観で情報の価値を評価している [1]。しかし、インターネット社会では多様な価値観が存在するため、同じ情報でも受け手によってその価値は異なる。

本稿では、群知能を利用した最適化手法である Particle Swarm Optimization (PSO) を用いて情報伝播モデルを構築する。本モデルでは PSO における評価関数の違いをエージェントの価値観の違いのアナロジーとみなす。これにより、異なる価値観を持つエージェントが複数いる環境での情報伝播について考察し、情報を制御するマルチエージェントシステムについて検討を行う。

2 Particle Swarm Optimization (PSO)

PSO は鳥や魚などの群としての行動を模倣した最適化手法である。PSO では、群を形成する各 Particle がそれぞれ状態空間における現在の位置 \mathbf{x}_i^k と速度 \mathbf{v}_i^k を持っている。ここで、 i は Particle 番号、 k は反復回数である。また、各 Particle はこれまでの探索での自身の最良の位置情報 (\mathbf{pbest}_i^k) と群全体で共有する最良の位置情報 (\mathbf{gbest}^k) を記憶しており、 \mathbf{pbest}_i^k および \mathbf{gbest}^k を用いて式 (1) で速度を修正し、式 (2) で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。

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

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

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。また、PSO では Particle 間にネットワークを張り、自身とリンクを持つ Particle だけで情報交換を行うモデルもある。この場合、式 (1) における \mathbf{gbest}^k の代わりに自身とリンクを持つ Particle の中で最良情報 (\mathbf{lbest}^k) を用いて速度の修正を行う。

3 情報伝播モデル

本モデルでは、PSO における Particle をエージェントとする。各エージェント i (i はエージェント番号) は自身の評価関数 f_i を持っており、探索で得た情報 \mathbf{x} を f_i で評価 ($f_i(\mathbf{x})$) し、情報の価値を決定する。また、エージェント間のリンクを情報交換ネットワーク (これをコミュニティと呼ぶ) とし、各エージェントはコミュニティ内で情報の交換を行う。PSO の要素と本モデルの対応を表 1 に示す。

表 1: 本モデルと対応する PSO の要素

PSO の要素	本モデルでの意味
Particle	エージェント
解 (位置) \mathbf{x}	情報
$f(\mathbf{x})$	情報の評価関数
速度ベクトル \mathbf{v}_i	探索ベクトル
位置ベクトル \mathbf{x}_i	探索情報
Particle 間のリンク	情報交換ネットワーク (コミュニティ)
\mathbf{pbest}	エージェント自身の過去の最良情報
\mathbf{lbest}	コミュニティ内での過去の最良情報
w	前のステップでの探索ベクトルへの慣性
c_1	自情報の重視度
c_2	他者情報の重視度

各エージェントの 1 ステップの流れを以下に示す。

Step 1. コミュニティ内で最良情報 \mathbf{lbest}^k を交換する。

Step 2. 以下の式 (3) でエージェント i の探索ベクトルを更新する。

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = w\mathbf{v}_i^k + c_1\text{rand}_1(\mathbf{pbest}_i^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2\text{rand}_2(\mathbf{lbest}^k - \mathbf{x}_i^k) \quad (3)$$

Step 3. 式 (2) でエージェント i の探索情報を更新する。

Step 4. エージェント i の探索情報 \mathbf{x}_i^{k+1} を自身の評価関数で評価 ($f_i(\mathbf{x}_i^{k+1})$) する。

Information Propagation Simulation with PSO for Controlling Information in the Cloud

Takeya Matsui[†], Masato Noto[†], Tetsuya Morizumi[‡] and Hirotsugu Kinoshita[†]

[†] Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

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

表 2: 評価関数

関数名	関数式	性質	大域的最適解	変域
Sphere	$f_A(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	単峰性	$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0)$	$-5.0 \leq x_i \leq 5.0$
Rastrigin	$f_B(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	多峰性	$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0)$	$-5.0 \leq x_i \leq 5.0$
Weighted-Sphere	$f_C(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^2$	悪スケール性	$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0)$	$-5.0 \leq x_i \leq 5.0$
Rosenbrock	$f_D(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n-1} \{100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i)^2\}$	変数間依存性	$\mathbf{x}^* = (1, \dots, 1)$	$-5.0 \leq x_i \leq 5.0$

Step 5. エージェント i の最良情報を更新する.

if 最良情報の値 $<$ 探索情報の値

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

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

4 シミュレーション実験

本研究では、各エージェントの評価関数として表 2 に示す性質の異なる 4 種類の関数を用いる。これら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 である。すなわち、評価値が 0 に近いほど情報の価値が高いことになる。このような評価関数の性質の違いはインターネット社会における多様な価値観のアナロジーとみなすことができる。例えば、単峰性は解が一つしか存在しないような単純なコミュニティ、多峰性は解が複数存在するような複雑なコミュニティ、悪スケール性は目的関数に対する感度が変数によって大きく異なるコミュニティ、変数間依存性は変数間に非線形な依存関係が存在するコミュニティとそれぞれみなすことができる。本シミュレーションでは、各評価関数を持つエージェントを 50 体 (計 200 体) 用いて以下の 2 種類の実験を行った。

実験 1 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とのみ共有情報の交換を行う。

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。

両方の実験に共通して、評価関数の次元は $n = 10$ 、エージェントのパラメータは $w = 0.6$ 、 $c_1 = c_2 = 1.5$ 、最大ステップ数を 100、試行回数を 1000 回とした。実験 1 の場合の評価値の推移を図 1 に、実験 2 の場合の評価値の推移を図 2 にそれぞれ示す。

図 1 より、各エージェントが自身と同じ評価関数を持つエージェントのみと情報交換を行う環境では、Sphere 関数と Weighted-Sphere 関数はステップ数が増えるほど最適解に近づき良い情報が得られているが、Rastrigin 関数と Rosenbrock 関数では局所解に陥ってしまっていることが確認できる。一方、図 2 より、各エージェントがすべてのエージェントと情報交換を行う環境では、すべての評価関数において局所解に陥ってしまった。各評価関数別に見てみると、Rastrigin 関数に関しては自身と性質の異なる評価関数を持つエージェントと情報交換を行う方がより良い情報を得られるが、Sphere 関数と Weighted-Sphere 関数に関しては局所解が存在しないにも関わらず解が収束してしまっている。更に、Rosenbrock 関数に関しては、実験 1、実験 2 共にほぼ同じ値に収束しており、他の評価関数の影響を受けない結果となった。

以上の結果より、異なる評価関数を持つエージェントが複数いる環境では、自身と異なる評価関数を持つ

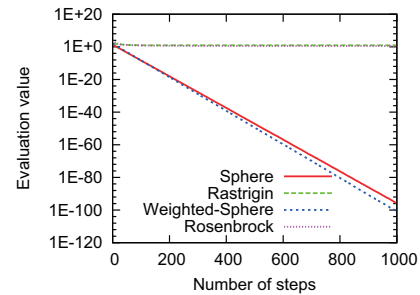


図 1: 評価値の推移 (実験 1)

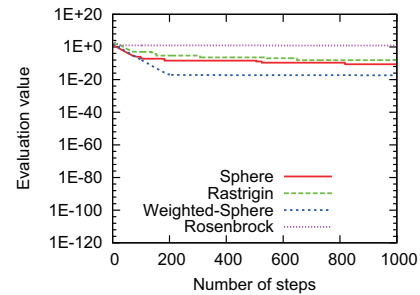


図 2: 評価値の推移 (実験 2)

エージェントの影響を受けることで多峰性のような複雑な評価関数を持つエージェントは良い情報を得られるが、局所解がない単純な評価関数 (単峰性、悪スケール性) を持つエージェントは良い情報を得られにくくなると考えられる。また、変数間依存性の評価関数を持つエージェントは他のエージェントの影響を受けにくいということが分かった。

5 おわりに

本稿では、PSO を用いて情報伝播モデルを構築し、異なる価値観を持つエージェントが複数いる環境での情報伝播について考察を行った。今後は、更に多くの評価関数を用いた場合のシミュレーションを行い、情報を制御するマルチエージェントシステムについて検討を行っていく。

参考文献

[1] Takahashi, T., Yamada, T. and Terano, T.: Simulating Information Transmission Mechanisms on a Network through Particle Swarm Optimization, *Proc. of 2009 Ninth Annual International Symposium on Applications and the Internet*, pp. 292–293 (2009).