

距離に基づくマルチエージェントベースシミュレーションの感度分析

岡部 良[†] 渡辺 成良[‡]

電気通信大学電気通信学研究科情報通信工学専攻[†]

電気通信大学情報通信工学科[‡]

1 はじめに

マルチエージェントベースシミュレーション (MABS) は、近年その有用性が認知されてきたが、シミュレーション結果の妥当性を検証する方法が確立されていない。

感度分析は、モデルの出力値が入力値の変化にどの程度敏感であるかを分析することであり [1]、これまで様々なシミュレーション結果の妥当性検証に用いられてきた [2]。MABS のような多くのパラメータを含むモデルに対しても、この感度分析は適用されるべきであるが、環境が整っていない。

そこで本研究では、距離による類似度の比較に着眼した MABS のための感度分析を提案し、評価実験を行う事によりその有効性を示す。

2 背景と目標

2.1 感度分析 (Sensitivity Analysis) の課題

MABS の教科書や短評論は、現在、“感度”の正確な定義や感度分析の手法が確立されていないことを明らかにしている。そのため、感度分析の統一的な手法が求められている。

2.2 研究目標

本研究では、結果が収束する MABS と、結果が収束する事なく、半永久的に続く MABS の両方に対応できる感度分析に関する統一的な手法の確立を目指す。乱数の影響により同じ設定環境下であっても結果として得られる時系列データが実行毎に異なり、さらにその長さも異なっても対応できるような手法を提案する。時系列データに着目した理由は、どの MABS であっても持っているであろうと考えたためである。本研究では、感度分析の中でも random seed variation に着目する。Random seed variation とは、それぞれの実行に対して、計算機が発生した乱数の異なる列を使用してシミュレーションを繰り返すことによってモデルのランダムな要素の影響をテストすることである。

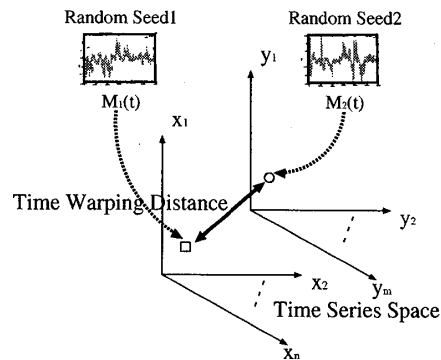


図 1: 定量化手法の概要

3 乱数の影響の定量化手法

本手法では、複数回シミュレーションを行った結果の 2 項間の距離をタイムワーピング距離により定量化し、多次元尺度構成法 (MDS) を経て、乱数による結果の分散の程度を計算する。提案するシミュレーション結果の差異の定量化手法の概要を図 1 に示す。

3.1 タイムワーピング距離

タイムワーピング距離の計算方法について簡単に述べる [3]。長さが n, m の 2 つの時系列 $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ 、 $Y = (y_1, \dots, y_j, \dots, y_m)$ に対して、まずは、以下の式で定義される 2 つの点 x_i, y_j 間距離 $d(x_i, y_j)$ を (i, j) 要素の値とする $n \times m$ 行列を作成する。

$$d(x_i, y_j) = (x_i - y_j)^2 \quad (1)$$

次に、以下の再帰関数を使用してタイムワーピング距離を計算する。

$$\gamma(i, j) = d(x_i, y_j) + \min(\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)) \quad (2)$$

$$\gamma(0, 0) = 0, \gamma(i, 0) = \gamma(0, j) = \infty \quad (3)$$

この再帰関数を使用すると、タイムワーピング距離は以下のように表される。

$$D_{tw}(X, Y) = \sqrt{\gamma(n, m)} \quad (4)$$

これは動的プログラミングによって $O(nm)$ で計算可能である。

Sensitivity Analysis for Multi-Agent-Based Simulation based on Distance

[†]Ryo Okabe(The University of Electro-Communications)

[‡]Shigeyoshi Watanabe(The University of Electro-Communications)

3.2 多次元尺度構成法 (MDS)

MDS はある特殊な基準を基にして座標軸を設定し、それを基にして対象の座標値を求める手法であり、分類対象物の関係を低次元空間における点の布置で表現することが可能となる。MDS により、様々なパラメータに対して、シミュレーション結果が近い、または遠い様子が視覚的に理解できるようになる。

4 実験

提案する定量化手法の評価を行う目的で、シェリング「分居」モデルをもとにした MAS「分居」モデル [4] を用いて実験を行う。モデル内のパラメータに対して、様々な乱数での結果を比較することで、結果の乱数の影響の度合いと、乱数の影響が少ない頑強性のあるシミュレーション結果の発見を行う。

4.1 実験で使用するモデル

2次元の格子状空間にランダムに配置された赤と青2種類のエージェントが、周囲の状況から自らの幸福度を測ることによって意思決定を行う。このとき、各エージェントは周囲8近傍(ムーア近傍)に存在するエージェントを見回して、次式で表される幸福度を計算する。

$$\text{幸福度} = \frac{\text{ムーア近傍にいる同色エージェントの数}}{\text{ムーア近傍にいるエージェントの総数}} \times 100 \quad (5)$$

閾値は各エージェントが満足する最低限の幸福度を示し、モデルで外生的に与えられる。自分の幸福度が閾値以下で自らを不幸だと認識するエージェントは、3×3マスの移動範囲内の空いているマスにランダムに移動することになっている。逆に、閾値よりも幸福度の高いエージェントはその場にとどまる。すべてのエージェントが幸福だと判断しその場に停止すると、均衡状態に達してシミュレーションは終了する。各エージェントの幸福度の合計を、エージェント総数で除したものを平均幸福度と呼び、分居の程度を示す指標として用いる。

乱数の影響は、エージェントの初期配置、環境を知覚し、意思決定を行い、行動を起こすエージェントの選定やエージェントが動く場合の動く方向の選択に及ぶ。

4.2 提案手法の評価実験結果

格子数は40×40、赤・青エージェントの数は各々300、閾値 $\in \{10, 30, 50, 70, 90\}$ のそれぞれに対して、異なる10個の乱数を用いたときの、シミュレーション結果を比較した。

それぞれのパラメータに対して、乱数の種を10回変更してシミュレーションを行い、シミュレーション結果

表 1: MDS 結果から得られる分布の分散

閾値	10	30	50	70	90
分散	157.6	92.4	305.0	226.4	148.4

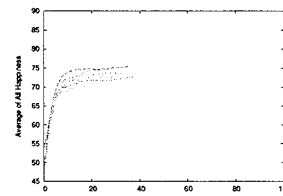


図 2: 閾値が30のときの平均幸福度

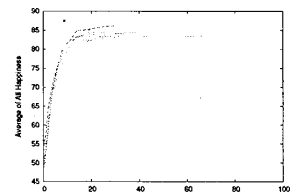


図 3: 閾値が50のときの平均幸福度

の距離を測定し、MDS を用いて 2次元の座標軸上に配置した結果の分布の分散を表1に示す。表1より、閾値が30のとき、最も分布の広がりが小さくなっている。つまり、閾値が30のとき、シミュレーション結果は最も頑強になっていると言える。ここで、図2に閾値が30のときの平均幸福度の時系列の例を図3に閾値が50のときの平均幸福度の例を示す。これらを実験者が直感的にどちらがより結果が頑強であるか判断することは難しいであろうが、提案手法を用いることで、客観的にどちらの結果がより頑強であるかを判断することができる。

5 今後の展望

提案した乱数の影響の定量化手法を他の事例に適用することが考えられる。また、変更した定量化手法を random seed variation 以外の感度分析に適用することが考えられる。提案手法を統一的な手法とするために以上の事が必要である。

6 おわりに

本稿では、MABS のための感度分析を提案し、その適用実験では乱数の影響をあまり受けないシミュレーション結果の発見を行うことができた。提案手法が広く用いられることを願う。

参考文献

- [1] E.S.Chattoe. *Social Science Microsimulation: Tools for Modeling, Parameter Optimization, and Sensitivity Analysis*, pp. 243-273. Heidelberg, Physica Verlag, 2000.
- [2] A.Law. *Simulation Modeling and Analysis*. McGraw-Hill, second edition edition, 1991.
- [3] J.B.Kruskall. *The Symmetric Time-Warping Problem: From Continuous to Discrete*, pp. 125-161. Addison-Wesley, 1983.
- [4] 田村誠, 板山真弓, 山影進. コンピュータのなかの人工社会マルチエージェントシミュレーションモデルと複雑系, 第7章. 株式会社構造計画研究所, 2002.