

社会的ふるまいの時系列変化を再現するエージェントベースモデリング

大竹 麗央[†] 松村 真宏^{††} 西田 豊明^{†,†††}

[†] 東京大学大学院情報理工学系研究科

〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1

^{††} 大阪大学大学院経済学研究科

〒 560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-7

^{†††} 京都大学大学院情報学研究所

〒 606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

E-mail: †{leo,matumura,nishida}@kc.t.u-tokyo.ac.jp

あらまし 本研究では、エージェントベースモデリングにおいて、最終的な定常状態だけでなく、そこに到達するまでの社会の時系列変化も考慮に入れたマルチエージェントモデルを構築するための手法を提案する。モデル化する社会の特徴を示すマクロ社会指標の時系列データ（ターゲットデータ）を利用し、この時系列変化を再現するマルチエージェントモデルを、逆シミュレーション手法によって構築する。逆シミュレーション手法における適応度には、ターゲットデータとシミュレーション結果の類似度という観点から、単純差分和、時系列モデルとの差分和、スペクトル差分和の3種類を用いる。

キーワード エージェントベースモデリング、逆シミュレーション、マクロ社会指標、時系列データ

Agent-based Modeling for Reproducing Time-series Change of Social Behavior

Leo OHTAKE[†], Naohiro MATSUMURA^{††}, and Toyoaki NISHIDA^{†,†††}

[†] Graduate school of Information Science and Technology, The University of Tokyo.

7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656 Japan

^{††} Graduate school of Economics, Osaka University.

1-7, Machikaneyama-cho, Toyonaka-shi, 560-0043, Japan

^{†††} Graduate school of Informatics, Kyoto University.

Yoshida-honmachi, Sakyo-ku, Kyoto-shi, 606-8501, Japan

E-mail: †{leo,matumura,nishida}@kc.t.u-tokyo.ac.jp

Abstract This paper proposes a new method for Agent-Based Modeling, in which we construct the multi-agent model considering not only the final static state but also time-series change of the states. We take inverse simulation for reappearing time-series change of macro social indicator of the target data. When measuring difference between the target data and simulation data, we use three kinds of function: simple sum of difference, sum of difference from time-series model, and sum of difference of spectrum.

Key words agent-based modeling, inverse-simulation, macro social indicator, time-series data

1. はじめに

社会や経済の研究において、シミュレーション技法を用いた研究は古くから行なわれてきたが、近年の飛躍的な計算機技術の発展によって、計算機上に社会や経済のモデルを構築し、シミュレーションを実行することが可能となった。これに伴い、

集団から個々の主体に立ちかえり、エージェントと呼ばれる個体が集団としてどう振る舞うかに着目してモデルを構築する、エージェントベースモデリングと呼ばれる手法がとられるようになった [1], [2]。エージェントベースモデリングによって構築されたマルチエージェントモデルにおいてシミュレーションを行なうことの利点は、理論に基づいて対象を記述することが

きるだけでなく、シミュレーションの実行によってその理論の検証が可能になる点にある。

エージェントベースモデリングでは、社会モデルが定常状態に収束するように、エージェントの持つ属性の値（パラメータ）を調整し、望ましいマルチエージェントモデルを構築する。構築したマルチエージェントモデルでシミュレーションを行い、最終的に形成された社会モデルをもとに、パラメータの良し悪しを評価している。

しかし、社会や経済の本質は、最終的な定常状態だけではなく、定常状態に至るまでの遷移過程にも含まれると考えられる。

本研究では、定常状態に収束するだけでなく、その定常状態に至るまでのダイナミクスも再現するマルチエージェントモデルを構築することを目指す。モデルの対象となる社会で実際に観測された時系列データを利用し、逆シミュレーション手法によってそのデータの時系列変化に適合するようにマルチエージェントモデルのパラメータを自動調整する。このようにして構築されたマルチエージェントモデルは、従来のものに比べて実際の社会の挙動をより忠実に再現できると考えられる。

2. 逆シミュレーション手法を用いたエージェントベースモデリング

エージェントベースモデリングでは一般に、次の手順でマルチエージェントモデルを構築する。

- (1) 理論や知見をもとに、社会のモデルを構築する。
- (2) 各エージェントの持つパラメータの初期値を設定して、シミュレーションを実行する。
- (3) 実際の社会や経済を模していると感じられるまで、パラメータを手動で調整し、シミュレーションを繰り返す。

ここで、パラメータとは、エージェントが自らの行動を決定する際に利用する属性値のことである。

しかし、設定すべきパラメータが多くなればなるほど、シミュレーション結果を改善するためにはどのパラメータをどれほど変更すればよいかを考えるのが難しくなり、手動でのパラメータ調整には時間的、労力的な限界がある。

この問題点を解消する方法として、倉橋らは「逆シミュレーション手法」を用いたパラメータの自動調整方法を提案している[3]。逆シミュレーション手法によるマルチエージェントモデルの構築は、以下の手順で行われる。

- (1) 理論や知見をもとに、社会のモデルを構築する。
- (2) シミュレーション結果に対する評価関数を決定する。
- (3) 評価関数が最大となるような結果が得られるまで、シミュレーションを実行する。
- (4) 得られたパラメータを評価する。

ここで、評価関数には、モデル化する社会の特徴を指標化したものが使われる。この指標を「マクロ社会指標」と言う。例えば、市場における取引価格、コミュニティにおける活性度などが挙げられる。マクロ社会指標が実際の社会や経済におけるそれと類似していれば、構築したマルチエージェントモデルは少なくとも、社会や経済を再現したモデルの一つということが

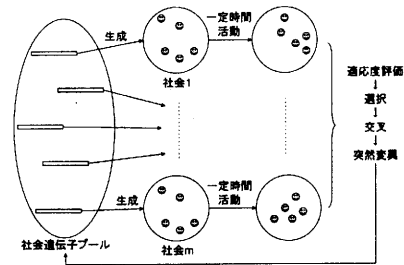


図1 遺伝的アルゴリズムを用いたパラメータ調整

出来る。

逆シミュレーション手法では、遺伝的アルゴリズムを用いてパラメータの自動調整を行なっている(図1)。遺伝的アルゴリズムでは、各社会におけるエージェントの行動特性を決定するパラメータが「社会遺伝子」として記述されている。この社会遺伝子をランダムに多数発生させて「社会遺伝子プール」に格納し、シミュレーションを繰り返して、社会遺伝子プールに含まれる社会遺伝子を次々と更新していく。このようにして、実際の社会や経済におけるマクロ社会指標と同じものを与えるような社会遺伝子を求める。遺伝的アルゴリズムでは、多数のランダムな初期値から出発するため、解空間の凸性を仮定する必要がなく、したがって、シミュレーションを繰り返すことで得られた社会遺伝子は、マクロ社会指標を特徴付ける解の一つであると考えられる。

遺伝的アルゴリズムを用いたシミュレーションの流れは、次のようになる。

- (1) 社会遺伝子プールから複数の社会を発生させる。
- (2) 各社会において、与えられた社会遺伝子をもとにパラメータの初期値を決定する。
- (3) 一定期間エージェントが活動を行い、その結果をマクロ社会指標化する。
- (4) マクロ社会指標をもとに、社会遺伝子は適応度評価→選択→交叉→突然変異という処理を施され、社会遺伝子プールに帰される。
- (5) (1)に戻る。

ただし、適応度とは、モデル化したい社会におけるマクロ社会指標とシミュレーション結果におけるマクロ社会指標の類似度を表す。

3. マクロ社会指標の時系列変化を反映したモデルの適応度

エージェントベースモデリングにおいて、構築したモデルに対する評価は、一定期間エージェントが活動した後の定常状態を対象として行なわれる。しかし、最終的な定常状態が同じであっても、その状態に至るまでの過程が違えば、モデルとしては異なることになる。例えば、電子コミュニティについてのモデルで、「最終的にコミュニティが活性化する」という定常状態は同じであるが、最初から徐々に活性度が上がっていくモデル

と、一度活性度が下がってから活性度が上がるようなモデルの2つがあったとする。もし、電子コミュニティが盛り上がるためには、各参加者の特性（メッセージ発信率、返信率など）はどのように変化していくのか、を分析したいのならば、これら2つは異なるモデルとして区別した方がよいであろう。

このため、定常状態だけでなく、どのような経過を経て定常状態に収束したかについてもモデル化できれば、より実際の社会や経済を模したマルチエージェントモデルが構築できると考えられる。そこで本研究では、初期状態から定常状態（最終状態）に至るまでのマクロ社会指標の変化を時系列データとしてとらえ、この時系列データによって、構築したモデルの良し悪しを判断する。

以下、構築したい社会におけるマクロ社会指標の時系列データを「ターゲットデータ」と呼ぶ。

4. 差分和に基づく時系列データの相違度

逆シミュレーション手法での遺伝子操作で使用する適応度を求めるためには、ターゲットデータとシミュレーション結果の類似度、あるいは相違度を数値化する必要がある。本研究では基本的に、ターゲットデータとシミュレーション結果の差を各時間ステップごとに合計し、その差分和を相違度と考える。そして、差分和が小さいほど適応度が高くなるように、適応度を設定する。

以下、ターゲットデータから得られる、マクロ社会指標の時系列を y_1, \dots, y_T 、シミュレーション結果から得られる、マクロ社会指標の時系列を z_1, \dots, z_T とおく。

4.1 単純差分和

最も単純な方法は、各時間ステップにおける両者の差分を合計するというものである。式にすると、次のようになる。

$$\text{diff}_1 = \sum_{t=1}^T \frac{|y_t - z_t|}{A_t}$$

ただし、 A_t は時間ステップ t における正規化定数である。

4.2 時系列モデルとの差分和

モデル化する実際の社会や経済には、ある種の不確実性が存在し、それゆえ、観測されるデータにも、雑音が含まれると考えられる。この雑音を消去する方法として、何らかの時系列モデルを仮定することが考えられる。ターゲットデータから、モデル化する社会の背後にある時系列モデルを推定し、ターゲットデータから雑音を消去した後、シミュレーション結果との差分を合計する。

例えば、マクロ社会指標が n 次の自己回帰過程 $\text{AR}(n)$ に従うとすると、ある時間ステップにおける指標値 y_t は、直前の n ステップ間の指標値 y_{t-1}, \dots, y_{t-n} のみに依存し、

$$y_t = \sum_{i=1}^n b_i y_{t-i} + \epsilon_t = \mathbf{x}_t' \mathbf{b} + \epsilon_t$$

と表すことができる [4]。ただし、 ϵ_t は平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従う誤差項、 \mathbf{b} は係数をまとめたベクトル $(b_1, \dots, b_n)'$ であり、 \mathbf{x}_t は直前の n ステップ間の指標値をまとめたベクトル

$(y_{t-1}, \dots, y_{t-n})'$ である。

実測データ y_1, \dots, y_T が与えられたとき、 \mathbf{b} と σ^2 は $(T-n) \times n$ 行列 $X = (\mathbf{x}_{n+1}, \dots, \mathbf{x}_T)'$ とベクトル $\mathbf{y} = (y_{n+1}, \dots, y_T)'$ を用いて

$$\tilde{\mathbf{b}} = (X'X)^{-1}X'\mathbf{y} \quad (1)$$

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=n+1}^T (y_t - \mathbf{x}_t' \tilde{\mathbf{b}})^2 \quad (2)$$

と推定される。

この時系列モデルを用いると、シミュレーション結果とターゲットデータの差分和は次のように計算される。

$$\text{diff}_2(n) = -\frac{1}{\tilde{\sigma}} \sum_{t=n+1}^T \left(z_t - \sum_{i=1}^n \tilde{b}_i z_{t-i} \right)$$

4.3 スペクトル差分和

ターゲットデータに含まれる雑音を消去する方法としては、前節以外にも、実離散フーリエ変換を利用することが考えられる。経済におけるキチンの波のように、実際の社会には、ある種の周期性を持ったものが多数存在する。したがって、ターゲットデータにも周期性があると仮定し、実離散フーリエ変換によって主要な周期を発見することで、雑音を消去することが可能である。

実際の社会で観測されたデータを実離散フーリエ変換によってスペクトルデータ $f_1, \dots, f_{T/2}$ に変換する。

$$f_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t \exp\left(-\frac{2\pi t k i}{N}\right)$$

このスペクトルデータにおいて、値の小さな成分は雑音として無視し、主要成分のみを残す。シミュレーション結果についても、同様に実離散フーリエ変換によってスペクトルデータ $F_1, \dots, F_{T/2}$ を得、先ほどの $f_1, \dots, f_{T/2}$ のうちの主要成分のみで、差分和を取る。

$$\text{diff}_3 = \sum_{\substack{1 \leq k \leq T/2 \\ f_k > \text{threshold}}} \left| |f_k| - |F_k| \right|$$

5. 実験

前章で定義した3つの相違度の有効性を検証するため、ウェイター問題 [5] での実験を行なった。

ウェイター問題は立食パーティを題材としたもので、客とウェイターという2種類のエージェントがいる。ウェイターは会場をまわり、飲み物を要求している客がいれば、近くに行って飲み物を渡す。客は、飲み物を持っているときはそれを消費し、持っていないときはある確率でウェイターに飲み物を要求する。

ウェイター問題は、サービスを提供するエージェントとサービスを享受するエージェントの双方がいる場合に、サービスを提供しやすい、あるいは享受しやすいエージェントはどのような性質を持っているか、また、サービスの提供がスムーズに行なわれるためにはどのように社会をデザインする必要があるか、といった問題に取り組むためのものである。

ウェイター問題における社会遺伝子は、客の性格を表す次の

5つのパラメータとした。

- 飲み物の消費速度 v_d
- 移動確率 p_0 および移動速度 v_s
- 飲み物要求確率に関する属性 p_1, p_2

ただし、各ステップにおいて客が飲み物を要求する確率は、飲み物を飲み終えてからのステップ数を t とするとき、 $\min(1, p_1 + p_2 t)$ で与えられ、一度飲み物を要求したら、ウェイトが飲み物を持って来るまでずっと飲み物を要求し続ける。また、同一社会においては、すべての客は同じパラメータを持っているものとしている。

マクロ社会指標としては、シミュレーション中の各時間ステップにおける次の2つを用いる。

- 飲み物を要求している客の平均待機ステップ数
- 飲み物を要求している客の数

平均待機ステップ数は、各時間ステップにおいて、社会全体としてサービスがどれだけ滞っているかを示す指標である。また、飲み物を要求している客の数は、各時間ステップにおいて、社会全体としてのサービスの要求度を示す指標である。

あるマクロ社会指標における、ターゲットデータとシミュレーション結果の相違度を d とするとき、適応度は e^{-d} で与える (d が小さいほど適応度は高くなる)。本実験では、2つのマクロ社会指標について、シミュレーション結果をターゲットデータに同時に近づけることを目的としている。この場合の適応度は、2つのマクロ社会指標のうち、相違度が大きい方の適応度を採用する。

6. 実験結果

今回はターゲットデータとして、事前にシミュレータによって人工的に作成したデータを用意した。社会数 20、エージェント数 113 (客 100, ウェイト 13), 1 シミュレーションあたりのステップ数 500, 世代数 100 にて、実験を行なった。以下、単純差分和、時系列モデルとの差分和、スペクトル差分和のそれぞれについて結果を示す。

6.1 単純差分和

ターゲットデータと、単純差分和を用いた適応度を用いた逆シミュレーション手法で得られたシミュレーション結果を、2つのマクロ社会指標について比較すると、図 2, 3 のようになった。ここで、図の縦軸はそれぞれのマクロ社会指標、横軸は時間ステップ数を表している。

単純差分和の場合、同一時間ステップにおけるターゲットデータとシミュレーション結果の比較のみを行っており、時系列データ全体の傾向—例えば、時間ステップが経過するにつれて上昇するか下降するか—は見えていない。したがって、得られたシミュレーション結果は、各時間ステップにおけるマクロ社会指標はターゲットデータに近いものの、全体の挙動は必ずしも一致せず、逆位相になる可能性があるという問題点がある。

6.2 時系列モデルとの差分和

自己回帰過程における次数を 2 から 5 まで変えたときの結果を図 4, 5 に示す。次数によって結果が大きく変化することが分かる。

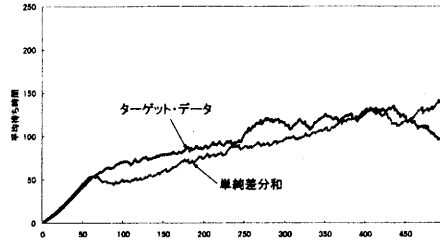


図 2 平均待機ステップ数の推移 (単純差分和)

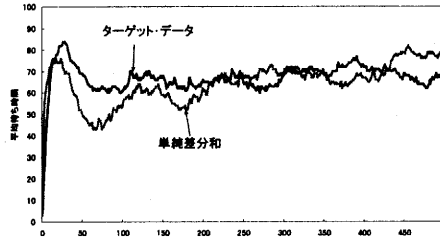


図 3 飲み物待ち客数の推移 (単純差分和)

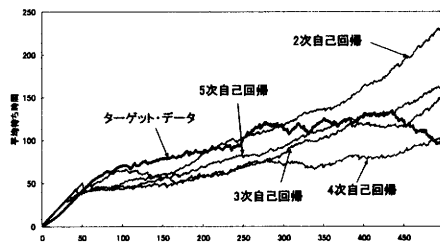


図 4 平均待機ステップ数の推移 (自己回帰過程)

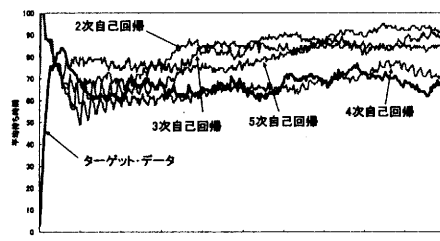


図 5 飲み物待ち客数の推移 (自己回帰過程)

平均待機ステップ数については 3 次、飲み物待ち客数については 4 次の場合がターゲットデータに近い挙動を示している。飲み物待ち客数の方が最適時の次数が高いのは、飲み物待ち客数の挙動が平均待機ステップ数の挙動より複雑であることが原因と考えられる。

ただ、図 5 において、時間ステップが 1~50 のときは、他の時間ステップに比べて時系列変化が急であり、それゆえどの次数についても実測データに追従できていない。

6.3 スペクトル差分和

実測データのスペクトル成分のうち、成分値の大きいもの上位 20%, 40%, 60%, 80% をそれぞれ残し、残りを雑音と

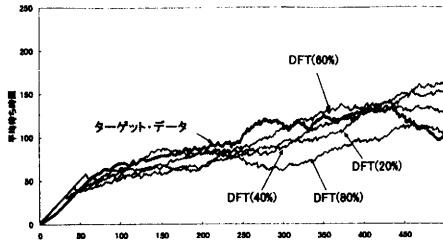


図 6 平均待機ステップ数の推移 (スペクトル差分和)

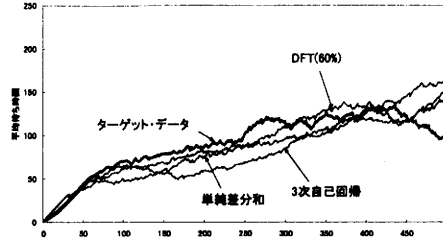


図 8 平均待機ステップ数の推移 (3手法の比較)

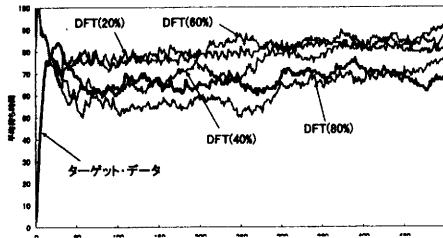


図 7 飲み物待ち客数の推移 (スペクトル差分和)

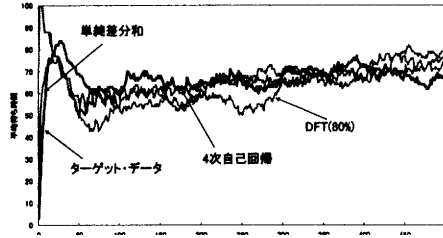


図 9 飲み物待ち客数の推移 (3手法の比較)

して消去した場合の結果を図 6,7 に示す。

平均待機ステップ数については 60%，飲み物待ち客数については 80% の場合がターゲットデータに近い挙動を示していることが分かる。これも前節と同様，飲み物待ち客数の挙動が平均待機ステップ数の挙動より複雑であることが原因と考えられる。

また，スペクトル成分のうちの主要部分のみを残す，という手法をとっているため，シミュレーション結果から得られるマクロ社会指標は，各時間ステップにおける差という観点ではあまり望ましくないが，指標全体としての挙動はうまく再現できていると考えられる。

6.4 3手法の比較

前節までで挙げた 3 手法を比較する (図 8,9)。

平均待機ステップ数については，単純差分和，およびスペクトル差分和による結果がターゲットデータに近くなっている。一方，飲み物待ち客数については，3 手法の間に明確な差は見られないが，50 ステップ以内の急激な指標の変化を追従しているのは，単純差分和のみである。

7. 考 察

各手法で最終的に得られた社会遺伝子を表 1 に示す。これらの値から，逆シミュレーション手法の結果，どのような特徴を持った社会が得られたのかを考察する。

まず，どの手法でも，飲み物の消費速度 v_d は非常に小さい。これは，ウェイターの数に客の数に比べて圧倒的に少ないという本実験の設定が影響していると考えられる。今回用いたターゲットデータにおいては，ある程度時間ステップが経過した後，客の平均待ち時間ステップは 100 前後で，飲み物待ち客数は 70 前後で安定に推移している。よって，ターゲットデータと似たマクロ社会指標の時系列変化を実現するためには，飲み物を要

表 1 各手法で得られた社会遺伝子

	v_d	p_v	v_m	p_1	p_2
単純線形和	0.02	0.66	0.95	0.12	0.00
2 次自己回帰	0.03	0.44	0.58	0.46	0.70
3 次自己回帰	0.04	0.80	0.73	0.65	0.96
4 次自己回帰	0.02	0.30	0.12	0.09	0.59
5 次自己回帰	0.03	0.25	0.14	0.92	0.08
DFT(20%)	0.04	0.32	0.55	0.70	0.80
DFT(40%)	0.03	0.23	0.71	0.55	0.11
DFT(60%)	0.04	0.88	0.73	0.49	0.50
DFT(80%)	0.02	0.56	0.57	0.79	0.41

求する頻度を下げる必要がある。このため，飲み物を受け取った後，それを消費し切るまでの時間ステップを多くする方向に，マルチエージェントモデルが進化していったと考えられる。

一方，飲み物要求確率に関する属性 p_1, p_2 については，わずか 1, 2 ステップで必ず飲み物を要求するようになる場合と，なかなか飲み物を要求しない場合の 2 つに大きく分かれている。これは，飲み物の消費速度を小さくしたことで，飲み物を要求する頻度は下げられたため， p_1 や p_2 まで小さくする必要はないというマルチエージェントモデルと，飲み物を要求する頻度をさらに下げるために p_1 や p_2 も低くするというマルチエージェントモデルの 2 つが作られていることが分かる。

8. ま と め

本稿では，最終的な定常状態だけでなく，その定常状態に至るまでの時系列変化も考慮に入れたマルチエージェントモデルの構築方法について提案した。今後は，マクロ社会指標ごとに相違度の算出方法を変え，実験を行なう予定である。また，より複雑なモデルについて，同様の手法が適用可能かどうかについても，検証を行なっていく予定である。

文 献

- [1] 山影進, 服部正太: コンピュータのなかの人工社会, 共立出版, 2002.
- [2] J. M. Epstein, R. Axtell: Growing Artificial Societies, Brookings Institution Press, 1996.
- [3] 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄: 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析, 計測自動制御学会誌 Vol. 35, No. 11, pp. 1454-1461, 1999.
- [4] A. C. Harvey: Time Series Models, Philip Allan Publishers, 1981. (国友直人, 山本拓 訳: 時系列モデル入門, 東京大学出版会, 1985.)
- [5] 大竹麗央, 西田豊明: 利己的な異種エージェント間の協調のためのソーシャルルール, JAWS2003, 2003.