

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

川口 晏璃

富山県立大学 電子・情報工学科

October 30, 2020

はじめに

提案手法

差分和に基づく時
系列データの相
違度

実験

実験結果

おわりに

背景

社会や経済の研究において、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。

目的

本研究では、エージェントベースモデリングにおいて、定常状態に収束するだけではなく、その状態に至るまでの過程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。

手順

- (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

評価関数にはマクロ社会指標 (モデル化する社会の特徴を指標化したもの) を使う

単純差分和

各時間ステップにおける両者の差分を合計する。

$$diff_1 = \sum_{t=1}^T \frac{|y_t - z_t|}{A_t}$$

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。

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。

差分和に基づく時系列データの相違度 (2)

5/13

時系列モデルとの差分和

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。

時系列モデルとの差分和

マクロ社会指標が n 次の自己回帰過程 $AR(n)$ に従うとすると、 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、

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

と表すことができる。ただし、

ϵ_t : $(0, \sigma^2)$ の正規分布に従う誤差項

b : 係数をまとめたベクトル $(b_1, \dots, b_n)'$

x_t : 直前の n ステップ間の指標値をまとめたベクトル $(y_{t-1}, \dots, y_{t-n})'$

はじめに

提案手法

差分和に基づく時
系列データの相
違度

実験

実験結果

おわりに

差分和に基づく時系列データの相違度 (2)

6/13

はじめに

提案手法

差分和に基づく時
系列データの相
違度

実験

実験結果

おわりに

実測データ y_1, \dots, y_T が与えられたとき、 \mathbf{b} と σ^2 は、 $(T-n) \times X$ とベクトル \mathbf{y} を用いて、

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

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

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、

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

差分和に基づく時系列データの相違度 (3)

7/13

スペクトル差分和

ターゲットデータに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。

$$diff_3(n) = \sum_{\substack{1 \leq k \leq T/2 \\ f_k > threshold}} ||f_k| - |F_k||$$

実離散フーリエ変換

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。

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

同様に、シミュレーション結果の時系列データを実離散フーリエ変換し、スペクトルデータ $F_1, \dots, F_{T/2}$ を得る。

はじめに

提案手法

差分和に基づく時
系列データの相
違度

実験

実験結果

おわりに

実験

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

ウェイター問題における社会遺伝子は、客の性格を表す5つのパラメータとした。

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

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

今回は、人工的に作成した、社会数20、エージェント数113(客100、ウェイター13)、1シミュレーションあたりのステップ数500、世代数100のデータを用意し実験を行なった。

実験結果（単純差分和）

9/13

はじめに
提案手法
差分和に基づく時
系列データの相
違度
実験
実験結果
おわりに

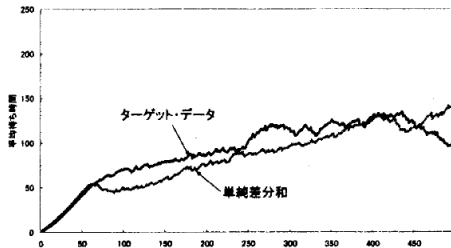


図 1: 平均待機ステップ数の推移（単純差分和）



図 2: 飲み物待ち客数の推移（単純差分和）

実験結果（自己回帰過程）

10/13

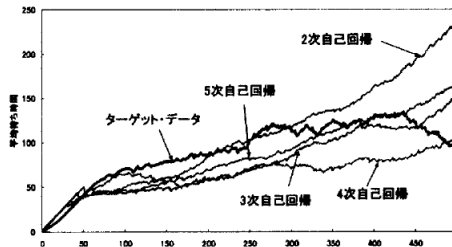


図 3: 平均待機ステップ数の推移（自己回帰過程）

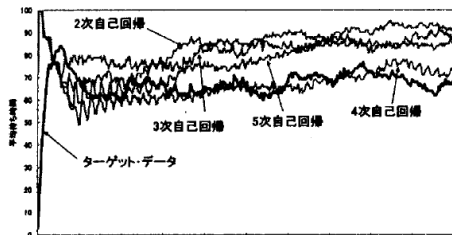


図 4: 飲み物待ち客数の推移（自己回帰過程）

実験結果（スペクトル差分和）

11/13

はじめに

提案手法

差分和に基づく時
系列データの相
違度

実験

実験結果

おわりに

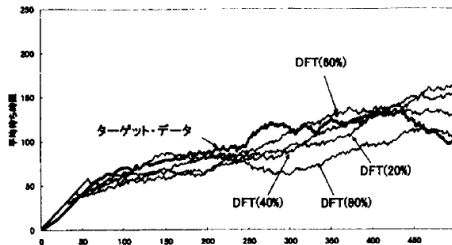


図 5: 平均待機ステップ数の推移（スペクトル差分和）

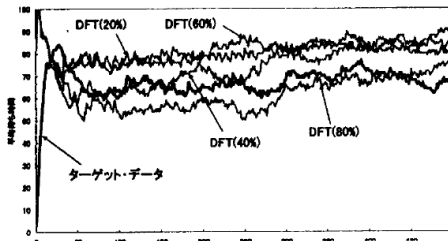


図 6: 飲み物待ち客数の推移（スペクトル差分和）

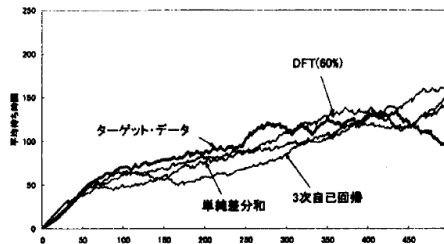


図 7: 平均待機ステップ数の推移 (3 手法比較)

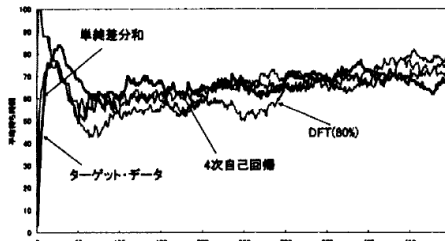


図 8: 飲み物待ち客数の推移 (3 手法比較)

おわりに

最終的な定常状態だけではなくて、時系列変化も考慮にいっ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、より複雑なモデルについて、同様な手法が適用可能かどうかについても検証を行なう予定である。