

マルチエージェント・シミュレーションと数値分布法

大阪経済大学 細井 真人
岐阜聖徳学園大学 内田 幸夫

マルチエージェント・モデルを経済学や経営学の分野に適用するためには、進化や創発などの現象を観察するのみでなく、パラメータやルールなどの変化がシミュレーション結果に影響を及ぼすか否かの仮説検定による判定が必要である。本報告では、Sugarscape モデルを例として、数値分布表による仮説検定をマルチエージェント・シミュレーション分析で行った。この仮説検定法は母集団の理論的確率分布を必要とせず、また、対立仮説の検定に必要とするシミュレーション回数を高々数回に抑えることができる。故に、マルチエージェント・シミュレーション分析において数値分布法は有効である。

Multi-Agent Simulation and Numerical Probability Distribution Method

Mahito Hosoi* and Yukio Uchida**

*Faculty of Information Management, Osaka University of Economics: hosoi@osaka-ue.ac.jp

**Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University: uchida@gifu.shotoku.ac.jp

In order to apply a multi-agent based model to the field of economics or business administration, it is inadequate just to observe phenomena, such as evolution and emergence. It is necessary to judge whether change of a parameter, a rule, etc. affects a simulation result. The method of testing hypothesis in a multi-agent based simulation is required for it. In this report, the Sugarscape model was used for explanation. Testing hypothesis in multi-agent based simulation analysis was performed using a numerical table of the probability distribution. Testing hypothesis by the numerical probability distribution method does not need the theoretical probability distribution of the population. Moreover, the simulation frequency that is necessary for the authorization of the alternative hypothesis can be suppressed to at most several times. Therefore, the numerical probability distribution method is effective to the multi-agent based simulation analysis.

1. エージェント・シミュレーションと仮説検定

エージェント・シミュレーションのアプローチを用いた研究が経済学や経営学の分野において行われている。個々の消費者や企業等のエージェントは単純なルールに従いながらもモデル全体としては進化や創発等の複雑な現象を観察できることから、エージェント・シミュレーションは複雑系経済学の主要な分析手法となっている。

エージェント・モデルでは、確率的に変化したりエージェント間の相互作用により変化するパラメータやルール、あるいは並列処理を組

み込んでいるので、モデルを数理的に解析し理解することは多くの場合困難である。そのためコンピュータを利用した数値シミュレーションを行う。しかしシミュレーションの結果は一意ではなく、ある現象や創発がどの程度の頻度で発生するのか、あるいはモデルがロバストであるか否か等、モデルの客観的な評価が必要である。さらに、経済学や経営学においては、モデルのパラメータやルールの変更がシミュレーション結果に影響を与えるか否か判断したいケースが多い。しかし、エージェント・シミュレーションの初期の研究における主要な関

心が進化や創発等の現象の観察におかれていたためか、仮説検定はあまりおこなわれていない。

そこで本稿では、エージェント・シミュレーションの代表的なモデルである Sugarscape モデルを例に、我々が提案する数値分布表を用いたモデルの仮説検定法を紹介する。数値分布表を用いたシミュレーションの仮説検定とは、標準モデルの数値シミュレーションをコンピュータにより繰り返し実行して標準モデルの経験的な累積数値分布表をあらかじめ用意しておくことで、仮説検定を行いたいモデルは 1 回か高々数回のシミュレーションのみで検定をおこなう手法である。この手法は、母集団の分布が未知であっても構わないこと、さらには、検定時のシミュレーション回数が少なくて済むことに特徴がある。エージェント・シミュレーションでは、理論的に結果を導出することは困難なことから多くの場合モデルの母集団の分布は未知である。また、シミュレーションにはエージェントごとの演算が必要でコンピュータに求められる計算量が膨大でシミュレーションに時間がかかることから仮説検定に必要とするシミュレーション回数を最小限としたい。このことから、数値分布表を用いた仮説検定法はエージェント・シミュレーションの分野においても非常に有効な検定手法である。

2. モデルの定義と仮説

Sugarscape モデルは、砂糖が配置された空間の中で多数のエージェントが移動と砂糖収集を繰り返しながら生きながらえるモデルである。個々のエージェントの局所的な行動が相互作用等により全体として新たな現象を創発することからマルチエージェントの代表的なモデルとして広く用いられている。今回用いたモデルを以下に示す。想定したものは Sugarscape における最も基本的なモデルであり、J.M.Epstein and R. Axtell¹⁾ の表記に従えば(G_1, M)となる。

【各モデルに共通のルール(G_1, M)】

- Sugarscape の定義 (G_1)

Sugarscape の格子サイズ: X 軸方向 50、Y 軸方向 50 とする。

Sugarscape の再生ルール: 各格子において、砂糖は 1 期に 1 単位ずつ回復するが、各格子に予め定められている上限を超えない。

すなわち、ある格子に t 期に存在する砂糖

の量(resource)を r^t 、その格子の砂糖の上限(capacity)を c とすれば、

$$r^{t+1} = \min(r^t + 1, c) \quad \text{である。}$$

また、各格子 (x, y) における砂糖の上限 c は、 $50 - y \geq x$ の時は、

$$c = \left\lfloor 4.9 - 0.7 \times \sqrt{\frac{(x-12)^2 + (y-12)^2}{3}} \right\rfloor$$

$50 - y \leq x$ の時は、

$$c = \left\lfloor 4.9 - 0.7 \times \sqrt{\frac{(x-37)^2 + (y-37)^2}{3}} \right\rfloor$$

とする。

- エージェントの行動ルール(M)の定義

各エージェントは、每期、それぞれが先天的に定められている視力の範囲で、東西南北の 4 方向を観察し、他のエージェントが占拠しておらずかつ砂糖が最も多く存在している格子を探し、その格子に移動し、砂糖を収集・貯蔵する。もし、他のエージェントが占拠しておらず、かつ砂糖が最も多く存在している格子が複数地点あれば、最も近くにある格子を選ぶ。各エージェントは、每期、それぞれが先天的に定められている代謝率の砂糖を消費する。それぞれが貯蔵している砂糖が尽き足りなくなれば、そのエージェントは消滅する。

想定した共通ルールに以下の条件を付け加え各モデルを定義する。標準モデルと比較して、エージェントの代謝率を改善したモデル A、エージェントの初期砂糖保有量を改善したモデル B、エージェントの視力を改善したモデル C

のケースを取り上げ、各モデルにおけるルールの変更がエージェントの生存数に影響を与えるか否かを検定する。

【標準モデル(モデル S)】

- ・ エージェント 600 個体を初期(0 期)に Sugarscape の格子上にランダムに配置する。
- ・ 各エージェントの視力は、最小値 1、最大値 10 の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。
- ・ 各エージェントの代謝率は、最小値 1、最大値 4 の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。
- ・ 各エージェントの初期の砂糖保有量は、最小値 10、最大値 30 の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。

【モデル A】

- ・ 標準モデルから代謝率のみ変更する。各エージェントの代謝率は、最小値 1、最大値 3の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。

【モデル B】

- ・ 標準モデルから初期の砂糖保有量のみ変更する。各エージェントの初期の砂糖保有量は、最小値 30、最大値 50の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。

【モデル C】

- ・ 標準モデルから視力のみ変更する。各エージェントの視力は、最小値 2、最大値 11の離散型一様分布に従う整数値で与えられる。

3. 数値分布表を用いた仮説検定

モデル A、B、C でのルール変更が標準モデル(モデル S)と比較してエージェントの生存数に影響を及ぼすか否かを解析的な手法で判定するのは困難である。そこで、我々が提案する数値分布表を用いた仮説検定法にもとづ

いて判定する。

3.1 標準モデルと数値分布表

最初に標準モデルのシミュレーションを行う。標準モデルでは、エージェントの初期数は 600 個体で、期が進むにつれ減少し、やがてエージェント数の減少は止まり、生存エージェント数は定常状態を示す(図 1)。そこで、今回はデータから経験的に 100 期をほぼ定常な状態であるとみなし、100 期時点でのエージェントの生存数を 1 回のシミュレーションの結果として観測 (X) する。

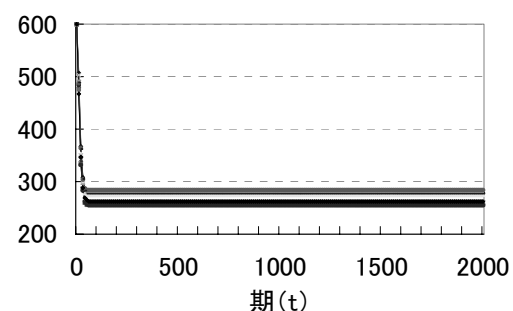


図 1 標準モデルにおける生存数の推移

標準モデルのもとでシミュレーションを実行し、100 期時点でのエージェントの生存数を 100000 回観測し、数値分布表を作成する。観測した結果、標本平均は 262.73、標本標準偏差は 12.03、得られた累積数値分布 $F(x)$ は図 2 であり、上方 5% の臨界値は 283、上方 1% の臨界値は 291 であった。一般にエージェント・シミュレーションの場合、母集団の理論的な確率分布は未知であることが、シミュレーションの観測結果からは標準モデルの数値分布は正規分布に近い形を示した。また、数値分布表をもとに smoothing 処理を行い作成した密度関数を図 3 に示す。

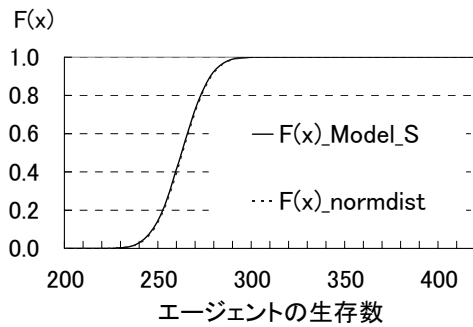


図 2 標準モデルの累積数値分布 $F(x)$

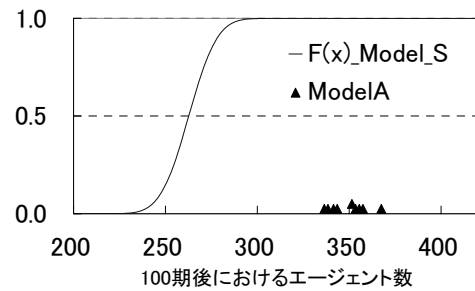


図 4 モデル A の検定

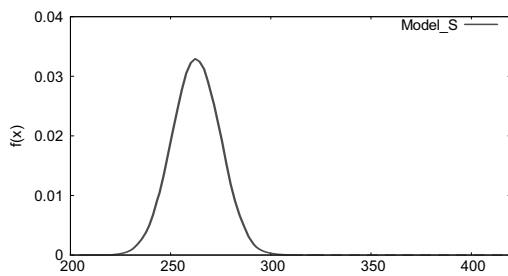


図 3 標準モデルの密度関数 $f(x)$

3. 2 モデル A の検定

モデル A におけるエージェントの代謝率の改善が、標準モデルと比較してエージェントの生存数に影響を与えるか否か、数値分布表を用いた仮説検定法に従い判定する。

帰無仮説 $H_0: \mu_a = \mu_s$

対立仮説 $H_1: \mu_a > \mu_s$

(ただし、 μ_s は標準モデルのエージェント平均生存数の 262.73)

今回は数値分布表による仮説検定の標本サイズを 10 と決め、モデル A のシミュレーションを 10 回行いエージェントの 100 期時点での生存数を観測すると、観測値(x)は{357,336, 367,341,338,351,353,343,351,355}であった。この値は全て標準モデルの上方 5%の臨界値である 283 より大きいので、帰無仮説は棄却され対立仮説が採択されるので、モデル A によるエージェントの代謝率の改善は、エージェントの生存数に上方の効果を及ぼすといえる。

なお、モデル A のもとで 100000 回シミュレーションを実行した結果、標本平均は 349.04、標本標準偏差は 11.73 であった。観測結果から得られた数値分布表をもとに smoothing 処理を行い作成した密度関数を図 5 に示す。モデル A でのルールの変更によりエージェントの生存数が上方に変化したことが分かる。

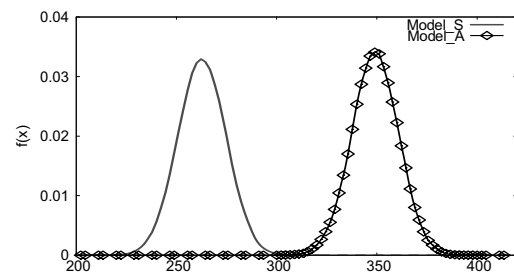


図 5 モデル A の密度関数 $f(x)$

3. 3 モデル B の検定

モデル B におけるエージェントの初期の砂糖保有量の改善が、標準モデルと比較してエージェントの生存数に影響を与えるか否か、前節と同様に検定する。

帰無仮説 $H_0: \mu_b = \mu_s$

対立仮説 $H_1: \mu_b > \mu_s$

仮説検定の標本サイズを 10 と決め、モデル B のシミュレーションを 10 回おこない、エージェントの 100 期時点での生存数を観測すると、観測値(x)は{257,266,276,240,266,275, 277,253,260,269}であった。この値は全て標準モデルの上方 5%の臨界値である 283 を下回っているため、帰無仮説は棄却できず、モデル B

によるエージェントの初期の砂糖保有量の改善は、エージェントの生存数に上方の効果を及ぼすとはいえない。

なお、モデル B のもとで 100000 回シミュレーションを実行した結果、標本平均は 264.56、標本標準偏差は 12.05 であった。観測結果から得られた数値分布表をもとに smoothing 処理を行い作成した密度関数を図 7 に示す。モデル B でのルールの変更がエージェントの生存数にほとんど影響を及ぼしていないことが分かる。

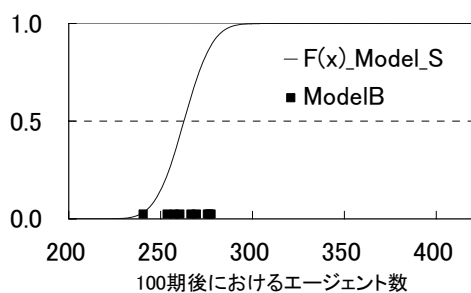


図 6 モデル B の検定

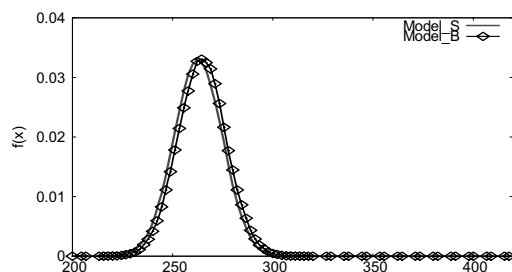


図 7 モデル B の密度関数 $f(x)$

3. 4 モデル C の検定

モデル C におけるエージェントの視力の改善が、標準モデルと比較してエージェントの生存数に影響を与えるか否か、前節と同様に検定する。

帰無仮説 $H_0: \mu_c = \mu_s$

対立仮説 $H_1: \mu_c > \mu_s$

仮説検定の標本サイズを 10 と決め、モデル C のシミュレーションを 10 回おこない、エージェントの 100 期時点での生存数を観測す

ると、観測値(x)は{ 268,271,287,277,273,299, 262,269,259,282}であった。この観測値の中で標準モデルの上方 5%の臨界値である 283 を上回っているのは 2 個であり、下回っているのは 8 個であり、必ずしも 10 個全ては上回ってはならず、帰無仮説は棄却できず、モデル C によるエージェントの視力の改善は、エージェントの生存数に上方の効果を及ぼすとは言い切れない。

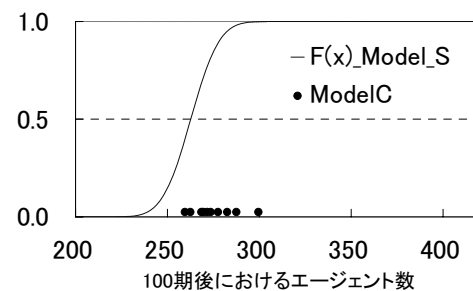


図 8 モデル C の検定

なお、モデル C のもとで 100000 回シミュレーションを実行した結果、標本平均は 273.88、標本標準偏差は 12.15 であった。観測結果から得られた数値分布表をもとに smoothing 処理を行い作成した密度関数を図 9 に示す。モデル C でのルールの変更がエージェントの生存数にある程度影響していること、および影響の大きさがさほど小さくなく数値分布表を用いた仮説検定法では検出できなかったことが分かる。このように数値分布表を用いた仮説検定法では、臨界値付近の場合には検出力の高い別な検定方法を用いる必要がある。

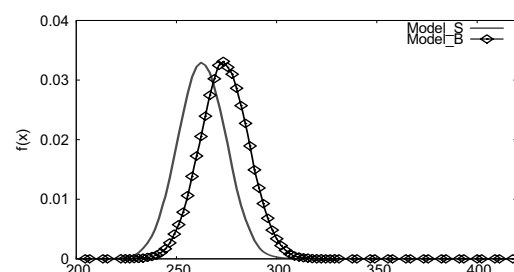


図 9 モデル C の密度関数 $f(x)$

3. 5 仮説検定の結果

前節までに行った仮説検定の結果を表 1 に

示す。数値分布表を用いた仮説検定法を用いると、母集団の分布関数が解析的に分からない場合でもコンピュータシミュレーションにより仮説検定が可能となる。特に標準モデルのシミュレーションを繰り返しておけば、検定したいモデルのシミュレーションは数回で構わない。

表1 仮説検定の結果

	ルール	効果
A	代謝率の改善	あり
B	砂糖保有量の改善	なし
C	視力の改善	検出できず

なお、母集団が未知の場合の仮説検定の従来の手法としては、標準的な統計理論によれば、中心極限定理により標本平均の分布が漸近的に正規分布に従うことを利用して対立モデルの標本標準偏差を用いて t 検定をおこなう方法、二標本問題として標準モデルと対立モデルの標本平均の差が大標本の場合近似的に正規分布に従うと仮定して検定する方法、分布を仮定せずノンパラメトリックの手法を用いる方法等があるが、どれも対立仮説のシミュレーションを繰り返す必要がある。

4. おわりに

実験が困難・不可能な社会現象、例えば、経済・経営のモデル分析ではパラメータやルール変更の影響を調査研究するには、数理経済モデルの定性分析か、又は計量経済モデルの仮説検定法が必要不可欠である。しかしながら、過剰に数学依存した現状の経済及び統計研究法では、実際の社会的要請に応えることが不可能である場合が多いのが現実であろう。このようなことから、最近、マルチエージェント・シミュレーションが注目されている^{2),3),4),5)}。

一方で、マルチエージェント・モデルはシミュレーションにおける拘束条件を変化させることにより、様々な現象をコンピュータ上で再現できるが、それは「恣意的な設定により都合の良い結果を導いているのではないか？」という批判につながる⁶⁾。

本稿では、エージェント・モデルの仮説検定法として数値分布法を提案し、実際に、Sugarscape モデルを用いて紹介した。将来的には数理的に解析される時代が到来する可能性を否定できないが、それには少し時間がかかると思う⁶⁾。数値分布表による仮説検定法は、母集団の分布が未知であっても構わないこと、また、対立仮説のシミュレーション回数を1回もしくは数回に抑えることで、仮説検定にかかる時間やコストを最小化することができる。したがって、数値分布法はマルチエージェント・シミュレーションにおける仮説検定の手法として非常に有効であるといえる。

参考文献

- 1) Epstein, J.M., Axtell, R.: Growing Artificial Societies - Social Science from the Bottom Up, The MIT Press (1996). 邦訳：服部正太ほか訳『人工社会』共立出版(1999).
- 2) MAS コミュニティ：
<http://www2.kke.co.jp/mas/>
- 3) X-Economy Project:
<http://www.consorts.org/~kurumata/w-econ.org/>
- 4) PlatBox Simulator:
<http://platbox.sfc.keio.ac.jp/>
- 5) 山影進, 服部正太『コンピュータの中の人工社会』共立出版, (2002).
- 6) 車谷浩一「マルチエージェント社会シミュレーション展望」システム／制御／情報, Vol. 46, No. 9, pp.518-523, (2002).