

経済政策シミュレーションに適した人工市場モデルの構築 Construction of an Artificial Market Model for Simulations of Economic Policies

常井 祥太^{*1}
Shota Tokoi

穴田 一^{*1}
Hajime Anada

^{*1} 東京都市大学
Tokyo City University #1

Governments and central banks are implementing various economic policies in order to stabilize the market. However, these policies often do not produce intended effects. In order to prevent such a situation, many researchers study to ascertain the effectiveness of policies using artificial market in advance. However, most artificial markets of previous researches are excessively complicated because of too many parameters. On the other hand, a simple model with a small number of parameters is also constructed, but there is a problem that long-term trend does not occur. But we think, first of all, we must construct a simple model which satisfies statistical properties and can generate various long-term trends. Therefore, in this study, we constructed a simple artificial market model that can generate various long-term trends of real market. This model also satisfies statistical properties of the real market.

1. 研究背景及び目的

近年、政府や中央銀行は市場の安定を図るために、様々な経済政策を行っている。例として、日本銀行が円高の際に行う米ドル買い介入が挙げられる。しかし、多額のドル買い介入を行ったにも関わらず、短期間ドル円レートが上がっただけですぐに下落してしまうことが多く、効果的とは言えない。このようなことを防ぐため、事前に人工市場を用いたシミュレーションを行うことで政策の効果を確かめる研究がなされている。

松井らは、和泉らの人工市場モデル[Izumi 01]を改良し、強化学習によってレートの安定に有効な介入政策を獲得する、介入エージェントを導入したモデルを用いて、介入の影響とそのメカニズムを分析した[松井 05]。しかし、この人工市場のディーラーエージェントの行動には多くのパラメータが関わっており、過度に複雑であるという問題がある。それに対し、水田らは、Chiarella らの人工市場モデル[Chiarella 09]を簡略化し、パラメータ数を減らした上で現実市場の統計的な性質を満たす人工市場モデルを構築した[水田 12]。しかし、このモデルでは実市場でみられる長期的なトレンドが観測されない。そこで、本研究では水田らのモデルを改良し、長期的なトレンドを再現可能な人工市場モデルを構築することを目的とする。

2. 提案モデル

2.1 注文価格決定

本モデルでは、エージェント j の時刻 t での注文価格 P_{oj}^t を次式で決定する。

$$P_{oj}^t = P^t \times r_j^t + P_d \quad (1)$$

$$r_j^t = \exp \left(\frac{w_{j1} \log \frac{P_f^t}{P^t} + w_{j2} \log \frac{P^t}{P^{t-\tau_j}} + w_{j3} \epsilon_j^t}{\sum_{i=1}^3 w_{ji}} \right)$$

ここで、 P^t は時刻 t での取引価格、 r_j^t はエージェント j の予測変動率、 P_d は $[-d, d]$ の一様乱数 (d は定数) である。 w_{ji} はエージェント j の第 i 項の重みで、 P_f^t は財の本質的な価値であるファンダメンタル価格を表す。 τ_j はエージェント j が過去変動率をどのくらい前の価格から判断するかを表している。 ϵ_j^t は平均 0、分散 σ_ϵ の正規乱数である。 r_j^t はエージェント j の判断基準を表す 3 つの項の加重平均を用いて表す。第 1 項はファンダメンタル価格に回帰する成分、第 2 項はトレンドに追従する成分、第 3 項は乱数項である。また、ファンダメンタル価格の初期値はレートの初期値と同じ ($P_f^0 = P^0$) であるとする。

2.2 注文と約定

注文は、一様乱数 P_d の値が負の場合は買い、正の場合は売りとなる。これは予想価格よりも安く買い、高く売るとことを表している。買い注文の場合、板に P_{oj}^t より安い注文があれば、その中で最も安い売り注文とその注文価格で取引が成立する。そのような注文がなければ、板に注文を残す。売り注文の場合はその逆である。残した注文は時刻 t_c 経過するとキャンセルされる。 P^t は、約定した場合はその時の約定価格で更新され、約定しなかった場合は P^{t-1} と同じ価格になる。

2.3 水田らのモデルの改良点

水田らのモデルでは実市場にみられるトレンドが観測されない。これは、エージェントの注文価格決定に関わるファンダメンタル価格が固定であるからだと考えられる。実市場では経済状況は時間と共に変化しており、財の本質的な価値を表すファンダメンタル価格も時間と共に変動する。そこで、本研究では無作為な動きを表現する最も単純な確率過程であるランダム・ウォークと、資産価格のモデルによく使われる幾何ブラウン運動を用いて、ファンダメンタル価格を以下のようにして動的にした。

$$\begin{cases} \text{ランダム・ウォーク} \\ P_f^t = P_f^{t-\Delta t} + \epsilon_f \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \text{幾何ブラウン運動} \\ P_f^t = P_f^{t-\Delta t} \times (1 + \mu \times \Delta t + \sqrt{\Delta t} \times \sigma \times \epsilon) \end{cases} \quad (3)$$

連絡先: 常井祥太, 東京都市大学, 〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1

ここで、式(2)の ϵ_f は $[-\alpha, \alpha]$ の一様乱数 (α は定数)、式(3)の Δt は時間間隔、 μ はトレンド r_j^t 係数、 σ は価格変動の激しさを表すボラティリティ、 ϵ は標準正規乱数である。式(3)の括弧内の第2項はトレンド項で変動の基本的な方向性を表し、第3項は乱数項で不規則な動きを表し、これらの和がファンダメンタル価格の変動率となる。このモデルでは、 μ によって長期的トレンドの傾きを、 σ によって価格の振れ幅を制御することができる。

2.4 モデルの流れ

エージェント ($j = 1, 2, \dots, n$) は番号順に、注文価格決定、注文、約定を行う。全エージェントが注文を終えたら、また1人目から順番に注文を行う。また、時刻 t は注文を行う度に1ずつ増加する。シミュレーション開始時に板を空の状態にし、各エージェントの w_{ij} を $[0, w_{i,max}]$ の一様乱数、 τ_j を $[0, \tau_{max}]$ の一様乱数により決定する。ここで、 $w_{i,max}$ と τ_{max} は定数である。

3. 結果

3.1 評価方法

本モデルの妥当性は、実市場で観測される統計的性質 (stylized fact [Cont 01]) の中でも、代表的な Volatility Clustering と Fat Tail を用いて評価する。価格の Volatility (変動率) には同程度の大きさのものが続きやすい傾向があり、その傾向を Volatility Clustering という。価格変動率の2乗の自己相関が、ラグが大きくなるにつれて徐々に減衰し、0に漸近していく様子が見られる場合、Volatility Clustering が再現できていると言える。Fat Tail は変動率の分布が、正規分布に比べて平均付近が尖り、裾野が厚く広くなることを指す。価格変動率の尖度が正である場合、Fat Tail が再現できていると言える。

3.2 予備実験

予備実験と本実験に用いるパラメータを以下の表1に示す。白色の部分は水田らのモデルと同じ値に固定、薄い青色の部分は表のように値を変えてレート振りの振る舞いを確認する予備実験を行った。

表1 実験に用いるパラメータ

総注文回数	t_{max}	1000000
エージェント数	n	1000
加重平均の係数1	$w_{1,max}$	1~15 (1刻み)
加重平均の係数2	$w_{2,max}$	1~15 (1刻み)
加重平均の係数3	$w_{3,max}$	1
過去の考慮範囲	τ_{max}	10000
ϵ_j^t の標準偏差	σ_ϵ	0.003
キャンセル期間	t_c	10000
ランダム・ウォークの幅	α	0.001~0.011 (0.002刻み)
トレンド係数	μ	-8.0~8.0 ($\times 10^{-4}$) (0.5×10^{-4} 刻み)
ボラティリティ	σ	1.0~3.0 ($\times 10^{-3}$) (1.0×10^{-3} 刻み)

☒ 検討 ☐ 固定

3.3 本実験

本実験では、ファンダメンタル価格がランダム・ウォークすると仮定したモデル (提案(RW)) と、幾何ブラウン運動すると仮定したモデル (提案(GBM)) で、初期レート $P^0 = 100$ の状態から取引を時刻 t_{max} まで行う。予備実験の結果を基に $w_{1,max} = 1$ 、 $w_{1,max} = 12$ 、 $\alpha = 0.005$ と設定した。まず、ファンダメンタル価格がランダム・ウォークすると仮定したモデルの結果と、市場価格の初期値 P^0 が異なる実市場の比較を行う。これは、変動の仕方のみを確認するためである。図1は提案(RW)の計算結果と実市場 (2016年9月1日~9月13日の為替レートのティックデータ) の比較である。

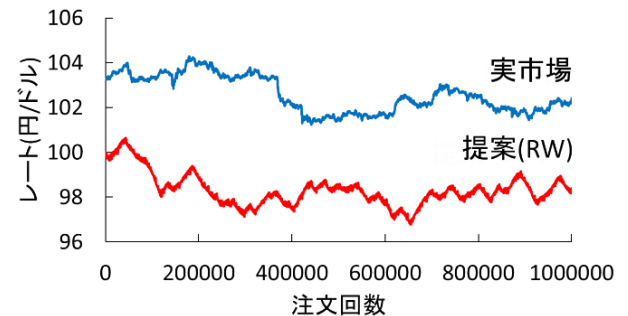


図1 提案(RW)の結果と実市場のレートの比較

提案(RW)の結果が、実市場と似た振る舞いをすることが確認できた。

次にファンダメンタル価格が幾何ブラウン運動すると仮定したモデルの結果を示す。まず、トレンド係数 μ を変化させた時の振る舞いの違いを確認する。図2は、提案(GBM)において $w_{1,max} = 1$ 、 $w_{1,max} = 12$ 、 $\sigma = 3.0 \times 10^{-3}$ とし、 μ を変化させたときのレートの振る舞いの違いである。

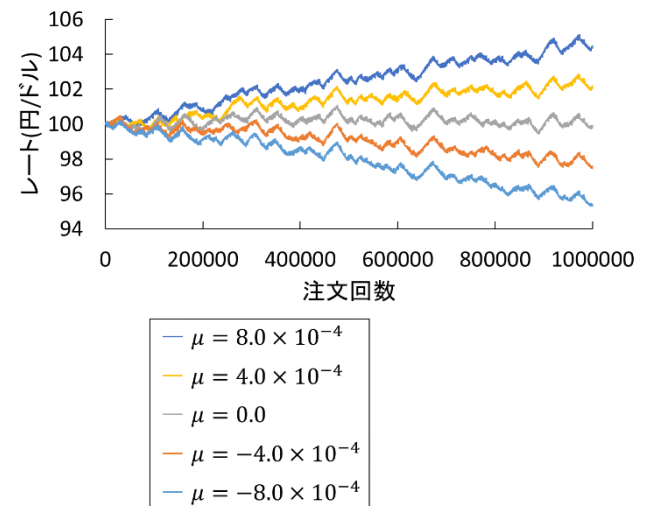


図2 μ によるレートの振る舞いの変化

$\mu = 0$ を中心として、そこから値が大きくなればなるほど正のトレンドが強くなり、小さくなればなるほど負のトレンドが強くなった。これより、 μ を調整することによってトレンドが制御できることが確認できた。次に、提案(GBM)の計算結果と実市場の比較を行う。図3は、提案(GBM)の計算結果と実市場 (2016年3月13日~4月3日の為替レートのティックデータ) の比較である。

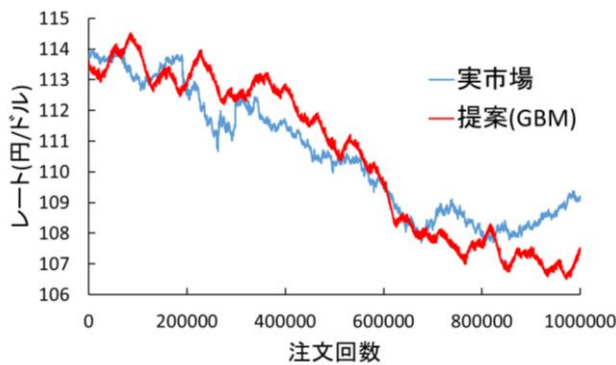


図3 提案(GBM)の結果と実市場のレート比較

ここでは実市場の下降トレンドを再現するため、 $\mu = -6.5 \times 10^{-4}$ 、 $\sigma = 3.0 \times 10^{-3}$ 、 P^0 は実市場の初期値と同じ113.6(円)に設定した。提案(GBM)の結果が、実市場と似た下降トレンドを再現することが確認できた。

次に、実市場にみられる代表的な統計的性質である Fat tail と Volatility clustering について示す。まずは Fat tail 性の確認を行う。表2は前述の結果と同じパラメータで50試行した場合の価格変動率の尖度の平均、標準偏差と突発的な大きな価格変動のない実市場(2016年3月1日～3月17日の為替レートのティックデータ)の尖度である。

表2 計算結果と実市場の尖度

	提案(RW)		提案(GBM)		実市場
	Ave.	SD	Ave.	SD	
尖度	3.792	0.307	3.31	0.30	4.45

提案モデルの尖度はどちらも0より大きいため、Fat tail が再現できていると言える。また、 μ の値を変えても尖度は 4 ± 1 程度の値になった。大きな変動要因になるようなニュースがあった場合の突発的な変動が起きた実市場では、尖度がかなり大きくなってしまったため、再現できないがそれ以外の場合は再現できていると言える。

次に Volatility Clustering について述べる。図4は50試行した結果の価格変動率2乗の自己相関係数の平均と実市場(2016年9月1日の為替レートのティックデータ)の自己相関係数をプロットしたグラフである。

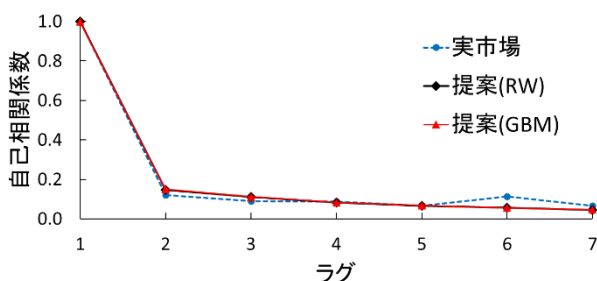


図4 価格変動率2乗の自己相関係数の平均

横軸がラグ、縦軸が自己相関係数である。提案モデルの価格変動率2乗の自己相関係数はどちらも実市場と同様に、徐々に減衰し、0に漸近していることから Volatility Clustering が再現できていると言える。

4. まとめと今後の課題

ファンダメンタル価格がランダム・ウォークすると仮定したことにより、実市場にみられるようなトレンドが確認できた。しかし、ランダム・ウォークでは無作為なトレンドしか生み出すことができない。そこで、ファンダメンタル価格が幾何ブラウン運動すると仮定した。それにより、 μ と σ の値を調整することでトレンドと価格の振れ幅を制御することが可能になった。それにより、実市場の特定の状況(上昇トレンドや下降トレンドなど)を再現できるようになった。今後は、実際に経済政策をモデルに導入し、その影響やメカニズムを分析しようと考えている。

参考文献

- [Izumi 01] Kiyoshi Izumi and Kazuhiro Ueda: Phase Transition in a Foreign Exchange Market—Analysis Based on an Artificial Market Approach, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.5, No.1, pp.456-470 (2001)
- [松井 05] 松井宏樹, 東条敏: 人工市場アプローチによる介入エージェントを用いた為替介入効果の分析, 人工知能学会論文誌, Vol.20, No.1, pp.36-45 (2005)
- [Chiarella 09] Carl Chiarella, Giulia Iorib and Josep Perello: The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and over flows, Journal of Economic Dynamics and Control, Vol.33, No.3, pp. 525-537 (2009)
- [水田 12] 水田孝信, 和泉潔, 吉村忍: 人工市場における学習プロセスの必要性検証, 人工知能学会全国大会論文集 (2012)
- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues (2001)