

人工市場における学習プロセスの必要性検証

An Analysis of Needs of a Learning Process in an Artificial Market

水田 孝信^{*1*2}

Takanobu Mizuta

和泉 潔 ^{*2*3}

Kiyoshi Izumi

吉村 忍^{*2}

Shinobu Yoshimura

^{*1}スパークス・アセット・マネジメント株式会社

SPARX Asset Management Co. Ltd.

^{*2}東京大学大学院 工学系研究科

School of Engineering, The University of Tokyo

^{*3}JST さきがけ

PRESTO, JST

We developed a simple artificial market model which has continues double auction mechanism, and we compared the case that a learning process is implemented with the case that any learning process are unimplemented. We found that a bubble phenomena consistent with empirical studies occurred only in the case that a learning process is implemented. This indicates that artificial market models for a discussion of regulations preventing bubbles need including some learning process. We also showed that the Hazard function can verify that an artificial market model including a bubble process or not, and validations using traditional stylized facts are not enough to evidences that an artificial market model represent a bubble process.

1. はじめに

人工市場モデルを用いたシミュレーション研究は、実際の市場にみられる多くの統計的性質 (stylized fact^{*1}) を再現したり規制の効果を検証したりと、多くの成果をあげている^{*2}。一方で、多くの人工市場モデルがパラメータが多すぎて不必要に複雑すぎると指摘もされている [Chen 09]。なぜなら、モデルの妥当性は実証分析で得られている fat-tail^{*3}や volatility-clustering^{*4}といった代表的な stylized fact が再現できるかどうかで評価されるが、モデルを複雑にしても多くの場合は、再現できる stylized fact の種類が増えたり再現の精度が上がったりしないからである。そのため、できるだけシンプルなモデルで stylized facts を再現できた方がよいという主張がなされている。例えば、[Chiarella 02, Chiarella 09]などのモデルは代表的な stylized fact を満たしているが、各エージェントの投資戦略もパラメータも初めに与えたものから全く変更がない、つまり価格情報や自身の損益情報をフィードバックして何らかの戦略切り替えやパラメータを変更するという“学習”がない。これまで人工市場評価に用いられてきた代表的な stylized fact での評価だと、このような学習のないモデルでも妥当であると評価されている。

一方で、価格情報や自身の損益情報をフィードバックして何らかの戦略切り替えやパラメータを変更するような学習を組み込んだモデルも多数存在する ([Izumi 96, Arthur 97, Lux 99, 山田 11, 八木 11] など)。なぜなら、多くの実証研究が、実際の金融市場で見られる現象が、市場参加者の学習プロセスによって起きていることを明らかにしているからである。例えば、バブルが起こるメカニズムでは、価格の上昇という情報

のフィードバックを投資家が受け、それにより投資行動を変化させるという学習プロセスが重要であると指摘されている [Bradford 90, Soros 03, Allen 06, 広田 09]。アンケートを用いた研究でも、プロの投資家がバブル期に価格の上昇を受け投資戦略をファンダメンタル重視の戦略からテクニカル重視の戦略に変更するという、学習プロセスの存在を示している [Frankel 90]。また、価格情報や投資家情報を用いた実証分析でもこのような戦略変更が実際に行われていることが示されている [山本 11]。

本研究では [Chiarella 09] の人工市場モデルをベースにしてより簡略化したモデルを構築し、学習プロセスを追加した場合 (学習あり) と、追加しなかった場合 (学習なし) を比較した。ファンダメンタル価格の上昇を外から与えた場合、学習ありの場合はバブルが発生するが、学習がない場合はバブルが発生しないことを示す。また、ハザード関数 [McQueen 94, Chan 98] を用いると、従来の stylized fact の検証ではできなかった、バブルを再現できるモデルであるかどうかを検証できることを示す。

以後 2 節では本研究で用いた人工市場モデルを説明する。3 節ではシミュレーションの結果を示し、4 節では結果と今後の課題を述べる。

2. 人工市場モデル

本研究では [Chiarella 09] の人工市場モデルをベースにして簡略化したモデルを構築した。1 資産のみを取引対象として、価格決定メカニズムは、連続 double auction 方式^{*5}(ザラバ方式)[Friedman 93]とした。 n 体のエージェントがおり、エージェント番号 $j = 1$ から順番に $j = 2, 3, 4, \dots$ と注文を出す。最後のエージェント $j = n$ が注文を出すと、次の時刻にはまた初めのエージェント $j = 1$ から注文をだし繰り返される。時刻 t は 1 体のエージェントが注文を出すごとに 1 増える。つまり、注文をしただけで取引が成立しない場合も時刻が進む。エージェント j は注文価格、売り買いの別を以下のように決め

^{*5} 売り手と買い手の双方が価格を提示し、売り手と買い手の提示価格が合致するとその価格で直ちに取引が成立する方式。

連絡先: 水田 孝信, スパークス・アセット・マネジメント株式会社, mizutata@gmail.com

^{*1} [Cont 01] に整理されている。

^{*2} 優れたレビューとして [LeBaron 06, Chen 09]。

^{*3} 価格の騰落率の尖度がプラスであること。実証研究に [Mandelbrot 63, Cont 01] がある。

^{*4} 価格の騰落率の標準偏差であるボラティリティが大きナラグでも自己相関をもち長期記憶性を持つこと。実証研究に [Mandelbrot 72, Cont 01, Sewell 06]。

る。時刻 t , エージェント j の期待リターン $r_{e,j}^t$ は,

$$r_{e,j}^t = \frac{1}{w_{1,j} + w_{2,j} + w_{3,j}} \left(w_{1,j} \log \frac{P_f}{P^t} + w_{2,j} r_{h,j}^t + w_{3,j} \epsilon_j^t \right). \quad (1)$$

ここで, $w_{i,j}$ はエージェント j の i 項目の重みであり, シミュレーション開始時に, それぞれ 0 から $w_{i,max}$ まで一様乱数で決める. P_f は時間によらず一定のファンダメンタル価格, P^t は時刻 t での取引価格 (取引されなかった時刻では最も最近取引された価格であり, 時刻 $t=0$ では $P^t = P_f$ とする), ϵ_j^t は時刻 t , エージェント j の乱数項であり, 平均 0, 標準偏差 σ_ϵ の正規分布乱数である. $r_{h,j}^t$ は時刻 t にエージェント j が計測した過去リターンであり, $r_{h,j}^t = \log(P^t/P^{t-\tau_j})$ である. ここで τ_j はシミュレーション開始時に 1 から τ_{max} までの一様乱数でエージェントごとに決める. 式 1 の第 1 項目はファンダメンタル価格と比較して安ければプラスの期待リターンを高めればマイナスの期待リターンを示す, ファンダメンタルな投資家の成分である. 第 2 項目は過去のリターンがプラス (マイナス) ならプラス (マイナス) の期待リターンを示す, テクニカルな投資家の成分であり, 第 3 項目はノイズを表している. 期待リターン $r_{e,j}^t$ より期待価格 $P_{e,j}^t$ は,

$$P_{e,j}^t = P^t \exp(r_{e,j}^t) \quad (2)$$

で求まる. 注文価格 $P_{o,j}^t$ は $P_{e,j}^t - P_d$ から $P_{e,j}^t + P_d$ までの一様乱数で決める. ここで, P_d は定数である. 価格の変化幅の最小単位は δP とし, それより小さい端数は切り捨てる. そして, 売り買いの別は期待価格 $P_{e,j}^t$ と注文価格 $P_{o,j}^t$ の大小関係で決める. すなわち,

$$\begin{aligned} P_{e,j}^t > P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の買い} \\ P_{e,j}^t < P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の売り,} \end{aligned} \quad (3)$$

とし, 注文数量は常に 1 と一定とする. 本モデルの価格決定メカニズムは連続 double auction であるため, 買い (売り) 注文の場合, 注文価格より安い (高い) 注文が既に存在すれば最も安い (高い) 売り (買い) 注文と即座にマッチングされ取引が成立する. そのような注文がなければ注文を残す. 残した注文が時刻 t_c 経過してもマッチングされなかった場合は, キャンセルされる. なお, 空売りは自由に行うことができ, 資産は何単位でも買う (空売り) することができる (キャッシュが無限定).

本研究では, このモデルに”学習”を加えたモデルも調べた. 学習はエージェント $j = n$ が注文を出し終わった後, エージェント $j = 1$ が注文を出す前に一斉に行われる (つまり時刻 n ごとに一斉に学習が行われる). まず, エージェントの予想がどれくらいあったかを評価し順位付けを行う. エージェント j の評価値 S_j^t は,

$$S_j^t = (P_{e,j}^{t-t_l} - P^{t-t_l}) \times \text{Sign}(P^t - P^{t-t_l}) \quad (4)$$

ここで, t_l はどのくらいの期間で評価するかを, $\text{Sign}(x)$ は x の符号 ($x > 0$ なら $+1$, $x < 0$ なら -1) を示している. この期間で価格が上昇 (下落) していた場合, 期待価格がその時の価格より高ければ高いほど (低ければ低いほど) 評価が高いとする. S_j^t が下位 n_l 体のそれぞれのエージェントは, 上位 n_l 体のうちのどれかの $w_{i,j}$ および τ_j をランダムにコピーする. また上位 S_j^t にも下位 S_j^t にも入らなかったエージェントは確率 α_l で $w_{i,j}$ および τ_j を, シミュレーション開始時と同じようにランダムに決定し直す. このようにして, 評価の低いエージェントは評価の高いエージェントの真似をしてパラメータをコピーし, 評価の高いエージェントはそのままのパラメータを用いることにより, 学習を行っていく.

3. シミュレーション結果

本研究では, 以下のパラメータで固定した. $n = 1000, w_{1,max} = 1, w_{2,max} = 10, w_{3,max} = 1, \tau_{max} = 10000, \sigma_\epsilon = 0.03, P_d = 1000, t_c = 10000, \delta P = 1$. 学習を行わなかった場合 (学習なし) と行った場合 (学習あり) の結果の比較分析を行った. 学習に関するパラメータは $t_l = 10000, n_l = 300, \alpha_l = 30\%$ とした. また, 学習ありと学習なしのそれぞれについて, $P_f = 10000$ で一定である場合 (ケース 1) と, 初め $P_f = 10000$ で時刻 $t = 100000$ で $P_f = 15000$ に変化する場合 (ケース 2) を行った. またシミュレーションは $t = 10000000$ まで行った.

3.1 Stylized fact による評価

図 1 はケース 1 における学習ありの場合と学習なしの場合の価格推移である. 学習の有無にかかわらずとても似たような推移を示している. 図 2 は, ケース 2 における価格の推移である. 学習なしの場合, ファンダメンタル価格 P_f が変化した時刻 $t = 100000$ から価格が上昇し $P_f = 15000$ を少しだけしか超えず, すぐに価格がファンダメンタル価格に収束する. 一方, 学習ありの場合, ファンダメンタル価格 $P_f = 15000$ を大きく超えていき 22000 まで到達する. ファンダメンタル価格を大きく上回る価格上昇をみせており, まさにバブルである. その後, 下落していくが $P_f = 15000$ を大きく下回る 12000 ほどまで下落しており, バブル崩壊時に相当する現象が起きている. その後はファンダメンタル価格に収束する. このように学習がある場合のみ, 実際の市場で起きているバブルが再現できている.

表 1 は各シミュレーションでの stylized fact を示している. stylized fact はすべて時刻 100 間隔での価格を用いて計算した*6. いずれのシミュレーションでも尖度がプラスで fat-tail となっており, 騰落率の 2 乗の自己相関も大きなラグがあってもプラスで volatility-clustering も再現されている. つまり, 従来シミュレーションの妥当性を検証するのに使われてきた代表的な stylized fact は全てのシミュレーションで満たしている.

3.2 ハザード関数によるバブルの再現性評価

バブルが発生しているかどうかを定量的に測る手法としてハザード関数 (H_i) を用いた手法がある [McQueen 94, Chan 98]. H_i はある測定期間 (1 日や 1 週間) の価格の騰落率が i 回連続でプラスだった場合, 次の測定期間の騰落率がマイナスになった割合を示す. 例えば 5 日連続騰落率がプラスであったのが 100 回あった場合, その次の日がマイナスであったのが 40 回であった場合, $H_i = 40\%$ である. 測定期間内にバブルが含まれている場合, i の増加により H_i が減少することが知られている [McQueen 94, Chan 98]. つまり, バブルの期間は騰落率が連続でプラスになりやすく, その連続が続けば続くほど, その後プラスが続きやすくなることを示している.

さて, 本研究のシミュレーション結果においてハザード関数 (H_i) は, ケース 2 の学習ありの場合のみ $i \geq 2$ で 50% を下回っており, i の増加に伴って有意に減少をしている (図 3 も参照). この結果は, ケース 2 において, 学習ありの場合のみバブルが発生した期間を含んだシミュレーション結果となっており, 学習なしの場合はバブルが確認できないことを意味する.

*6 本モデルの時刻は注文をしただけで取引が成立しない場合も時刻が進む. そのため, 時刻 1 ごとの全ての価格を用いた stylized fact は多くの価格変動が無いデータによりバイアスがかかってしまうため, 時刻 100 間隔での測定とした.

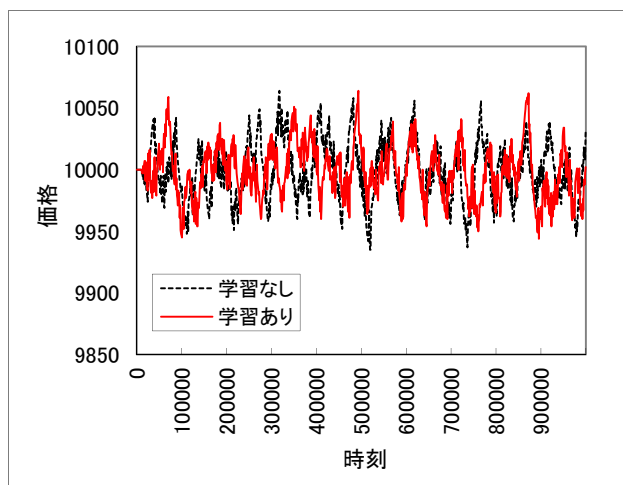


図 1: ケース 1(ファンダメンタル価格が常に一定).

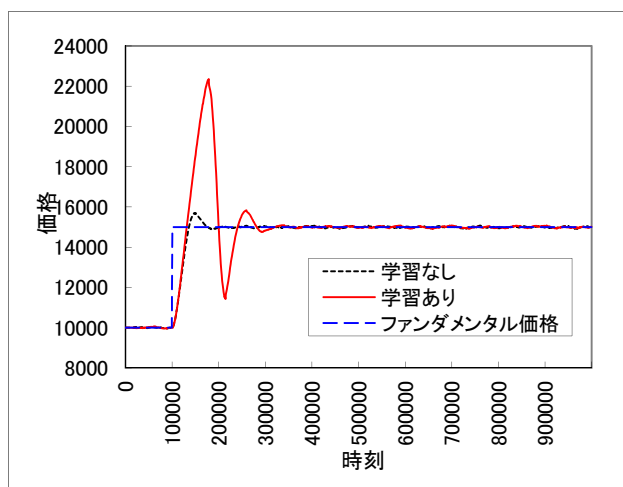


図 2: ケース 2(ファンダメンタル価格が一度急騰).

図 4 では、ケース 2 の学習ありの場合に関して、ファンダメンタルな投資家の成分の重みのエージェント合計 $\sum_j w_{1,j}$, テクニカルな投資家の成分の重みのエージェント合計 $\sum_j w_{2,j}$, 価格 P^t を時系列に示した。バブル発生時にテクニカルな投資家の成分が増え、ファンダメンタルな投資家の成分が減っており、[Frankel 90, 山本 11] などの実証分析と整合的な戦略切り替えが行われてた。

これらをまとめると、ケース 2 において、学習ありのときのみ、実証研究やファイナンス理論と整合的なメカニズムでのバブルの発生が認められ、学習なしの人工市場ではバブルの発生が認められなかった。バブルを検証したり、バブルが起り得る状況下での規制の議論を行う場合は、学習ありのモデルである必要がある可能性を指摘できた。また、ハザード関数を用いると、従来の stylized fact の検証ではできなかった、バブルを再現できるモデルであるかどうかを検証できることを示せた。

4. まとめと今後の課題

本研究では [Chiarella 09] の人工市場モデルをベースにしてより簡略化したモデルを構築し、学習プロセスを追加した場合(学習あり)と、追加しなかった場合(学習なし)を比較した。学習ありのときのみ、実証研究やファイナンス理論と整合的なメカニズムでのバブルの発生が認められ、学習なしの人工市場

表 1: 各シミュレーションの stylized fact

	ケース1		ケース2	
	学習なし	学習あり	学習なし	学習あり
尖度	3.23	3.30	2.10	54.09
ラグ				
騰落率2乗の自己相関	1	0.13	0.13	0.22
	2	0.09	0.12	0.28
	3	0.08	0.09	0.12
	4	0.08	0.06	0.12
	5	0.06	0.04	0.12
	6	0.05	0.04	0.20
ハザード関数 H_i	i			
	1	54%	55%	55%
	2	54%	55%	53%
	3	51%	58%	49%
	4	51%	51%	50%
	5	47%	61%	47%
	6	55%	56%	44%

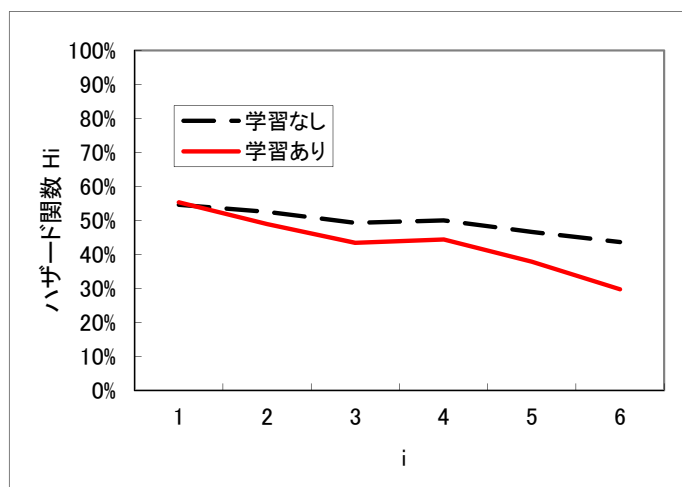


図 3: ケース 2 のときのハザード関数 H_i .

ではバブルの発生が認められなかった。バブル発生の検証や、バブルが起り得る状況下での規制の議論を行う場合は、人工市場モデルに学習プロセスが必要であることを指摘できた。また、ハザード関数を用いると、従来の stylized fact の検証ではできなかった、バブルを再現できるモデルであるかどうかを検証できることを示せた。

今後の課題は、今回固定したパラメータについても様々な変化させた場合の影響を分析する必要がある。また、今回はファンダメンタル価格を強制的に引き上げてバブルを発生させているが、この初めの引き金自体もシミュレーション内で自発的に起こるメカニズムを考察する必要がある。これによりバブルの発生初期段階の現象を分析できるようになる。また、学習のさせ方にも様々な方法が考えられ、実際の投資家に近い学習方法とはどのようなものなのか、どのような学習方法がバブルを助長しやすいのかを検討する必要がある。

参考文献

[Allen 06] Allen, F., Morris, S., and Shin, H.: Beauty contests and iterated expectations in asset markets, *Review of Financial Studies*, Vol. 19, No. 3, pp. 719–752 (2006)

[Arthur 97] Arthur, W., Durlauf, S., Lane, D., and Pro-

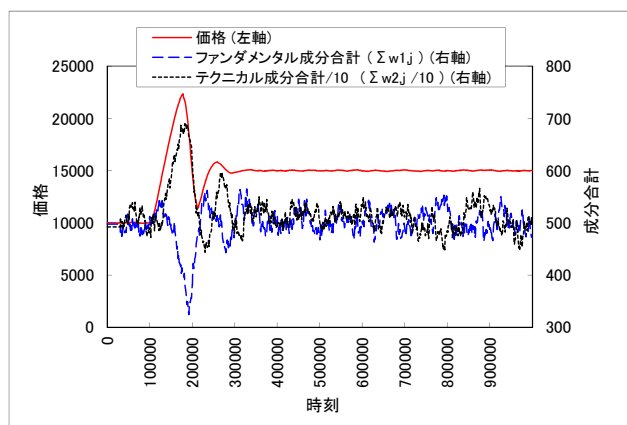


図 4: ケース 2・学習ありの場合の各投資戦略のウエイトの推移.

gram, S. E.: *Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market, The economy as an evolving complex system II*, pp. 15–44, Addison-Wesley Reading, MA (1997)

[Bradford 90] Bradford, J., Shleifer, A., Summers, L., and Waldmann, R.: Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation, *The Journal of Finance*, Vol. 45, No. 2, pp. 379–395 (1990)

[Chan 98] Chan, K., McQueen, G., and Thorley, S.: Are there rational speculative bubbles in Asian stock markets?, *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 6, No. 1-2, pp. 125–151 (1998)

[Chen 09] Chen, S., Chang, C., and Du, Y.: Agent-based economic models and econometrics, *Knowledge Engineering Review* (2009)

[Chiarella 02] Chiarella, C. and Iori, G.: A simulation analysis of the microstructure of double auction markets, *Quantitative Finance*, Vol. 2, No. 5, pp. 346–353 (2002)

[Chiarella 09] Chiarella, C., Iori, G., and Perelló, J.: The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 33, No. 3, pp. 525–537 (2009)

[Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues (2001)

[Frankel 90] Frankel, J. and Froot, K.: Chartists, fundamentalists, and trading in the foreign exchange market, *The American Economic Review*, Vol. 80, No. 2, pp. 181–185 (1990)

[Friedman 93] Friedman, D.: The double auction market institution: A survey, *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*, pp. 3–25 (1993)

[広田 09] 広田 真一: バブルはなぜ起こるのか?—ファイナンス理論からの考察—, *証券アナリストジャーナル*, Vol. 47, No. 5, pp. 6–15 (2009)

[Izumi 96] Izumi, K. and Okatsu, T.: An artificial market analysis of exchange rate dynamics, *Evolutionary Programming V*, pp. 27–36 (1996)

[LeBaron 06] LeBaron, B.: Agent-based computational finance, *Handbook of computational economics*, Vol. 2, pp. 1187–1233 (2006)

[Lux 99] Lux, T. and Marchesi, M.: Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market, *Nature*, Vol. 397, No. February, pp. 498–500 (1999)

[Mandelbrot 63] Mandelbrot, B.: The variation of certain speculative prices, *The journal of business*, Vol. 36, No. 4, pp. 394–419 (1963)

[Mandelbrot 72] Mandelbrot, B.: *Statistical Methodology for Nonperiodic Cycles: From the Covariance to R/S Analysis*, *Annals of Economic and Social Measurement*, Vol. 1, pp. 259–290, National Bureau of Economic Research, Inc (1972)

[McQueen 94] McQueen, G. and Thorley, S.: Bubbles, stock returns, and duration dependence, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 29, No. 3 (1994)

[Sewell 06] Sewell, M.: Characterization of Financial Time Series, <http://finance.martinsewell.com/stylized-facts/> (2006)

[Soros 03] Soros, G.: *The alchemy of finance*, Wiley (2003)

[八木 11] 八木 勲, 水田 孝信, 和泉 潔: 人工市場を利用した空売り規制が与える株式市場への影響分析, *人工知能学会論文誌*, Vol. 26, No. 1, pp. 208–216 (2011)

[山田 11] 山田 健太, 高安 秀樹, 高安 美佐子: 経済物理学的手法を用いたエージェントベースモデルによる金融市場のモデル化と応用, 第 6 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2011)

[山本 11] 山本 竜市, 平田 英明: 日本の株式市場における投資家の株価予測形成メカニズムの実証分析, 第 6 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2011)