

# 市場暴落後の反発時における投資家の振る舞いと人工市場への示唆<sup>\*1</sup>

## Investors' behavior in a rebound after a sharp fall of stock markets and suggestion to artificial market models

水田 孝信  
Takanobu Mizuta

スパークス・アセット・マネジメント株式会社, 東京大学大学院 工学系研究科  
SPARX Asset Management Co., Ltd., School of Engineering, The University of Tokyo  
mizutata@gmail.com, [http://www.geocities.jp/mizuta\\_ta/](http://www.geocities.jp/mizuta_ta/)

八木 勲  
Isao Yagi

神奈川工科大学 情報学部  
Faculty of Information Technology, Kanagawa Institute of Technology  
iyagi2005@gmail.com, <http://iyagi2005.cocolog-nifty.com/blog/>

和泉 潔  
Kiyoshi Izumi

東京大学大学院 工学系研究科  
School of Engineering, The University of Tokyo  
izumi@sys.t.u-tokyo.ac.jp, <http://kinba.sakura.ne.jp/>

**keywords:** rebound, stock market, agent-based-simulation, theoretical model

### Summary

東証株価指数 (TOPIX) 配当込みのデータを用いて日本の株式市場においても急騰後の反落は有意に存在しないことを示し、オーバーリアクション仮説では説明できないこの現象が、板寄せモデルなら説明しうることを議論する。また、TOPIX 先物のティックデータを用いて日中の需給のアンバランスによる価格変動が板寄せモデルで説明できることを示す。さらに、ボラティリティクラスターリングが、板寄せモデルと効用関数方式の発注株数モデルを採用すれば説明できることを示す。そして最後に、ボラティリティクラスターリングなどのスタイルズドファクトが、学習メカニズムを組み込まなくても説明できてしまう点の問題点を議論する。人工市場モデルにおいて学習メカニズムは、ファイナンス分野でバブルや市場急落などで本質的なメカニズムと考えられているポジティブフィードバック現象を再現するのに必要であると考えられる。学習のない人工市場で市場急落などの現象を取り扱えるのかという問題提起を行う。

## 1. はじめに

株式市場においては、大きなイベントが発生し市場全体が急落した後、反発する場合がある。多くの実証分析 (例えば, [Bremer 91] や [Benou 03] など) によりオーバーリアクション仮説が唱えられているものの、その反対である急騰後の暴落が有意に存在しないことを説明できていない。もちろん、通常の騰落の中でのリバーサル効果を検証した研究も多い (例えば, [Carhart 97] など)。しかし、これらは市場全体のファンダメンタル価値が急落にともなうビックイベントに関する急落ではなく、個別銘柄ごとの相対的にアンダーパフォームしている銘柄が反発するかどうかを調べた実証研究である。一方、効率的市場仮説 ([Fama 70]) に従えば、ファンダメンタルが急落した場合は急落した後のファンダメンタル価格に一瞬で収斂するはずである。市場効率的仮説のもとでは

反発が多くなる理由はない。

[八木 11a] では人工市場を用いたシミュレーション研究を行い、ファンダメンタル価値の急落時にどのような株価の推移が観測されるか調べた。ファンダメンタル価値が急落すると、まずそのファンダメンタル価値よりもさらに低い価格で値段がつき、その後ファンダメンタル価値に収束する形で反発が発生することが、シミュレーションで確認された。オーバーリアクションはモデルに組み込まれておらず、オーバーリアクションがなくても反発が起こることが示された。

[水田 11] では [八木 11a] のシミュレーション結果と齟齬がない形で急落後の反発を説明する板寄せモデルを構築した。その結果、オーバーリアクション仮説がなくても急落後の反発を説明できることを示した。

本研究では、[水田 11] の研究をさらに発展させる。東証株価指数 (TOPIX) 配当込みのデータを用いて日本の株式市場においても急騰後の反落は有意に存在しないことを示し、オーバーリアクション仮説では説明できない

\*1 本研究の内容は著者らが所属する組織を代表するものではなく、すべては個人的な見解である。

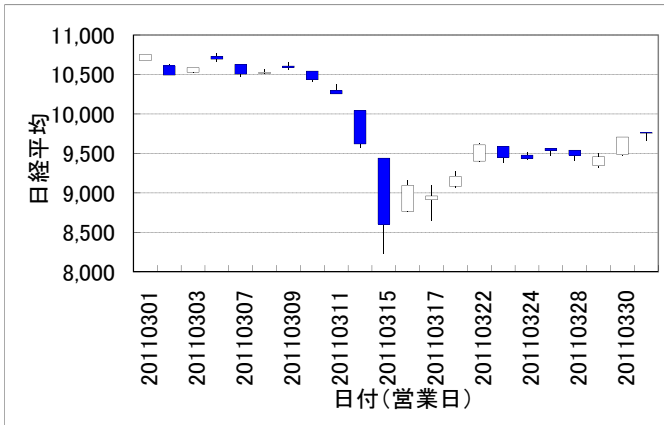


図1 東日本大震災発生前後数日の日経平均株価の推移。急落後に反発がみられる。

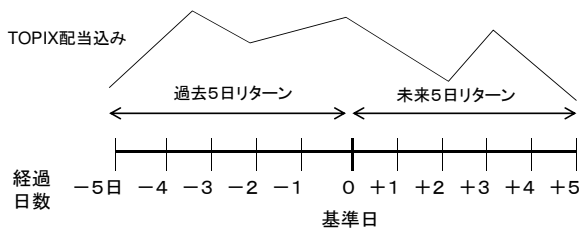


図2 実証分析の手法。基準日からみて、過去5日のリターンと未来5日リターンを計測する。

この現象が、板寄せモデルなら説明しうることを議論する。また、TOPIX先物のティックデータを用いて日中の需給のアンバランスによる価格変動が板寄せモデルで説明できることを示す。さらに、ボラティリティクラスターリング ([Mandelbrot 72], [Sewell 06]) が、板寄せモデルと効用関数方式の発注株式数モデルを採用すれば説明できることを示す。そして最後に、ボラティリティクラスターリングなどのスタイライズドファクトが、学習メカニズムを組み込まなくても説明できてしまう点の問題点を議論する。人工市場モデルにおいて学習メカニズムは、ファイナンス分野でバブルや市場急落などで本質的なメカニズムと考えられているポジティブフィードバック現象を再現するのに必要であると考えらる。学習のない人工市場で市場急落などの現象を取り扱えるのかという問題提起を行う。

以後、2章で急騰・急落後のリターンについて実証分析を行い、3章でティックデータを用いた板寄せモデルの検証を行う。4章で板寄せモデルでボラティリティクラスターリングの説明を試み、5章でスタイライズドファクトによる人工市場の検証に関して問題提起を行う。6章でまとめる。

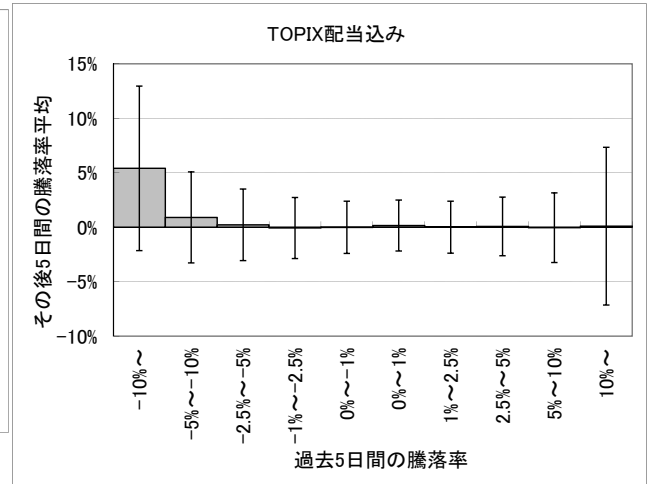


図3 過去5日リターンを5%ごとに区切り、それぞれの未来5日リターンの平均とエラーバー(1標準偏差)を示した。有意にリターンが計測されるのは-10%を上回る下落後のみであり、それ以外の下落率では有意な反発は見られない。

## 2. 日本の株式市場急落後の反発

図1は東日本大震災(2011年3月11日)前後の、日経平均株価の推移である。14日、15日に-16.1%急落し、16日から22日までで+11.7%と急騰している。この現象は大幅な急落時に多く見られる。[水田 11]はこのような現象が日本の株式市場でも多く発生していることを示した。ここではそれをさらに発展させ、急上昇後の下落が有意に存在しないことも示す。また、これに関して株式投資への示唆を述べる。

### 2.1 実証分析

分析方法は[水田 11]と同様であるが、急落だけでなく急上昇も分析する。データは東京証券取引所が算出している、1979年12月10日から2011年8月8日までの全ての営業日の東証株価指数(TOPIX)配当込みである。東洋経済新報社が提供するデータを用いた。図2は分析手法の概要を示している。基準日はデータがある全ての営業日である。基準日からみて、過去5日のリターンと未来5日リターンを計測する。図3は、過去5日リターンが-10%以下、-10%~-5%、-5%~-2.5%、-2.5%~-1%、-1%~0%、0%~+1%、+1%~+2.5%、+2.5%~+5%、+5%~+10%、+10%以上、の10種類に分け、それぞれの未来5日リターンの平均とエラーバー(1標準偏差)を示した。有意にリターンが計測されるのは-10%を上回る下落後のみであり、それ以外の下落率では有意な反発は見られない。オーバーリアクション仮説ではこのような上昇と下落の非対称性を説明できない。一方、3章で解説する板寄せモデル([水田 11])では、下落時のみ損切りなどにより大量に売りが出るなどの需給が歪みやすいなどを考えれば、この非対称性を説明できる可能性がある。注意として、基準日は全ての営業日であるため過去5日リターン

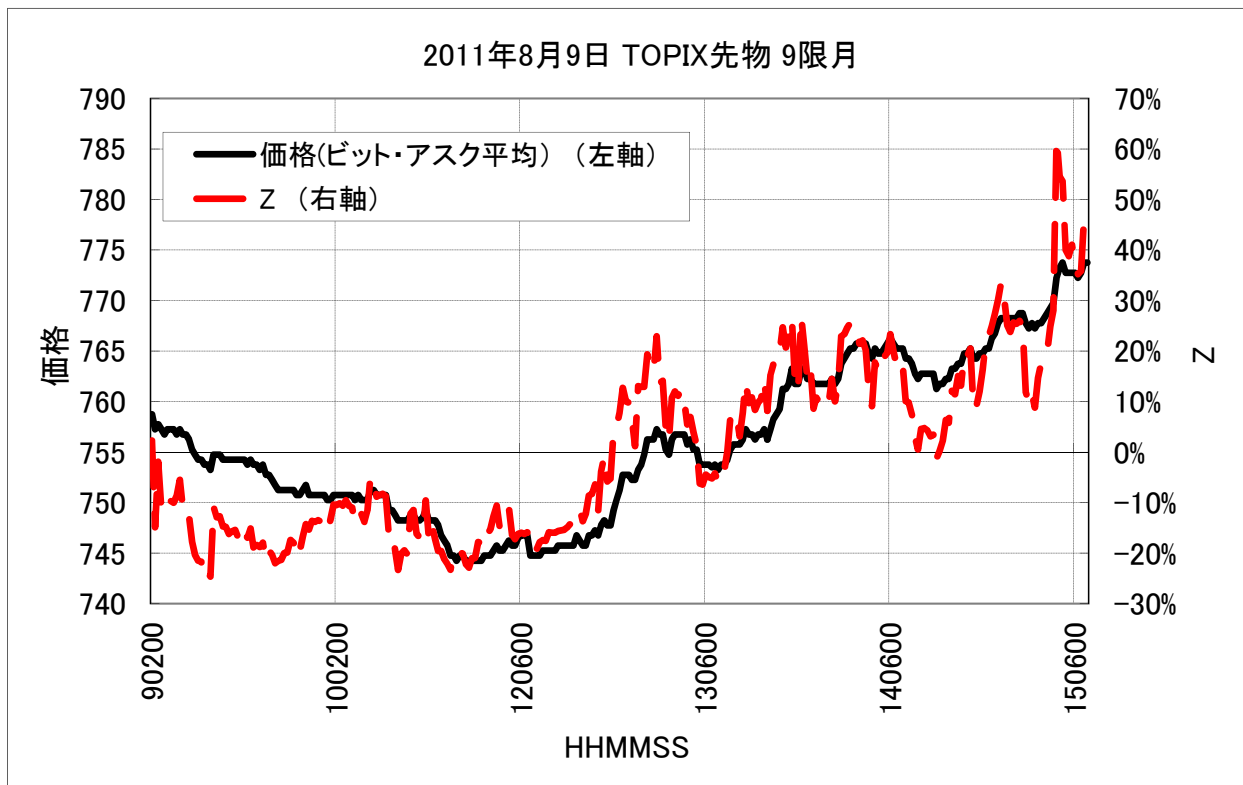


図4 2011年8月9日の日中における東京証券取引所に上場されていたTOPIX先物9限月(2011年)の最良気配の買いと売りの平均を時系列で示している。ここで、 $a_s$ にその瞬間に注文板上にある売り注文数の合計、 $a_b$ に買い注文の合計を用いる。点線は、これによって計算された $Z$ を示している。騰落の方向性が似ていることが分かる。

は重複が存在する。例えば、ある月の基準日が5営業日目の場合、1営業日から5営業日までのリターンが過去5日リターンであり、基準日が6営業日目の場合、2営業日目から6営業日目までのリターンが過去5日リターンである。そのため、ある日の日次リターンは5回カウントされることとなる。

## 2.2 株式投資への示唆

株価急落後に反発をとるという戦略が実務家の間で存在するが、過去5日間で-10%という極めて深刻な下落の場合のみ、この戦略が有意に機能することが分かる。損切りを行うさいも、反発があるかもしれない様子を見る意味があるのは過去5日間で-10%を上回る下落の場合のみである。ここでは示しておらず、別の論文で述べる予定であるが、個別銘柄ベースでも絶対リターンでは同様のことが見られるが、対ベンチマークの相対リターンでは有意な反発は見られない。絶対リターン-10%以下というのが、多くの投資家が損切りを行う水準であり、そのためこの水準を超える下落が起こると売り注文量が増大し、3章で解説する板寄せモデル([水田 11])により反発が起こるといふ仮説も成り立つ。もしそうであれば、多くの投資が損切りする水準では損切りしないほうが良いという結論になり、業界平均的なロスカットルールを採用するとパフォーマンスが毀損するという仮説がありえるかもしれない。今後の課題である。

## 3. ティックデータによる板寄せモデルの検証

[水田 11]は、先行するシミュレーション研究([八木 11a])で発見された急落後の反発を説明する理論モデルとして、板寄せモデルを提唱した。この理論モデルはシミュレーション結果に基づいて構築されたモデルであるので、シミュレーションでは検証されているといえる。ティックデータを用いてこのモデルを検証する。

### 3.1 板寄せモデル

[水田 11]で示された板寄せモデルを簡単に紹介する。ファンダメンタルな投資家のみが存在し、買い手にも売り手にも十分多くの投資家が存在すると仮定する。双方共にファンダメンタルに基づいて株価を予想し、予想した株価どおりに注文(指値)を入れる。指値分布は正規分布に従うとする。買い手の指値分布の平均値を $p_0$ 、標準偏差を $\sigma$ 、面積を $a_b$ とする。売り手の指値分布の平均値、標準偏差は買い手と同じ $p_0$ 、 $\sigma$ 、面積のみ $a_s$ とする。買い手と売り手の性質は、発注総量(面積がそれに相当する)以外はまったく同じとする。

次に板寄せによる価格決定(例えば、[和泉 03]などが詳しい)を行う。板寄せ方式では、需要と供給がマッチする価格で取引を行う方式である。買い手の指値分布から需要曲線、売り手の指値分布から供給曲線を作成しそれが交わったところが取引価格となる。供給曲線 $A_s(p)$ は、ある価格 $p$ 以下の価格で発注する売り手の注文数の

和（累積注文数）である。つまり、売り手の指値分布を価格の安い方から高い方へ累積した形となり、

$$A_s(p) = \frac{a_s}{2} \left[ 1 + \operatorname{erf} \left( \frac{p - p_0}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right] \quad (1)$$

とあらわされる。ここで、 $\operatorname{erf}$  は誤差関数であり、

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (2)$$

と定義される。需要曲線は、ある価格以上の価格で発注する買い手の注文数の和（累積注文数）であり、

$$A_b(p) = a_b - \frac{a_b}{2} \left[ 1 + \operatorname{erf} \left( \frac{p - p_0}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right] \quad (3)$$

となる。 $a_s = a_b$  の場合は価格  $p_0$  で取引される。しかし、 $a_s \neq a_b$  の場合は、 $p_0$  で取引されない。つまり、もっとも多くのファンダメンタルな投資家が予想している株価とは違う株価になる可能性があることを示している。この点が急落が行き過ぎて多くの投資家が予想している株価よりもさらに下落を引き起こすもっとも重要な点である。 $A_s(p) = A_b(p)$  より  $p$  を求めると、

$$p = p_0 + \sqrt{2}\sigma \operatorname{erf}^{-1}(z) \quad (4)$$

ここで、 $\operatorname{erf}^{-1}$  は誤差関数の逆関数、

$$z \equiv \frac{a_b - a_s}{a_b + a_s} \quad (5)$$

と定義し、 $z$  は、 $|z| < 1$  を必ず満たす。 $z$  は買い手と売り手の、つまり需要と供給のバランスがどれくらい崩れているかを示す指標である。 $z$  の絶対値が 1 より十分小さい場合  $\operatorname{erf}^{-1}(z)$  は級数展開でき、1 次の項まで取り出すと、(2 次の項はない)、

$$p = p_0 + \sqrt{\frac{\pi\sigma^2}{2}} z \quad (6)$$

つまり、 $p$  は  $z$  に比例することが分かる。 $z$  という需給のアンバランス指標によって、取引価格が決まる。

このモデルは急落後の反発のメカニズムを解明するために作成されたものであるが、マルチエージェントシミュレーションにおける価格決定メカニズム全体にも示唆を与える。(6) は、価格決定メカニズムが需給のみであった簡易なマルチエージェントモデル ([Arthur 91], [Arthur 97], [Lux 99] など多数) の妥当性を示している。これらのモデルでは需給のギャップと価格変動の間の係数が、実際の市場のどの要素で決まるのかは示しておらず、適当なパラメーターとして扱われていた。(6) は、その係数が、市場参加者の予想株価の標準偏差  $\sigma$  のみに比例し、 $\sqrt{\pi\sigma^2/2}$  であることを初めて示した。

また、(6) は一般的に当てはまるかどうか実証検証できる。というのも、 $p_0$  が一定であるような短い期間（1 日くらい）の場合も成り立っている可能性がある。次節ではティックデータを用いて (6) がどの程度成立しているかどうか検証する。

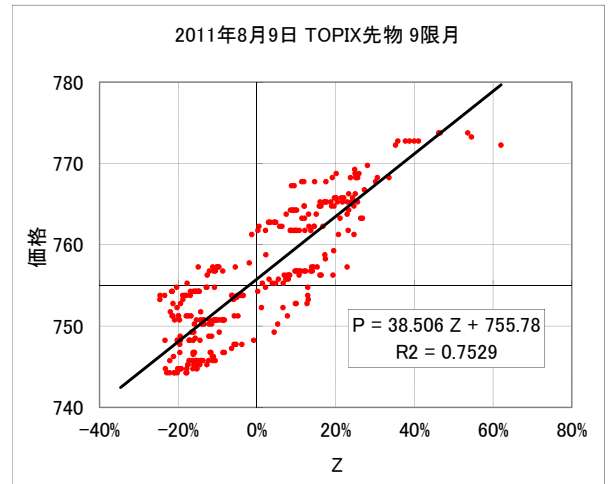


図5 図4と同じデータを、横軸に  $Z$ 、縦軸に取引価格（最良気配の売りと買いの平均）に示した。両者は相関係数 0.7529 と高い相関を示した。

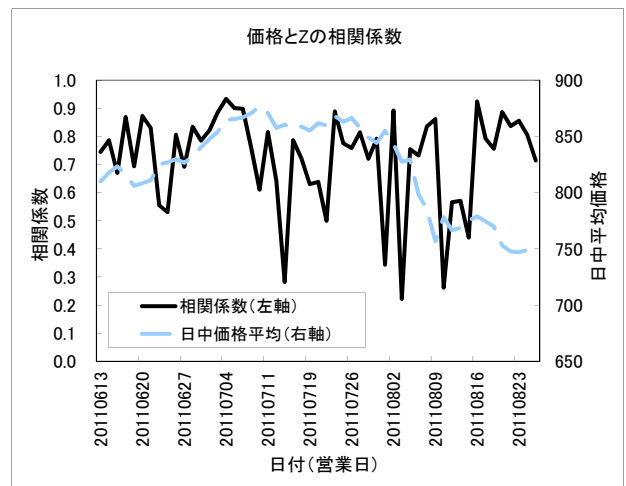


図6 2011年6月13日から同年8月25日までにおいて、各日において図5と同様の相関係数の計測を時系列で行い、相関係数を実線で示している。点線は日中の平均の価格である。概ね相関係数はプラスで推移しているが、0.3程度まで落ち込むことがあることが分かる。

### 3.2 ティックデータによる分析

2011年8月9日のティックデータを用いて、この日の日中において(6)がどの程度成立しているかどうか検証する。株式会社 QUICK が提供するデータを用いた。図4の実線は、2011年8月9日の日中における東京証券取引所に上場されていた TOPIX 先物 9 限月（2011年）の最良気配の買いと売りの平均を時系列で示している。この日は、午前中に大きく下げ、午後大きく盛り返すという動きを見せ、需給やファンダメンタルに基づかない要因で大きく騰落したのではないかと実務家の間で話題になった日である。(例えば、[東証 11] など) ここで、 $a_s$  にその瞬間に注文板上にある売り注文数の合計、 $a_b$  に買い注文の合計を用いる。図4の点線は、これによって計算された  $Z$  を示している。騰落の方向性が似ていることが分かる。図5は、図4と同じデータを、横軸に  $Z$ 、縦

### 基本統計量

	株数一定方式	効用関数方式
平均	0.03%	0.04%
標準偏差	2.25%	2.76%
歪度	0.01	0.05
尖度	-1.13	-0.61

図7 ごく簡単なマルチエージェントモデルの結果。尖度がマイナスとなっており、実際の市場の分析結果と逆である。

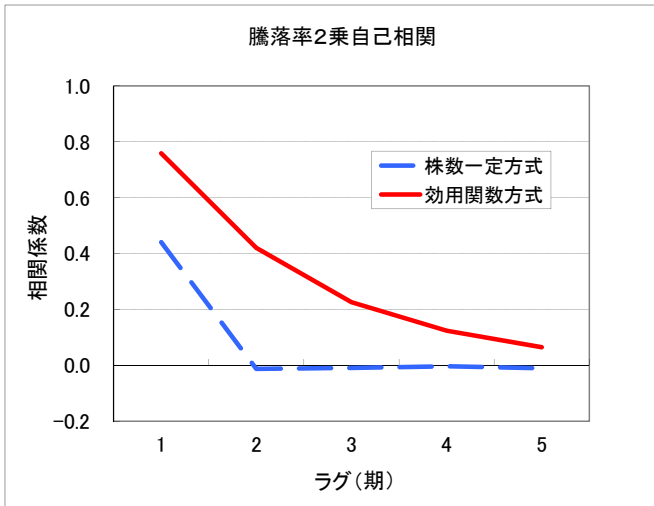


図8 価格の騰落率の2乗の自己相関を各方式に対して示した。横軸がラグを何期とったかであり、縦軸が自己相関係数である。効用関数方式のみ、ボラティリティクラスタリングが観測されることが分かる。

軸に取引価格（最良気配の売りと買いの平均）に示した。両者は相関係数 0.7529 と高い相関を示した。つまり (6) が高い精度で成立していることが分かる。

このように、 $Z$  と価格にはいつも高い相関があるのかどうか、つまり (6) がどの日でも成立しているかどうかを分析する。図6は、2011年6月13日から同年8月25日までにおいて、各日において同様の相関係数の計測を時系列で行い、相関係数を実線で示している。点線は日中の平均の価格である。概ね相関係数はプラスで推移しているが、0.3程度まで落ち込むことがあることが分かる。つまり、(6)は、需給が主導する環境では当てはまるが、そうでない環境が存在し、そのときは当てはまらないことが分かる。

## 4. 板寄せモデルによるボラティリティクラスタリングの再現

3章で示した板寄せモデル ([水田 11]) が、急落後の反発のみならず、ボラティリティクラスタリング ([Mandelbrot 72], [Sewell 06]) のメカニズムについても説明を加えられることを示す。そもそも急落後の反発は、急落時に上昇したボラティリティが持続し、上昇時にも高いボラティ

リティをもって大幅に上昇する現象である。そのためもともと急落後の反発とボラティリティクラスタリングには関係がある。ここでは、人工市場でしばしば用いられる効用関数方式による保有株式数の決定方式と板寄せモデルがあれば、ボラティリティクラスタリングが発生することを示す。効用関数方式でない株数一定方式ではボラティリティクラスタリングが発生しないことも示し、人工市場におけるボラティリティクラスタリングの発生原因が、効用関数方式による保有株式数の決定方式にある可能性があることを示す。

### 4.1 ボラティリティクラスタリングの検証モデル

ここではごく簡単なマルチエージェントモデルを使う。ノイズエージェントは買いと売りの注文を両方だす。注文の分布は、平均  $p_0$  (= ファンダメンタル価格)、標準偏差  $\sigma$  の正規分布である。注文総量は、平均  $s_0$ 、標準偏差  $s_\sigma$  の正規分布に従う乱数により、每期、売り・買いそれぞれで決定する。(売りと買いの総量は異なる。) ファンダメンタルエージェントは、期待リターン  $r$  がプラスだと買い注文だけを入れ、マイナスだと売り注文だけを入れる。前期の価格を  $p$  とすると  $r = p_0/p - 1$  とあらわされる。注文の分布はノイズエージェントと同様で、平均  $p_0$  (= ファンダメンタル価格)、標準偏差  $\sigma$  の正規分布である。注文総量であるが、2つの方式を考える。1つは、“株数一定方式”とよび、注文総量は常に  $a$  = 一定とする。もう1つは、“効用関数方式”とよび、注文総量は  $r/\alpha$  と  $r$  に比例する。ここで  $\alpha$  はリスク回避度である。効用関数方式は人工市場モデルで良く用いられる方式であり、リスク回避的なエージェントはもっとも効用が高い(効用関数が最大)保有株式数を求め、その保有株式数になるように注文を出す。この場合、おおむね期待リターン  $r$  に比例した注文を出すこととなるため、これをモデル化したものが、今回の効用関数方式である。

いずれの方式においても、ノイズエージェント、ファンダメンタルエージェントともに、総量以外は全く同じ注文の分布となるため、3章で解説した板寄せモデル (6) で価格を計算できる。ここでパラメータは、 $p_0 = 1000, \sigma = 100, s_0 = 100, s_\sigma = 10, a = 16, \alpha = 10$  とした。この価格の計算を各方式に対して、10,000期行った。

### 4.2 結果

各方式に対して、基本的な統計量を図7に示す。尖度がマイナスとなっており、実際の市場の分析結果と逆である。ファットテールが再現されていない。テクニカルエージェントがいないと、ファットテールは再現できないと考えられる。図8は、価格の騰落率の2乗の自己相関を各方式に対して示した。横軸がラグを何期とったかであり、縦軸が自己相関係数である。効用関数方式のみ、ボラティリティクラスタリングが観測されることが分かる。つまり、人工市場において、効用関数方式の発注株



図9 典型的なポジティブフィードバック。

数の決定が、ボラティリティクラスタリングを生み出す要因であることが示唆される。効用関数方式は、ボラティリティが高まると各エージェントの予想価格と市場の価格の乖離が大きくなりやすいため発注株数が大きくなる。その大きくなった発注株数により価格が大きく変動しボラティリティが高い状況が維持される。ボラティリティが高い方が発注量が増えるため、高いボラティリティが維持されるというメカニズムが考えられる。これは実証分析とも矛盾しないと考えられるが、詳しい実証分析はなされておらず今後の課題である。

## 5. 人工市場のモデリングへの示唆と課題

人工市場モデルにおいては、過去の価格の動きから各エージェントごとに学習しパラメータを調整（例えば [Izumi 96], [Arthur 97], [Izumi 99], [Yagi 10], [八木 11b]）したり、他の戦略に切り替えたほうが良いかどうかを学習したり影響を受けたりして他戦略への切り替え（例えば [Lux 99]）たりする場合が多い。（これらの優れたレビューとして [LeBaron 06], [Chen 09] がある。）戦略切り替えによる学習は実証分析もある。（[山本 11]）これら学習をモデルに採用するのはファイナンス分野の研究において、バブルの発生メカニズムにはこのような学習が不可欠であると考えられているからである。（[Bradford 90], [De Long 90], [Froot 92], [Dow 93], [Allen 06], [広田 09]）これは、ハーディングとよばれる群れ行動とも関連しておりやはり他の投資家をまねる学習があると考えられている。（[Nofsinger 99]）またこれらは実務家にも広く受け入れられている。（[Soros 03]）このような学習はポジティブフィードバックを引き起こす。図9は典型的なポジティブフィードバックを示している。今の価格より高く買ってくれる人が多いに違いないと考え買い注文を入れ、それにより価格が上昇し、それを学習して買うとリターンを得られることを自身や他の投資家が学習し、さらに上昇するというプロセスである。買うという行為を入力すると学習を通じてさらに買うという行為を出力するという、ポジティブなフィードバックが働く

のである。

一方、人工市場モデルの妥当性はスタイライズドファクトで判定される場合がほとんどである。（[LeBaron 06], [Chen 09]）学習というプロセスが一切なくとも主要なスタイライズドファクトを満たす人工市場モデル（[Chiarella 02], [Chiarella 09], [Gsell 09]）が存在している。4章で示したように、板寄せモデル（6）と効用関数方式を組み合わせることによりボラティリティクラスタリングを説明できた。ファイナンス分野の研究では実際の市場においてきわめて重要な働きをしていると考えられている学習を取り入れていない人工市場モデルには問題があるかもしれない。この学習プロセスは市場の急落時やバブル時に特に重要な働きをしていると考えられているので、これらを考察する際は学習をどのように取り扱うのが重要な論点になると考えられる。また効用関数型のエージェントモデルはリスク回避型を仮定しているが、ファイナンス分野の研究においてリスクテイク型の投資家がかなりいるのではないかとわれ始めている。（[Kumar 09], [岩澤 11]）確かに人工市場研究は実際の市場を完全に再現することを目的としておらず、このような投資家がいるからと言って取り入れる必要はない。しかしながら分析対象としている現象においてこれらの投資家が非常に重要なプロセスを担うのであれば、少なからず考慮する必要がある。

スタイライズドファクトが成立していたとしても、それは市場を長期間でみた平均の姿として再現できているというだけであって、市場急落やバブルなどを議論できるメカニズムが最小限そろっているとは言えないかもしれない。図10に示すようにポジティブフィードバックメカニズムが存在するが短期間で終わっている実線と、そのようなメカニズムが全く入っていない破線では、長期で測定すれば同じスタイライズドファクトを示す可能性がある。ポジティブフィードバックが本質的な現象を人工市場モデルで議論する際は、実線のような価格推移になっていなければならないが、スタイライズドファクトでは計測できない可能性がある。これらは未解決問題であり、すべては今後の課題である。

## 6. ま と め

日本の株式市場急落後の反発について TOPIX 配当込のデータを用いて実証分析を行った。上昇・下落ともに計測した結果、有意にリターンが計測されるのは-10%を上回る下落後の反発のみであり、それ以外の騰落率では有意なリターンは見られなかった。オーバーリアクション仮説ではこのような上昇と下落の非対称性を説明できない。一方、板寄せモデル（[水田 11]）では、下落時のみ損切りなどにより大量に売りが出るなどの需給が歪みやすいなどを考えれば、この非対称性を説明できる可能性がある。絶対リターン-10%以下というのが、多くの投資家

## ◇ 参考文献 ◇

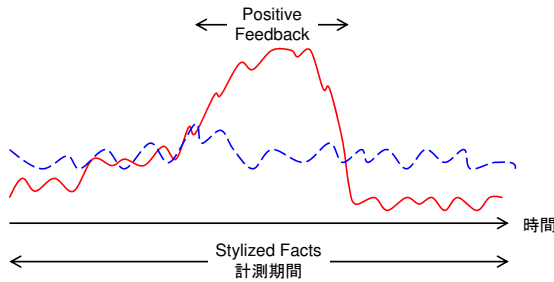


図 10 ポジティブフィードバックメカニズムが存在するが短期間で終わっている実線と、そのようなメカニズムが全く入っていない破線では、長期で測定すれば同じスタイライズドファクトを示す可能性がある。ポジティブフィードバックが本質的な現象を人工市場モデルで議論する際は、実線のような価格推移になっていなければならないが、スタイライズドファクトでは計測できない可能性がある。

が損切りを行う水準であり、そのためこの水準を超える下落が起こると売り注文量が增大し、板寄せモデルにより反発が起こるといふ仮説も成り立つ。もしそうであれば、多くの投資が損切りする水準では損切りしないほうが良いという結論になり、業界平均的なロスカットルールを採用するとパフォーマンスが毀損するといふ仮説がありえるかもしれない。ティックデータを用いた板寄せモデルの検証も行った。需給が主導する環境ではモデルがよくあてはまるが、そうでない環境が存在し、そのときは当てはまらないことが分かった。

次に板寄せモデルにおいて、ボラティリティクラスターリングが説明できるかどうかを調べた。その結果、効用関数方式の発注株数モデルを組み合わせれば、ボラティリティクラスターリングが説明できることが分かった。効用関数方式は、ボラティリティが高まると各エージェントの予想価格と市場の価格の乖離が大きくなりやすいため発注株数が大きくなる。その大きくなった発注株数により価格が大きく変動しボラティリティが高い状況が維持される。ボラティリティが高い方が発注量が増えるため、高いボラティリティが維持されるというメカニズムが考えられる。これは実証分析とも矛盾しないと考えられるが、詳しい実証分析はなされておらず今後の課題である。

最後に、スタイライズドファクトが成立していたとしても、それは市場を長期間でみた平均の姿として再現できているというだけであって、市場急落やバブルなどを議論できるメカニズムが最小限そろっているとは言えないかもしれないことを議論した。ポジティブフィードバックが本質的な現象を人工市場モデルで議論する際は、スタイライズドファクトでは計測できないポジティブフィードバックがメカニズムに組み込まれてなければならない可能性がある。これらは未解決問題であり、今後の課題である。

- [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 91] Arthur, W., Durlauf, S., Lane, D., and Program, S. E.: *Money and Financial Markets*, pp. 354–368, Blackwell, Cambridge (1991)
- [Arthur 97] Arthur, W., Durlauf, S., Lane, D., and Program, S. E.: *Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market*, pp. 15–44, Addison-Wesley Reading, MA (1997)
- [Benou 03] Benou, G. and Richie, N.: The reversal of large stock price declines: The case of large firms, *Journal of Economics and Finance*, Vol. 27, No. 1, pp. 19–38 (2003)
- [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)
- [Bremer 91] Bremer, M. and Sweeney, R.: The reversal of large stock-price decreases, *Journal of Finance*, pp. 747–754 (1991)
- [Carhart 97] Carhart, M. M.: On persistence of mutual fund performance, *Journal of Finance*, Vol. 52, No. 1, pp. 57–82 (1997)
- [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)
- [De Long 90] De Long, J., Shleifer, A., Summers, L., and Waldmann, R.: Noise Trader Risk in Financial Markets, *The Journal of Political Economy*, Vol. 98, No. 4, pp. 703–738 (1990)
- [Dow 93] Dow, J. and Gorton, G.: Arbitrage Chains, *NBER Working Papers* (1993)
- [Fama 70] Fama, E. F.: Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance*, Vol. 25, No. 2, pp. 383–417 (1970)
- [Froot 92] Froot, K., Scharfstein, D., and Stein, J.: Herd on the street: Informational inefficiencies in a market with short-term speculation, *Journal of finance*, pp. 1461–1484 (1992)
- [Gsell 09] Gsell, M.: Assessing the impact of algorithmic trading on markets: a simulation approach (2009)
- [Izumi 96] Izumi, K. and Okatsu, T.: An artificial market analysis of exchange rate dynamics, *Evolutionary Programming V*, pp. 27–36 (1996)
- [Izumi 99] Izumi, K. and Ueda, K.: Analysis of dealers' processing financial news based on an artificial market approach, *Journal of Computational Intelligence in Finance*, Vol. 7, pp. 23–33 (1999)
- [Kumar 09] Kumar, A.: Who gambles in the stock market?, *The Journal of Finance*, Vol. 64, No. 4, pp. 1889–1933 (2009)
- [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 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)
- [Nofsinger 99] Nofsinger, J. and Sias, R.: Herding and feedback trading by institutional and individual investors, *The Journal of Finance*, Vol. 54, No. 6, pp. 2263–2295 (1999)
- [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)
- [Yagi 10] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Effectiveness of Short-selling Regulation using Artificial Markets, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 1, pp. 113–

132 (2010)

- [和泉 03] 和泉 潔：人工市場：市場分析の複雑系アプローチ, pp. 85-88, 森北出版 (2003)
- [岩澤 11] 岩澤 誠一郎, 内山 朋規：海外投資家・個人投資家の投資行動と日本株の「ボラティリティ・アノマリー」, 第 5 回行動経済学会 (2011)
- [東証 11] 東証：東京証券取引所 2011 年 9 月 27 日記者会見要旨 (2011)
- [水田 11] 水田 孝信, 八木 勲, 和泉 潔：株式市場急落後の反発に関する分析～シミュレーション研究との比較～, 第 7 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2011)
- [八木 11a] 八木 勲, 水田 孝信, 和泉 潔：人工市場を用いた市場暴落後における反発メカニズムの一考察, 第 7 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2011)
- [八木 11b] 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)
- [広田 09] 広田 真一：バブルはなぜ起こるのか？ーファイナンス理論からの考察ー, 証券アナリストジャーナル, Vol. 47, No. 5, pp. 6-15 (2009)