

行動ファイナンス理論に従うエージェントの 市場取引への影響について

並 河 悠 介[†] 翟 菲^{††}
沈 侃^{††} 北 栄 輔^{††}

本研究では、マルチエージェントシミュレーションを用いて、人間心理が市場の株価変動に与える影響を評価する。最初に企業のファンダメンタルズに基づいて投資行動を行う合理的な投資家としてファンダメンタル投資家のエージェントを定義する。続いて、プロスペクト理論に従って投資行動を行うプロスペクト投資家のエージェントを定義する。ファンダメンタル投資家とプロスペクト投資家のエージェントの割合を変えて、人工市場における株価の創発を行い、人工市場の特性パラメータを実際の市場におけるそれらと比較する。そして、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場が実際に市場に近い特性を有することを示す。続いて、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場で株価の変動を予測させ、ファンダメンタル投資家が 100% である人工市場と比較すると、プロスペクト投資家のいる市場の方が株価変動が現実の市場に近いことを示す。

Effect of Multi-agents According to Behavioral Finance to Market Dealings

YUSUKE NAMIKAWA,[†] FEI ZHAI,^{††} KAN SHEN^{††} and EISUKE KITA^{††}

In this paper, the effect of the human psychology to the fluctuation of the stock price is discussed in the artificial market defined as the multi-agent system. The rational investor agents are defined as them who buy and sell the stock according to the corporate fundamentals. The prospect investor agents are defined as them who do according to the prospect theory. The stock price fluctuations are evaluated in several artificial markets in which the ratio of the rational and the prospect investor agents is different. The results indicate that the 70%-PIA artificial market is the most similar to the actual market.

1. 緒 論

伝統的な経済学で用いられる効率的市場仮説では、合理的な投資家や理想的な市場などを前提としているが、そのような前提では十分に説明できない市場取引が実際に観察されることが指摘されている^{1),2)}。近年、このような現象を説明するために、投資家行動に心理学の成果を取り入れた行動ファイナンス理論への関心が高まりつつある³⁾。伝統的ファイナンス理論が価値のあるべき姿を示す規範についての理論であったのに対し、行動ファイナンス理論に基づく報告は人間心理を考慮することで、規範理論から一步現実に近づいた

ものにとらえることができる。

伝統的ファイナンス理論においても、完全には合理的でない投資家行動が価格に与える影響を解析的に示す試みは多数報告されている。しかし、完全合理性を仮定しない投資家行動は、一般に期待効用最大化に基づく意思決定などと比べ意思決定のルールが複雑であり、そのため投資家行動が価格に対し与える影響を関係式から解析的に導出することは困難な場合が多い⁴⁾。これに対して、ミクロのルールとマクロの挙動の関連性を分析する手法としてエージェントベースアプローチと呼ばれる手法が提案されている⁴⁾。エージェントベースアプローチとはボトムアップのアプローチであり、投資行動などの局所的なルールから価格変動など系全体のマクロな挙動を分析する手法である。そこで、本研究ではエージェントベースアプローチを用いて、伝統的な経済理論^{5),6)}では仮定されていない、行動ファイナンス理論に基づく投資家が市場にどのような

[†] 株式会社 NTT データ
NTT Data Co.

^{††} 名古屋大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Nagoya University

影響を及ぼすのかを検討する⁷⁾。すでに、同様な研究はいろいろと提案されている^{8)~10)}。

プロスペクト理論は人間の意思決定が期待効用最大化に基づく意思決定ではなく、価値関数を最大化する意思決定を行うことを示している。人間の意思決定は参照点からの変化に基づき行われること、利得と損失に対して異なる反応をすること、さらに損失の受け取り方は利得の受け取り方と比較して2倍程度大きいことなど、現実の人間の意思決定に関する特徴について分析している。

本研究では、最初にファンダメンタルズに基づく合理的な投資家としてファンダメンタル投資家エージェントを定義する。続いて、参照点からの変化が利得の領域にある場合と比べて、参照点からの変化が損失の領域にある場合を大きく見積もって投資行動を行うプロスペクト投資家エージェントを定義する。プロスペクト投資家エージェントでは参照点として移動平均線をとる。予想価格が参照点よりも大きい場合、プロスペクト投資家エージェントはファンダメンタル投資家エージェントと同様の行動をとるのに対して、予想価格が参照点よりも小さい場合、プロスペクト投資家エージェントはファンダメンタル投資家エージェントよりも購入時は購入量を減らし、販売時は販売量を増やすよう行動する。従来のプロスペクト理論をモデル化した研究では、プロスペクト投資家エージェントの行動として、予想価格にその心理的バイアスが影響を及ぼすようモデル化を行っている例がある¹¹⁾。しかし、そのモデルの場合、価格の変動がファンダメンタルズとは無関係な動きを示し、現実的ではない結果が生じていた。そこで、本研究では、注文量に心理的バイアスが影響を及ぼすようモデル化することを考える。

本論文の構成は以下のようになっている。2章において研究の背景について、3章においてシミュレーションで用いる人工市場の構成と実際の市場との比較に用いるパラメータについて述べる。4章においてプロスペクト理論に従うエージェントの投資家行動とモデルの解析結果を示す。そして、5章はまとめである。

2. 研究の背景

2.1 伝統的ファイナンス理論

伝統的ファイナンス理論では、市場は合理的に動くことを前提にしており、これは効率的市場仮説と呼ばれる。効率的市場仮説については、価格に反映されるすべての情報（価格情報、公表情報、内部情報）をどのように考えるかによってウィークフォーム、セミストロングフォーム、ストロングフォームの3種類に分

けられる⁶⁾。

- (1) ウィークフォーム 過去の証券価格の変動と将来の証券価格の変動は完全に独立であるとする考え方である。
- (2) セミストロングフォーム 過去の価格情報だけでなく、公表されているすべての情報（公表情報）が価格に織り込まれているという考え方である。
- (3) ストロングフォーム 価格情報、公表情報に加えて未公開の内部情報もすでに価格に織り込まれているという考え方のことである。

伝統的ファイナンス理論では、市場が合理的に動くことを前提にしたうえで、投資家はリスク回避的であり、それぞれのリスク回避度に応じて期待効用を最大化するような意思決定が行われると想定されている。合理性の条件については、いくつかの組合せが存在するが、一般的に以下の6要素があげられる¹²⁾。

- (1) 選択肢間の序列付け
- (2) 推移性
- (3) 選択行動の合理性
- (4) 連続性
- (5) 独立性
- (6) 不変性

投資家が合理的行動に従い、効率的市場において投資行動を行えば、短期的な株価の変動は完全に確率的に上昇または下降する。上昇・下降の確率が1/2であれば、その結果一定期間後の株価の変動は正規分布でばらつくことになる。これをランダム・ウォークと呼ぶ。このように、株価がランダムウォークに従って動くことが伝統的ファイナンス理論の基本的な考え方である。

2.2 行動ファイナンス理論

前節で述べた、期待効用理論における投資家の合理性に関する条件¹²⁾は、どれも一見正当に思われる。しかし、その後、これらの前提条件と矛盾する結果が得られたという研究報告が相次いだ。それと前後して、実際の金融市場においても、伝統的ファイナンス理論では十分に説明できない現象（アノマリー）が数多く指摘されるようになった。そのため、期待効用理論の信憑性についての疑問が示されるようになった。

アノマリーに関しては、伝統的ファイナンス理論の枠組みの中でも、理論の一般化ないし拡張という形で説明しようとする試みが続けられている。これに対して、伝統的ファイナンス理論の前提条件を緩和して、新たな切り口からアノマリーの原因を特定化しようとする試みも見られる。その1つのアプローチが、投資家の合理性の条件に疑問を呈する行動ファイナンス理

論である。

行動ファイナンス理論は、もともと心理学の一分野である「判断と意思決定」(JDM: Judgement and Decision Making)に関する研究テーマの1つとして発展してきた¹³⁾。JDM研究の成果は、医療や犯罪心理、教育学など、様々な領域に応用されてきたが、ファイナンス関連の問題に応用しようとする一連の研究が行動ファイナンス理論と呼ばれるようになった。文献14)に初期の研究成果が収録されているが、その中に掲載されている文献15)が行動ファイナンス理論の原点と位置付けられている。

2.3 プロスペクト理論

行動ファイナンス理論の関心事は、「証券市場には期待効用理論と矛盾する現象が存在し、人間の心理的要因によって一部説明可能」と指摘するにはとどまらず、代替的な選択モデルの模索というところまで広がりを見せている。その代表例として Kahneman ら⁷⁾によって揭示されたプロスペクト理論がある。

Kahneman らは、 p の確率で x , $q (= 1 - p)$ の確率で y の利益が生じるような事象のことをプロスペクト $(x, p; y, q)$ と定義し、人々は、

$$V(x, p; y, q) = \pi(p)v(x) + \pi(q)v(y) \quad (1)$$

のような関数に従って、プロスペクトの評価を行っているというモデルを示した。 v を評価関数(Value function), π をウェイト付け関数(Weighting function)と称し、それぞれ図1、図2のような形状であることを示唆した。図1において縦軸(Value)は正の利得(Gains), 負の利得(Losses)から得られる効用であり、正負にかかわらず利得が大きくなるほど、変化に対する効用の変化が少なくなる。また、基準値(Reference Point)近くでの曲線の傾きは負の利得のときに大きくなる。さらに確率(Probability)を加味した期待効用を考えると、負の領域ではリスクが大きいケースの方が効用が大きい(よりマイナスが少ない)。つまり、損を確定するより、リスクをとる方が好まれることを示している。図2において、重み(Weight)は実際の発生確率(Probability)に対する心理的な重み付けを示す。期待効用理論の場合における重みと発生確率の関係を破線で示す。この場合、重みは発生確率に比例している。プロスペクト理論の場合を実線で示す。確率が低いときには重みは大きく、確率が高いときには小さく見積もることを示している。

2.4 本研究の目的と方法

人間の投資行動の心理をマルチエージェントシミュレーションによって評価する研究はいくつかある^{8)~11)}。たとえば、Takahashi らの研究¹¹⁾では、投資家とし

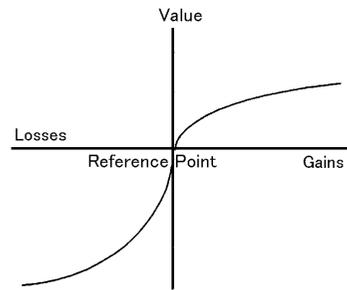


図1 プロスペクト理論における価値関数
Fig.1 Value function in Prospect Theory.

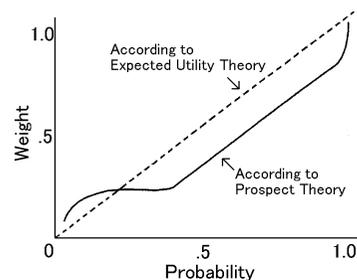


図2 プロスペクト理論における重み関数
Fig.2 Weighting function in Prospect Theory.

てファンダメンタル投資家、トレンド予測投資家、プロスペクト理論に従う投資家(以下、プロスペクト投資家)、自信過剰投資家の4つを定義している。ファンダメンタル投資家はブラウン運動に基づいて株価を予測するのに対して、プロスペクト投資家は参照値に応じて株価予測値を変更する。その後、投資家はベイズモデルに従って投資量を決定している。プロスペクト理論によれば、投資家は価格に強く引きつけられるので、予想株価をプロスペクト理論により修正することは適切である。しかし、実際の投資家は、たとえベイズモデルに従って理論的に投資量を決めたととしても、心理的バイアスによって投資量の数値を変更するように思われる。そこで、本研究では心理バイアスが投資量に影響を及ぼすモデルを考える。

本研究の人工市場はファンダメンタル投資家エージェントとプロスペクト投資家エージェントからなる。ファンダメンタル投資家エージェントは株価変動はブラウン運動に従うと考え、企業の成長率、変動率をもとに幾何ブラウン運動で株価予測する。そして、投資行動(売りと買い、何もしない)をランダムに決定し、予想価格と無リスク資産から投資量を決定する。これに対して、プロスペクト投資家エージェントとファンダメンタル投資家エージェントの違いは次のようになる。プロスペクト投資家エージェントは、予想価格

が参照点（移動平均線）よりも大きい場合ファンダメンタル投資家エージェントと同様の行動をとるのに対して、予想価格が参照点よりも小さい場合、ファンダメンタル投資家エージェントよりも購入時は購入量を減らし、販売時は販売量を増やすように行動する。

上記のプロスペクト投資家エージェントの行動を通常の投資家に置き換えると、株価が下がると予想する場合、購入時は購入量を手控えることで損失を少なくするように行動するのに対して、販売時は販売量を多くすることで利益を確定しようとするようにモデル化していることになる。しかし、投資行動はランダムに決定されるので、予想価格が参照点よりも大きいか、小さいかにかかわらず、売り行動と買い行動のエージェントの数はほぼ同じとなり、もし保有資産量が同じであるならば、売り注文の最大値と買い注文の最小値の差がファンダメンタル投資家よりも大きくなるだけで、それらの均衡点として定まる株価はどちらの投資家でも大きな違いはないように思われる。そこで、シミュレーションを通して、このことを検討してみたい。

3. 市場モデル

3.1 市場の構成

仮想市場は、取引所と100人のエージェントから成り立っており、株式と無リスク資産の2資産が取引可能である。市場にいるエージェントは最初に資産を保有しており、株式と無リスク資産をそれぞれ100株と1,000,000円持っているものとする。また、取引可能な株式は1つの企業の株式のみであり、エージェントはその企業に関する情報以外は何も情報を持たないものとする。企業の価値 $N(t)$ は幾何ブラウン運動をする一般化したウィーナー過程に従うと仮定する。つまり、 $t + \Delta t$ における企業価値 $N(t + \Delta t)$ は次式で与えられる。

$$N(t + \Delta t) = N(t)(1 + \mu\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}) \quad (2)$$

ここで、右辺の第1項 $\mu\Delta t$ はドリフト項と呼ばれ、企業の価値の基本的な方向性を示している。 μ は企業の成長率を表し、株価変化率の移動平均から求められる。また、右辺の第2項 $\sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}$ はウィーナー過程であり、不安定な動きを表している。 σ はぶれの大きさを決める変動率である。ヒストリカル・ボラティリティから求められ、過去の株価データに基づき計算する。 ε は標準正規乱数を表しており、 Δt は最小単位の時間変化である。

図3に市場取引の全体的な流れを示す。まず、式(2)に従い、企業価値を変化させる（Change Value

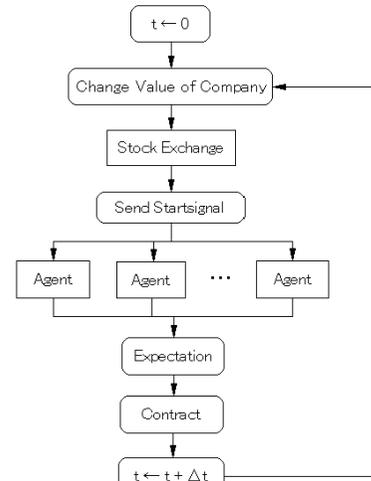


図3 株式売買の流れ

Fig.3 Flow of stock exchange.

of Company). 次に取引所 (StockExchange) が開場し、エージェント (Agent) に開始の合図を送る (Send Startsignal). その合図を受けたエージェントが売り、買いの行動や、予想価格、売買量などを決定する (Expectation). エージェントの決定は、取引所において約定され、約定結果がエージェントに返される (Contract). 以上の操作を市場の1回の取引とする。簡単のため、エージェントは1期間モデルで意思決定を行い、自分以外のエージェントの影響は受けないものとする。また、市場に存在するエージェントの種類は、次節で述べるファンダメンタル投資戦略とプロスペクト投資戦略の2つの戦略のいずれかに従うとする。

3.2 ファンダメンタル投資家エージェント

企業の価値に従って投資行動を行う投資家エージェントのことをファンダメンタル投資家と呼ぶことにする。本研究において、企業の価値は3.1節で示した式(2)と同様に变化するものとする。つまり、企業の価値は、一般化したウィーナー過程に従って变化する。そのため、ファンダメンタル投資家の投資行動も株価を予想する際、ウィーナー過程に従って予想する。つまり、ファンダメンタル投資家 i の $t + \Delta t$ 期の予想価格 $Ex_i(t + \Delta t)$ は、次式で表される。

$$Ex_i(t + \Delta t) = P(t)(1 + \mu\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}) \quad (3)$$

ここで、 $P(t)$ は t 期の株価である。 μ は企業の成長率であり、株価変化率の移動平均から求める。 σ はぶれの大きさを決める変動率であり、株価データによる変化幅の標準偏差から計算する。 ε は標準正規乱数であり、 Δt は最小単位の時間変化である。また、買い

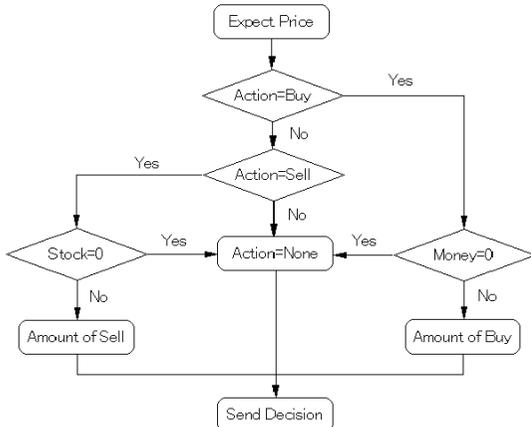


図4 ファンダメンタル投資家エージェントの行動
Fig. 4 Behavior of Fundamental Agent.

注文量 $Vb_i(t)$, 売り注文量 $Vs_i(t)$ に関しては, 以下のように設定する. ただし, E_i は 1~10 の一様乱数, Vm_i は保有無リスク資産, Vd_i は保有株式である.

$$Vb_i(t) = \frac{Vm_i}{E_i \times Ex_i(t + \Delta t)} \quad (4)$$

$$Vs_i(t) = \frac{Vd_i}{E_i} \quad (5)$$

図4 にファンダメンタル投資家の行動をまとめる. まず, 式(3)より株価を予想する (Expect Price). 次に投資行動 (Action) を「株を買う」(Buy), 「株を売る」(Sell), 「何もしない」(None) のいずれかにランダムに決定する. ただし, 「株を買う」が選択されている時点で, 無リスク資産を保有していないとき ($Money = 0$), または, 「株を売る」が選択されている時点で, 株式を保有していないとき ($Stock = 0$) は, 「何もしない」を選択する. そして, 「株を買う」場合, 式(4)を基に買い注文量を計算し (Amount of Buy), 「株を売る」場合, 式(5)より売り注文量を計算する (Amount of Sell). そして, 最後に投資家の決定を取引所に送る (Send Decision).

3.3 プロスペクト投資家エージェント

プロスペクト理論によれば, 人間は参照点に対して利得と損失を評価し, 利得に対し損失をより大きく見積もる傾向がある. 本研究では, プロスペクト投資家エージェントを以下のように定義する. まず, 移動平均で予想される株価を参照点とする. そして, ブラウン運動の式から求められる株価が参照点よりも大きい場合は得をするので, プロスペクト投資家の行動はファンダメンタル投資家と同じ行動をとることとする. 一方, ブラウン運動の式から求められる株価が参照点よりも小さい場合は損をするので, 買いなら購入量を

減らし, 売りなら販売量を増やす行動をとる. つまり, 買うときには将来下がる可能性があると思うので購入量を手控える一方, 売るときには早めに売り抜けて利益を確定しようとするものと考えられる.

まず, 基準値を過去の株価の移動平均 $Av(P, k)$ とし, プロスペクト投資家エージェント i の予想価格 $Ex_i(t + \Delta t)$ を次式のように表す.

$$Ex_i(t + \Delta t) = Av(P, k)(1 + \mu\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}) \quad (6)$$

ここで移動平均 $Av(P, k)$ は, 過去 k 期の株価の移動平均値であり, 次式で与えられる.

$$Av(P, k) = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} P(t + j\Delta t) \quad (7)$$

移動平均 $Av(P, k)$ に用いる期間 k は日次データならば $k = 25$, 週次データならば $k = 13$ とする. これらの日数は, トレーディング実務などで移動平均分析を行う際に採用されることが多いとされる期間である¹⁶⁾. また, μ, σ, ε は式(3)同様それぞれ企業の成長率, 株価の変動率, 標準正規乱数である.

プロスペクト理論によれば, 人間は利得に対し損失を大きく見積もる傾向がある. そこで, 基準値から利得よりも損失を大きく見積もる心理的バイアスを有する投資家エージェントを以下のように定義する. 従来の研究では, プロスペクト投資家の行動として, 予想価格にその心理的バイアスが影響を及ぼすようモデル化を行っている¹¹⁾. しかし, そのモデルの場合, 価格の変動がファンダメンタルズとは無関係な動きを示し, 現実的ではない結果が生じていた. そこで, 本研究では, プロスペクト投資家の行動として, 予想価格ではなく, 注文量に心理的バイアスが影響を及ぼすようモデル化する. つまり, プロスペクト投資家では, 買い注文量 $Vb_i(t)$, 売り注文量 $Vs_i(t)$ は次式で与えられる. ここで, E_i は 1~10 の一様乱数, Vm_i は保有無リスク資産, Vd_i は保有株式である.

$$Vb_i(t) = \frac{Vm_i}{1.25 \times E_i \times Ex_i(t + \Delta t)} \quad (8)$$

$$Vs_i(t) = \frac{1.25 \times Vd_i}{E_i} \quad (9)$$

図5 にプロスペクト投資家の行動を示す. まず, 式(6)より価格を予想する (Expect Price). 次に, 株価の移動平均 $Av(P, k)$ を評価する (Calculate Average). 続いて, ファンダメンタル投資家と同様に投資行動 (「株を買う」(Buy), 「株を売る」(Sell), 「何もしない」(None)) をランダムに決定する. ただし, 「株を買う」が選択されている時点で, 無リスク資産

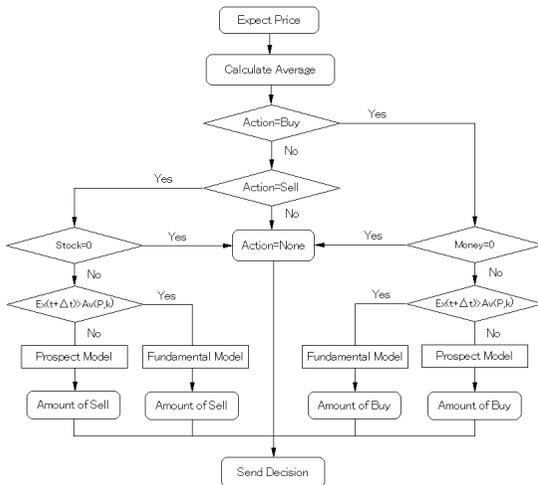


図5 プロスペクト投資家エージェントの行動
Fig. 5 Behavior of Prospect Agent.

を保有していない ($Money = 0$) とき、または、「株を売る」が選択されている時点で、株式を保有していない ($Stock = 0$) ときは、「何もしない」を選択する。

さらに、予想価格 $Ex_i(t + \Delta t)$ と株価の移動平均 $Av(P, k)$ の大小を比較する。 $Ex_i(t + \Delta t) > Av(P, k)$ であれば、ファンダメンタル投資家と同様の行動をとる (Fundamental Model)。すなわち、株を買う場合は式 (4) より買い注文量を計算し (Amount of Buy)、株を売る場合は式 (5) より売り注文量を計算する (Amount of Sell)。逆に $Ex_i(t + \Delta t) < Av(P, k)$ のときは売買量にプロスペクトモデル (Prospect Model) が適用される。プロスペクトモデル下では、株を買う場合は式 (8) に従って買い注文量を計算し (Amount of Buy)、株を売る場合は式 (9) に従って売り注文量を計算する (Amount of Sell)。そして、最後にはプロスペクト投資家の決定を取引所に送る (Send Decision)。

3.4 価格決定方式

通常の市場では、価格優先の原則と時間優先の原則に従い、売り注文間の競争と買い注文間の競争を行い、最も優先する売り注文と最も優先する買い注文が値段的に合致したときに、その値を約定値段として売買を成立させる。価格優先の原則では、売りについては値段の低い注文が、買いについては値段の高い注文が優先する。また、時間優先の原則では、同値の注文については、先に出された注文が後に出された注文に優先する。そして、その原則に従う価格決定方式として、「単一約定値段方式」と「複数約定値段方式」という2通りの方式が使われている。前者は一般に「板寄せ」、後者は「ザラバ」といわれる取引手法である。

板寄せ方式とは、取引所において、寄付きと呼ばれ

る売買立会の始めの約定値段である始値と、引けと呼ばれる売買立会終了時の約定値段である終値を決定する場合に用いられており、価格優先の原理に従い、売注文と買注文のバランスに応じて売買を成立させていく価格決定方式である。具体的には、値段決定前の注文をすべて注文控え (板) に記載したうえで、価格の優先順位の高い注文から順次対応させ、数量的に合致する値段を決定し、その価格を単一の約定値段とする。

また、ザラバ方式とは、取引所において、ザラバと呼ばれる寄付きと引け以外の売買立会中に継続して用いられる。注文を時間優先、価格優先の原則に従いながら順次執行していき、すでに注文されている最も優先される注文と組み合わせることで売買を締結させる方式である。注文価格以下 (以上) の売り (買い) の注文がまだなかった場合の買い (売り) 注文は市場に残り約定を待つことになる。

兼平ら¹⁷⁾ は、需要曲線と供給曲線から得られる理論的な均衡価格と実際に得られる約定価格とを比較した結果、板寄せ方式を採用している方がザラバ方式よりも実際の約定価格が均衡価格に近づくことを報告した。また、Arthur ら¹⁸⁾ の提案した価格決定方式は、需要と供給が一致する価格を約定価格とするもので、板寄せ方式と同様の方式である。これらの報告を基に、本研究では板寄せ方式に沿った価格決定方式を用いることにする。具体的には以下のとおりに決定する。

- (1) 売り注文と買い注文の一覧表を作成する。
- (2) 最安値の売り注文と最高値の買い注文を約定させる。
- (3) 約定された売買注文を一覧表から削除する。
- (4) 売り注文の価格が買い注文の価格を上回るまで、上記の操作を繰り返す。
- (5) 最後に約定された売り注文の価格を市場の終値とする。

3.5 モデル評価の方法

3.5.1 価格単位

金融データの統計的解析を行う際、その単位を考える必要がある。金融資産取引における価格単位は、普通その金融市場が置かれている国の通貨単位が使われる。通貨単位を考える際、通貨自体の価値が時間的に一定ではないことに注意する必要がある。Mantegna ら¹⁹⁾ は以下に示す4つの変数を提示している。ここで、時刻 t における株価を $P(t)$ 、デフレータを $D(t)$ とする。

- (i) 価格変動 $Z(t)$

$$Z(t) = P(t + \Delta t) - P(t) \quad (10)$$

- (ii) デフレ価格変動 $Z_D(t)$

表 1 市場における株価変化率の統計量²⁰⁾

Table 1 Statistics values of stock change-rate.

統計量	正規分布	実市場
自己相関係数	0	0.05~0.10
分散の自己相関係数	0	0.40~0.60
1 σ 内の確率	0.683	0.75~0.80
3 σ 外の確率	0.003	0.01~0.02

$$Z_D(t) = [P(t + \Delta t) - P(t)]D(t) \quad (11)$$

(iii) 対数価格変動 $S(t)$

$$S(t) = \ln P(t + \Delta t) - \ln P(t) \quad (12)$$

(iv) 株価変化率 $R(t)$

$$R(t) = \frac{P(t + \Delta t) - P(t)}{P(t)} = \frac{Z(t)}{P(t)} \quad (13)$$

本研究では、分ごとにデータを取得するような高頻度解析ではなく、1日や1週間ごとのデータで解析を行っており、長いタイム・スパンという立場をとっている。そのため、直接的に利益損失の割合を得られるという点から、取り扱う単位として株価変化率 $R(t)$ を扱うことにする。

3.5.2 統計量

株式市場の株価変化率について、表1のような特徴があることが知られている²⁰⁾。実際の市場では、株価変化率の自己相関係数についてはほとんど相関性が見られないが、その分散の自己相関係数についてはかなり高い相関性が見られる。このことは、株価には、激しい変動の後には激しい変動が、小さな変動の後には小さな変動が続く傾向があることを表している。また、1 σ 内の確率、3 σ 外の確率はともに正規分布よりも高い値をとる。すなわち、正規分布と比較したとき、現実市場の分布の方が高い頂点、厚い裾野を持つことが分かっている。そこで、解析例において本研究で構成した人工市場の結果と表1に示した実際の市場株価の統計量と比較することでモデルの妥当性を検討する。

4. 解析結果

4.1 統計量の比較

シミュレーションは、市場に存在するファンダメンタル投資家とプロスペクト投資家の割合を 0:100, 10:90, 20:80, 30:70, 40:60, 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10, 100:0 の11通りに分けて行う。検討するパラメータは、3.5.2項の表1にある株価変化率の「自己相関係数」、「分散の自己相関係数」、「1 σ 内の確率」、「3 σ 外の確率」の4つのパラメータである。異なる10件の初期データから、それぞれ70タイムステップのシミュレーションを行う。自己相関係数を求めるとき、ある初期データから求めた70タ

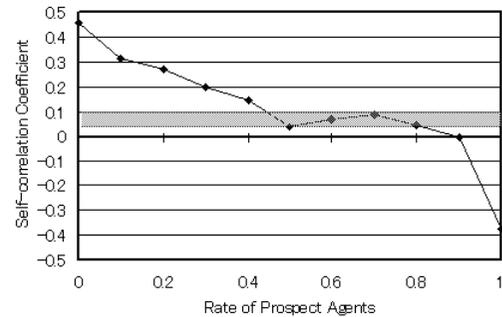


図 6 自己相関係数

Fig. 6 Self-correlation coefficient.

イムステップ分のデータそれぞれについて遅れを1タイムステップとし自己相関係数を求める。これを、異なる10件の初期データについて行い、その結果を平均して示す。これらのパラメータを評価し、グラフ化したものを図6から図9に示す。ただし、予想価格 $Ex_i(t + \Delta t)$ の決定に際して、式(2)、式(3)、式(6)における μ , σ , Δt について以下のように設定する。まず、 μ は企業の成長率を表す変数であるが、ここでは企業の成長が一定であると仮定し、 $\mu = 0$ とする。 σ は価格の変化の大きさを決める変数であるが、この変数を変えても本実験で検討する上記の4つのパラメータについては変化があまり見られなかったため、最も代表的な値として $\sigma = 3$ と設定する。また、以下において $\Delta t = 0.005$ とする。なお、データは、それぞれ10回のシミュレーションによって得られた結果の平均値を示している。

4.1.1 自己相関係数

自己相関とは、時系列データの周期をずらしながら相関係数を求める解析手法であり、時系列データの周期性を確認することが目的である。ラグを1日とした自己相関係数を求めた結果を図6に示す。横軸には、市場におけるファンダメンタル投資家の割合 (Rate of Prospect Agent) を、縦軸には自己相関係数 (Self-correlation coefficient) をとる。グラフ中で、灰色にマークされた範囲は、実際の株式市場の株価変化率について調査したときの値の範囲である²⁰⁾。

シミュレーション結果を見ると、自己相関係数についてはプロスペクト投資家の割合が高いほど負に相関し、ファンダメンタル投資家の割合が高いほど正に相関することが分かる。そして、データのうち、プロスペクト投資家の割合が50~80% (0.5~0.8) のとき、自己相関係数は実市場の値0.05~0.1の範囲に収まっている。

実市場における株価変化率の自己相関係数は0に近

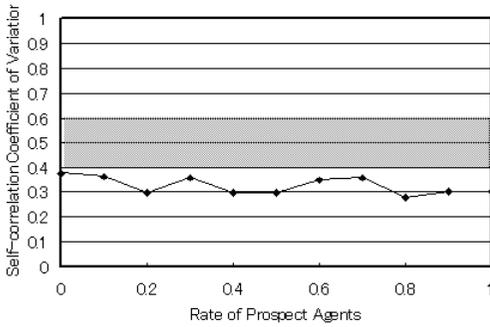


図 7 分散の自己相関

Fig. 7 Self-correlation coefficient of variance.

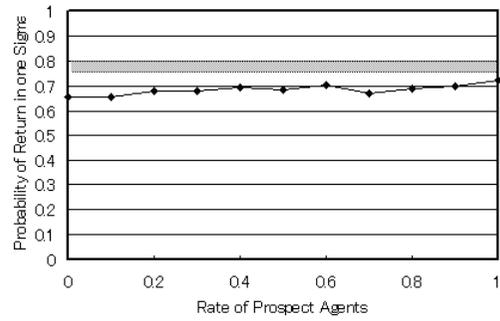
図 8 1σ 以内に含まれる確率

Fig. 8 Probability of return in one sigma.

い。これに対して、ファンダメンタル投資家だけからなる市場では正の相関を示し、プロスペクト投資家だけからなる市場では負の相関を示している。これは、ファンダメンタル投資家の投資行動が、株価変化が正も負のときも、次の株価変化を同じ方向に助長する傾向があるのに対して、プロスペクト投資家は次の株価変化を反対の方向に助長することを示している。

4.1.2 分散の自己相関係数

分散の自己相関とは、変動の大きさに関する自己相関である。つまり、係数が高ければ、激しい変動の後には激しい変動が、小さな変動の後には小さな変動が続く傾向があることを表す。図 7 にラグを 1 日とした株価変化率の分散の自己相関係数 (Self-correlation coefficient of Variance) を示す。横軸には、市場におけるプロスペクト投資家の割合 (Rate of Prospect Agent) を、縦軸には分散の自己相関係数 (Self-correlation coefficient of Variance) をとる。グラフ中で、灰色にマークされた範囲は、実際の株式市場の株価変化率について調査したときの値の範囲である²⁰⁾。

分散の自己相関係数は、プロスペクト投資家の割合が増えるに従ってわずかであるが相関が弱まっている。全体として、パラメータが実市場の値の範囲に含まれる場合はないけれども、プロスペクト投資家の割合が少ない方が、若干実市場に近いように見える。

4.1.3 1σ 内の確率

σ は株価変化率の標準偏差を表しており、 1σ は株価の変化において小さな変化を示す。つまり、 1σ 内に存在する確率を求めることで、小幅な動きが全体に占める割合を確かめる。図 8 に 1σ 内に存在する確率 (Probability of Return in 1 sigma) を示す。横軸には、市場におけるプロスペクト投資家の割合 (Rate of Prospect Agent) を、縦軸には 1σ 内に存在する確率 (Probability of Return in 1 sigma) をとる。グラフ中で、灰色にマークされた範囲は、実際の株式市場

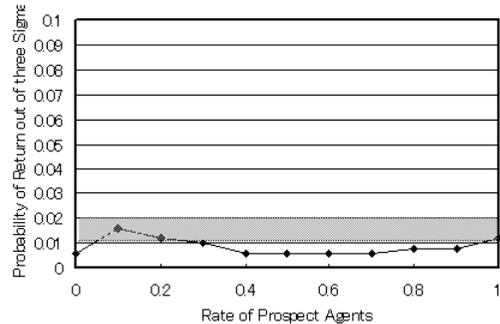
図 9 3σ 以外となる確率

Fig. 9 Probability of return out of three sigma.

場の株価変化率について調査したときの値の範囲である²⁰⁾。

1σ 内の確率は、プロスペクト投資家の割合が増えるに従って徐々に増加している。標準正規分布における値は 0.683 であるが、それと比較するとファンダメンタル投資家だけの市場の数値が標準正規分布とほぼ一致しており、プロスペクト投資家の割合が増えるに従ってわずかであるが実市場の値に近づいているように見える。全体として、パラメータが実市場の値の範囲に含まれる場合はないけれども、プロスペクト投資家の割合が多い方が、実市場に近い値を示している。

4.1.4 3σ 外の確率

σ は株価変化率の標準偏差を表しており、 3σ は株価の変化において非常に大きな変化を示す。つまり、 3σ 外に存在する確率を求めることで、突発的な変化がどの程度起きるのかを求める。図 9 に事象が 3σ 外に存在する確率 (Probability of Return out of 3 sigma) を示す。横軸には、市場におけるプロスペクト投資家の割合 (Rate of Prospect Agent) を、縦軸には 3σ 外に存在する確率 (Probability of Return out of 3 sigma) をとる。グラフ中で、灰色にマークされた範囲は、実際の株式市場の株価変化率について調査した

ときの値の範囲である²⁰⁾。

3 σ 外の確率は、全体として実市場と近い値を示しており、特にプロスペクト投資家の割合が 20% (0.2) 付近のときに実市場と一致する。また、これらを標準正規分布における値 0.003 と比較すると、どの市場の値もそれよりかなり大きく、実市場の値に近いといえる。

4.2 株価変化率の比較

4 つのパラメータについての評価結果をまとめた結果、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である場合が最も実際の市場と類似したパラメータ値を示していた。そこで、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場 (Rate70market) における株価変化率を実際の株式のそれと定性的に比較する。比較対象に選んだ株式は NTT データ社のものであり、1999 年 11 月 22 日から 2004 年 9 月 6 日までのものをとる。図 10 にプロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場における株価変化率の分布を、図 11 に NTT データ株の日次データによる変化率の分布を示す。これらのグラフ中で、滑らかな曲線はデータと同じ分布を持つ正規分布を示している。

現実の市場データの統計的研究により、市場変化率の分布は、正規分布曲線に比べて中央において正規分布より鋭く、裾野は正規分布のそれよりも厚くなっていることが知られている。図 11 に示した NTT データ株の日次データを見ると、上記の特徴がよく現れていることが分かる。そして、図 10 に示すプロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場における株価変化率の分布は、定性的にはあるが、実際の市場で見られる傾向をある程度表現しているといえる。

4.3 創発による株価変動の生成

4.3.1 株価変動の生成方法

前節までの分析で、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場の場合、現実の市場との比較において、4 つのパラメータのうち、3 つを満たすことが分かった。また、この割合での分布の形状は現実市場の分布に表れる高い頂点と厚い裾野が見られることも確認できた。本節では、株価の統計的性質についてだけでなく、設定した人工市場を用いて株価を創発し、現実市場とどの程度一致するかを調べてみる。

図 12 に株価変動生成モデルの流れを示す。まず、2004 年 2 月 2 日から 2004 年 9 月 30 日までの半年間の日次データを取得する (Get Stock Data)。その

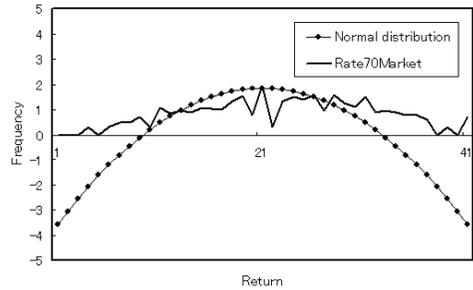


図 10 利得の分散 (プロスペクト投資家エージェントが 70% の場合)
Fig. 10 Distribution of return (In case of 70%-Prospect investor agent).

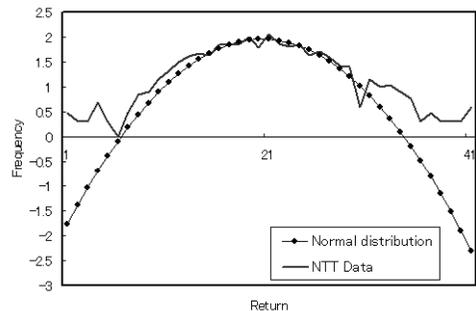


図 11 利得の分散 (NTTData (9613) Nov. 22, 1999-Sep. 6, 2004)
Fig. 11 Distribution of return (NTTData (9613) Nov. 22, 1999-Sep. 6, 2004).

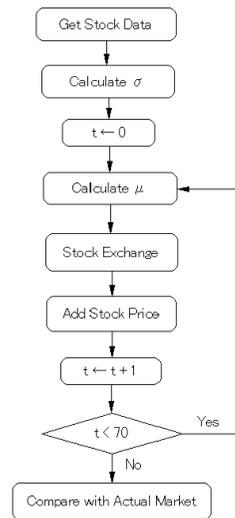


図 12 株価変動生成の流れ
Fig. 12 Flow of predict stock prices.

データから式 (2)、式 (3)、式 (6) における σ を計算する (Calculate σ)。 σ は、3.5.1 項の式 (10) によって得られる価格変動 $Z(t)$ の標準偏差 (Standard deviation) から求める。次に、取得したデータから式 (2)、

表 2 10 社の株価における標準偏差
Table 2 Standard deviation of 10 Enterprises.

会社名	標準偏差
旭化成	6.5
三共	34.9
新日本石油	10.2
横浜ゴム	6.2
東洋紡	2.8
日本製粉	6.3
富士通	8.7
NTT	10004.2
三井造船	2.6
日産	13.5

式 (3), 式 (6) における μ を求める (Calculate μ). 取り扱うデータは日次データであるため, μ は株価変化率の 25 日間移動平均とする. これらの値を基に, シミュレーションを行い (Stock Exchange), シミュレーションの結果得られた株価を取得していく (Add Stock Price). 25 日間移動平均 μ を計算する操作から, シミュレーションの結果得られた株価を取得するまでの操作を 1 回とし, この一連の操作を 2004 年 10 月 1 日から 2005 年 1 月 14 日までの取引回数である 70 回行い, 株価変動を生成する. その後, 実データとの比較を行う (Compare with Actual Market).

市場モデルには, プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場 (70%-Prospect Market) とファンダメンタル投資家のみ的人工市場 (Fundamental Market) を用いる. 対象とする現実市場の銘柄は, 日経平均株価を構成する 225 銘柄からランダムに選んだ 10 銘柄とする. 10 銘柄はそれぞれ「旭化成株式会社 (Asahi KASEI)」, 「三共株式会社 (Sankyo)」, 「新日本石油株式会社 (Nippon Oil)」, 「横浜ゴム株式会社 (Yokohama Rubber)」, 「東洋紡績株式会社 (Toyobo)」, 「日本製粉株式会社 (Nippon Flour Mills)」, 「富士通株式会社 (Fujitsu)」, 「日本電信電話株式会社 (NTT)」, 「三井造船株式会社 (Mitsui Engineering & Shipbuilding)」, 「日産自動車株式会社 (Nissan)」である. それぞれの銘柄の標準偏差の一覧を表 2 に示す.

4.3.2 株価変動の生成結果

株価変動の生成結果を図 13, 図 14, 図 15, 図 16, 図 17, 図 18, 図 19, 図 20, 図 21, 図 22 に示す. 縦軸は株価 (Stock price) であり, 横軸はステップ数 (Time (day)) である. また, それぞれの株価変動における実際の株価と予測した株価の変動の相関係数を評価したものを表 3 に示す. ラベル 70%-Prospect と Fundamental は, それぞれプロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工

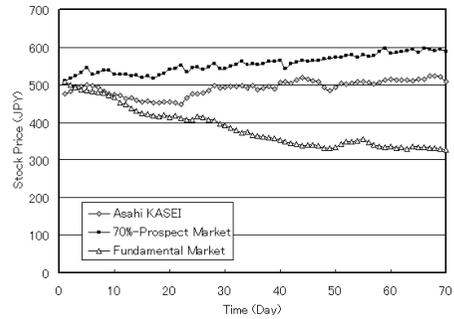


図 13 株価変動生成の結果: 旭化成 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 13 Stock price fluctuation: Asahi Kasei (3407) Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

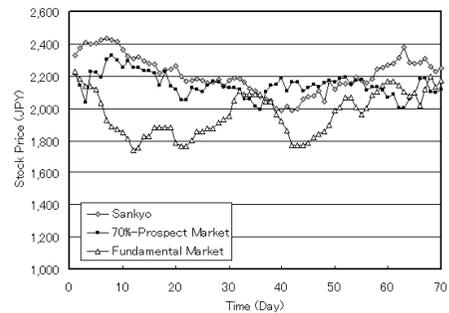


図 14 株価変動生成の結果: 三共 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005
Fig. 14 Stock price fluctuation: Sankyo Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

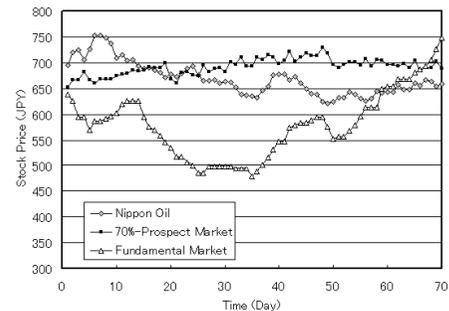


図 15 株価変動生成の結果: 新日本石油 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005
Fig. 15 Stock price fluctuation: Nippon oil Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

市場 (70%-Prospect Market) とファンダメンタル投資家のみ的人工市場 (Fundamental Market) において生成された株価変動と実際の株価変動の間の相関係数を示す. 相関係数を求めるためのサンプル点数は 70 個なので, 有意水準を 5% とすると, 表のうち 70%-Prospect Market と Fundamental Market の両方について有意な結果を示しているのは, 「旭化成株式会社」, 「三共株式会社」, 「横浜ゴム株式会社」, 「日産

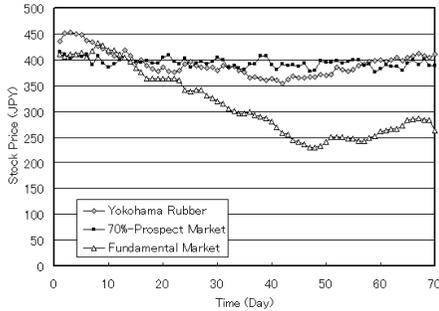


図 16 株価変動生成の結果：横浜ゴム Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 16 Stock price fluctuation: Yokohama rubber Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

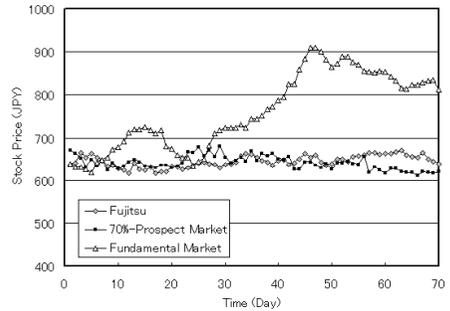


図 19 株価変動生成の予測：富士通 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 19 Stock price fluctuation: Fujitsu Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

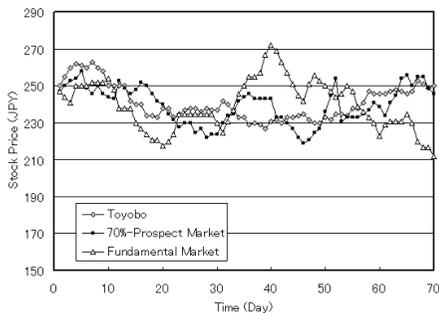


図 17 株価変動生成の結果：東洋紡 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 17 Stock price fluctuation: Toyobo Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

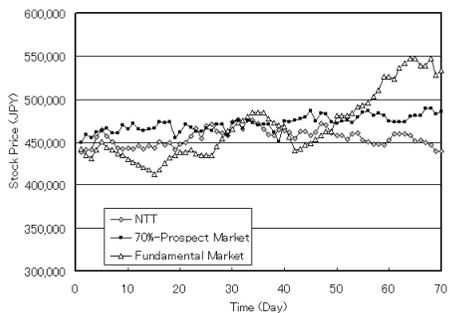


図 20 株価変動生成の予測：NTT Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 20 Stock price fluctuation: NTT Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

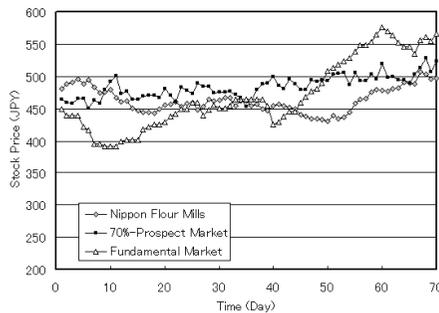


図 18 株価変動生成の結果：日本製粉 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 18 Stock price fluctuation: Nippon flour mills Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

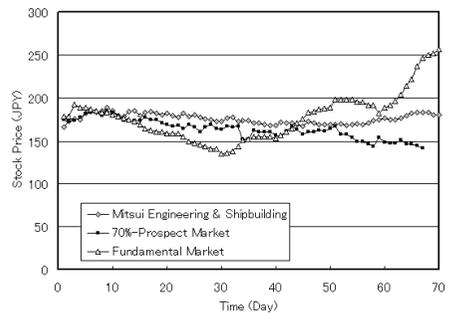


図 21 株価変動生成の予測：三井造船 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005

Fig. 21 Stock price fluctuation: Mitsui Engineering & Shipbuilding Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

自動車株式会社」となる。このうち、「旭化成株式会社」、「三共株式会社」、「日産自動車株式会社」については、70%-Prospect Market のほうが Fundamental Market よりも高い相関を示している。また、「横浜ゴム株式会社」については、70%-Prospect Market のほうが相関は低いけれども、株価変動のグラフ（図 16）における株価の値をみると 70%-Prospect Market の

ほうがより近い値を示していることが分かる。

以上から、プロスペクト投資家とファンダメンタル投資家の割合が 70:30 である人工市場（70%-Prospect Market）は、現実の市場と非常に近い動きをするものもあったが、完全に一致するとはいえず、予測に関してはまだ不完全であるといえる。しかし、ファンダメンタル投資家が 100% である人工市場（Fundamental

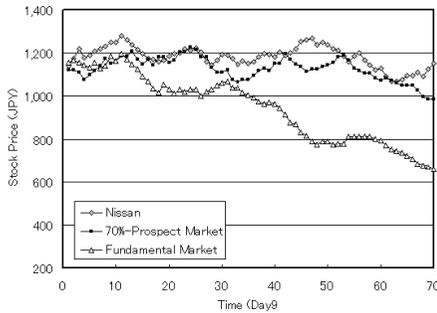


図 22 株価変動生成の予測：日産 Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005
Fig. 22 Stock price fluctuation: Nissan Oct. 1, 2004–Jan. 14, 2005.

表 3 株価変動の相関係数

Table 3 Correlation coefficients of stock price fluctuations.

会社名	70%-Prospect	Fundamental
旭化成	0.78	-0.63
三共	0.34	0.28
新日本石油	-0.73	0.05
横浜ゴム	0.38	0.66
東洋紡	0.58	-0.20
日本製粉	0.10	0.26
富士通	-0.22	0.46
NTT	0.10	0.08
三井造船	0.32	0.18
日産	0.65	0.45

Market) と比較すると、総じてプロスペクト投資家のいる市場のほうが現実の市場に近いことを見て取ることができた。

5. 結 論

本研究では、エージェントベースアプローチを用いて、行動ファイナンス理論に基づく投資家が市場にどのような影響を及ぼすのかについて検討を行った。

2章では研究の背景と目的について、3章では研究で用いた市場モデルについて述べた。4章では、人工市場と実市場について4つの市場パラメータを比較した。その結果、プロスペクト投資家エージェントとファンダメンタル投資家エージェントの割合が70:30である人工市場において3つのパラメータが実市場のデータの条件をほぼ満たすことを確認した。続いて、この割合の人工市場で株価創発を行い、実市場の株価変動と比較した。その結果、予測に関してはまだ不完全であるが、ファンダメンタル投資家だけの人工市場よりも現実の市場に近いことを確認できた。

本論文でモデル化したプロスペクト投資家エージェントは、株価が上がると判断したときはファンダメンタル投資家と同様に投資量を決定するのに対して、株

価が下がると判断したときにはファンダメンタル投資家よりも購入量を少なく、販売量を多くするように行動する。しかし、投資行動はランダムに決定されるので、予想価格と参照点の関係によらず売り行動と買い行動のエージェント数はほぼ同じであって、それらの均衡点として定まる株価にはどちらの投資家でも大きな違いはないように想像された。ところが、シミュレーション結果を見るとファンダメンタル投資家エージェントだけの市場と、プロスペクト投資家エージェントだけの市場の株価変動は大きく異なっていた。その違いは、株価変動率の自己相関係数によく現れていた。ファンダメンタル投資家エージェントだけの市場が正の相関を示すのに対して、プロスペクト投資家エージェントだけの市場は負の相関を示し、逆の傾向を示した。このことから、ファンダメンタル投資家エージェントだけでは市場株価の変化は単調に増加または減少する傾向があるのに対して、プロスペクト投資家エージェントだけの市場では株価変動率の正負が交互に現れる傾向があると想像される。つまり、プロスペクト投資家エージェントだけの市場では投資家行動が株価変動の揺り戻しを生じさせていることを想像させる。そして、実市場での株価変化率の自己相関係数が0に近いこと、ファンダメンタル投資家だけでは正の相関を示すこととあわせて考えたとき、本研究で定義したような投資家の行動心理が結果的に市場の株価変化率を無相関に近づけていることを示している。

今後は、経済物理学 (econophysics) の研究成果なども参考にして、現在与えている4つのパラメータ以外の市場パラメータを導入することや、エージェントの行動の現実性を評価することが必要になると考えられる。また、現状では、市場の設定やエージェントの行動など非常に単純化されており、より現実的な市場を表すためには、もっと複雑な戦略やプロスペクト理論以外の行動心理に注目した市場を構築する必要があると考えている。

謝辞 本研究を遂行するにあたり、21世紀COEプログラム「計算科学フロンティア」から援助をいただいた。また、データ作成にあたって金居秀明氏(名古屋大学情報科学研究科)に大変お世話になった。ここに記して謝意を表する。

参 考 文 献

- 1) Shiller, R.J.: Do stock returns move too much to be justified by subsequent changes in dividend? *American Economic Review*, Vol.71, pp.421–436 (1981).

- 2) Shefrin, H.: *Beyond Greed and Fear*, Harvard Business School Press (2000).
- 3) Shleifer, A.: *Inefficient Markets*, Oxford University Press (2000).
- 4) Axtell, R.: Why agents? on the varied motivation for agent computing in the social sciences (Nov. 2000).
- 5) Sharpe, W.F.: Capital asset prices: A theory of market equilibrium under condition of risk, *Journal of Finance*, Vol.19, pp.425-442 (1964).
- 6) Fama, E.: Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance*, Vol.25, pp.383-417 (1970).
- 7) Kahneman, D. and Tversky, A.: Prospect theory of decisions under risk, *Econometrica*, Vol.47, pp.263-291 (1979).
- 8) Levy, M., Levy, H. and Solomon, S.: *Microscopic simulation of financial markets: From investor behavior to market phenomena*, Academic Press, San Diego (2000).
- 9) Barberis, N., Huang, M. and Santos, T.: Prospect theory and asset prices, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.116 (2001).
- 10) Ueda, K., Uchida, Y., Izumi, K. and Ito, Y.: How do expert dealers make profits and reduce the risk of loss in a foreign exchange market? *Proc. 26th annual conference of the Cognitive Science Society*, Chicago (2004).
- 11) Takahashi, H. and Terano, T.: Agent-based approach to investors' behavior and asset price fluctuation in financial markets, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol.6, No.3 (2003).
- 12) 池田昌幸: 金融経済学の基礎, 朝倉書店 (2000).
- 13) Goldstein, W. and Hogarth, R.: *Judgment and decision research: Some historical context*, pp.3-65, Cambridge University Press (1997).
- 14) Kahneman, D., Slovic, P. and Tversky, A.: *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*, Cambridge University Press (1982).
- 15) Tversky, A. and Kahneman, D.: Judgment under uncertainty: Heuristics and biases, *Science*, Vol.185, pp.1124-1131 (1974).
- 16) 高橋典孝: 証券価格変動のモメンタム現象とリバーサル現象に関する考察: 行動ファイナンスの考え方の整理とそれに基づく定量分析 (2004).
- 17) 兼平大輔, 川村秀憲, 車谷浩一, 和泉 潔, 大内東: 学習エージェントを導入した人工市場における均衡価格の検証 (2003).
- 18) Arthur, W.B., Holland, J.H., LeBaron, B., Palmer, R. and Tayler, P.: Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market, *The Economy as an Evolving Complex Systems II*, pp.15-44, Addison-Wesley Publishing (1997).
- 19) Mantegna, R.N. and Stanley, H.E.: *An Introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance*, Cambridge University Press (2000).
- 20) 原 章, 長尾智晴: 自動グループ構成手法 ADG を用いた人工株式市場の構築, 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.7, pp.2292-2299 (2002).

(平成 17 年 7 月 23 日受付)

(平成 18 年 8 月 27 日再受付)

(平成 18 年 10 月 6 日再々受付)

(平成 18 年 10 月 30 日採録)



並河 悠介

1980 年生。名古屋大学大学院情報科学研究科博士課程前期課程修了。現在, NTT データ(株)勤務。マルチエージェントシミュレーションを用いた経済物理学, 行動ファイナンスに関する研究に従事。



翟 菲

1978 年生。名古屋大学大学院情報科学研究科博士課程後期課程在学中。マルチエージェントシミュレーションを用いた人工市場モデル, 特に行動ファイナンス理論に関する研究に従事。



沈 侃

1977 年生。名古屋大学大学院情報科学研究科博士課程後期課程在学中。進化的計算手法と自己組織化マップに関する基礎的研究, および金融・経済問題への応用研究に従事。



北 栄輔（正会員）

1964年生．1991年名古屋大学大学院工学研究科博士課程後期課程修了．博士（工学）．1999年より名古屋大学助教授，現在に至る．数値解析法（BEM，Trefftz法），セル・オートマトン（Cellular Automata）等の研究に従事．著書に，『偏微分方程式の数値解法』，『計算のための線形代数』，『Trefftz法入門』等．IEEE，ISBE，応用数学会，日本機械学会，シミュレーション学会，日本計算工学会各会員．
