稲 石 良 太 $^{\dagger 1}$ 翟 $^{\dagger 1}$ 北 栄 輔 $^{\dagger 1}$

近年,効率的市場仮説に基づいた従来のファイナンス理論では説明することのできない現象,アノマリを投資家心理から分析するために行動ファイナンス理論が関心を集めている.本研究では,数ある心理的バイアスの中から自信過剰に焦点を当て,マルチエージェントシミュレーションによって自信過剰な投資家が株式市場に与える影響について分析を行う.分析の結果,自信過剰な投資家が多い市場では,市場の取引高が増えること,上昇トレンドが発生しやすいことを見い出した.また,自信過剰と上昇トレンドの関係について分析を行った結果,上昇トレンドが発生した場合,投資家は自信過剰になる傾向があることが分かった.

Effect of Overconfidencial Investor to Stock Market Behaviour

RYOTA INAISHI,^{†1} FEI ZHAI^{†1} and EISUKE KITA^{†1}

Recently, the behavioral finance theory has been interested in order to explain from the investor's psychology the phenomenon that cannot be explained by a finance theory based on the efficient market hypothesis. In this research, we focus on the overconfidence, one of many psychological bias, and analyze the effect of overconfident investors to the stock market by the multi agent simulation. As a result, we found that, according to the increase of overconfident investors in the market, the market dealing increases and the rising trend tends to be seen more often. Moreover, the analysis of the relation between the overconfidence and the rising trend reveals that the rising trend makes the investors more overconfident.

†1 名古屋大学大学院情報科学研究科

10

Graduate School of Information Sciences, Nagova University

1. はじめに

従来のファイナンス理論では、投資家は意思決定において、より多くの富を求め、合理的な投資選択をすると仮定されている。そのような合理的な投資家からなる市場では、すべての情報は、ただちに、完全に、価格形成に反映されることになるとして、市場価格はランダムウォークをする効率的市場であるとする^{1),2)}.しかし、実市場の挙動解析などから、実際の市場挙動には効率的市場仮説に基づく、従来のファイナンス理論では説明できない現象(アノマリ)が多数見られることが指摘されている。そこで、このようなアノマリを解析するために従来のファイナンス理論では考慮されていない投資家の心理的バイアスに着目した「行動ファイナンス理論」が提案されている^{3),4)}.行動ファイナンス理論で考慮されている心理的バイアスには、認識のバイアス、選択と評価のバイアス、意思決定原理としてのバイアスなどがある⁵⁾.

本研究では,認識のバイアスの1つである自信過剰に焦点を当てる.行動ファイナンスにおいて自信過剰を扱った研究はいくつかある.Shleifer は,リスクを誤って見積もる自信過剰な投資家が資産価格に対し影響を与えることを報告している 3).また Barber らは,男性の売買回転率は女性の売買回転率よりも 45%も高く,男性の方が自信過剰な傾向であること,またインターネットを利用しているオンライン投資家は,株取引や過去のデータの収集が容易にできることから,自信過剰な傾向があるという報告をしている $^{6),7}$).しかし,これらの研究の多くが実証分析である.行動ファイナンス理論は従来のファイナンス理論に比べて,実験するための条件やプロセスが複雑になる傾向があり,分析が困難である場合が多い.特に,投資家の心理的バイアスに焦点を当てている場合,投資家1人1人の思考過程を詳細に測定することは不可能である.そこで本研究では,投資家をエージェントと定義し,仮想的な取引による人工的な市場を構築する 8).人工市場を用いることによって,実験が容易になるだけでなく,エージェントベースモデルによりボトムアップなアプローチが可能になり,投資家1人1人の心理的バイアスを考慮することができる.人工市場などエージェントベースモデルによって自信過剰を扱った研究として高橋らの研究 9)がある.

自信過剰と関連の強い心理的バイアスとして過度の楽観,支配の錯覚などがある^{4),5)}.高橋らの研究⁹⁾では,自信過剰な投資家エージェントは株式リスクを過小評価するようモデル化されている.これは,主として,過度の楽観を意識して設計したと想像される.本研究では,これに加えて,「支配の錯覚によって経験(失敗)から十分に学ばない」ことを加える.支配の錯覚によって失敗から十分に学ばない投資家は,過去の精度良く予測できていた

頃の予測式で株価を予測しつづけ,新しい株価の変動の様子を学習しない投資家と考えることができる.そこで,これをモデルに加えるために.自信過剰なエージェントでは株価予測式を再学習する頻度(確率)が低下すると考える.

また,効率的市場仮説に基づく従来のファイナンス理論では,非合理的投資行動をする自信過剰な投資家は淘汰されると考えられているが,高橋らの研究 9)では自信過剰な投資家が市場に生き残る可能性のあることが報告されている.そこで,本研究においても,自信過剰な投資家が市場に存在するとして,自信過剰な投資家の行動が市場に与える影響についての分析を行う.その中で自信過剰と自然発生する株価トレンドの関係について検討する.なお,同様な分析を行った研究として $Daniel\ 6^{10}$)の研究があるが,この自信過剰モデルでは,投資家は自分にとって有効な情報に過剰反応を示すというモデルであり,外部情報を与えることによって発生するトレンドについての分析である.本研究では,外部情報を与えることなく,自然に発生するトレンドについて分析を行っている点で異なっている.

2. 研究背景

現在,ファイナンス理論は,経営財務,証券取引,金融などの実際の業務,個人における意思決定のツールとして,不可欠なものとなっている.しかし,これらのファイナンス理論は,Fama によって示された効率的市場仮説に基づいており,投資家の合理的行動が前提になっている $^{11)}$.それに対して,行動ファイナンス理論では,人は必ずしも合理的ではないとし,現実に起こる様々な現象を投資家の心理から解析しようとしている.

2.1 伝統的ファイナンス理論

伝統的ファイナンス理論の基本となっている効率的市場仮説は以下に示す3つの前提に 基づいている¹²⁾.

- 相場を変動させうる情報は瞬時にマーケットに広がる(情報コストゼロ).
- 売買に際して税金や手数料などがかからない(取引コストゼロ).
- すべての投資家は金銭的利益を最大化するように行動する(合理的投資行動).

以上の前提を満たす市場は効率的市場である.このような市場では,市場価格は合理的投資家による完全競争市場における均衡価格の結果であり,市場価格はランダムウォークになり,将来の市場価格を予想することは不可能になる.

ここで,3つの前提のうち,合理的投資行動は非常に強い制約であり,実際の市場においては起こりにくい.しかし伝統的ファイナンス理論では,非合理的投資家が存在したとしても,以下に示す2つの条件のうち1つが満たされれば市場の効率性は達成されるとしてい

 $\mathbf{5}^{4)}$.

- 取引のランダム性
 - 非合理的投資家の取引はランダムであり,非合理的な取引は互いに相殺される.
- 裁定取引

非合理的投資家の取引によって価格にバイアスが生じても,合理的投資家の裁定取引によって市場の効率性は達成される¹³⁾.

このように、伝統的ファイナンス理論では、非合理的投資家が存在したとしても市場の効率性は達成されると主張し、それにともないファイナンス理論も市場における効率性を前提としてこれまで進歩してきた。しかし、既存のファイナンス理論では説明できない、いくつかのアノマリが報告され、市場の効率性に対して疑問が残っている。

2.2 行動ファイナンス理論

2.2.1 市場の効率性に対する反論

伝統的ファイナンス理論では,非合理的投資家が存在したとしても取引のランダム性と裁定取引により,市場の効率性に問題はないとしている.しかし,アノマリの存在が2つの条件は簡単に満たされないことを示している.裁定取引については, $Shleifer \, S^{14)}$ によって非合理的投資家による取引が大きい場合には,裁定取引によって価格を適正価格にもどすことは容易ではないとされている.また,取引のランダム性については,非合理的投資家の取引は,同じような情報,分析に基づいて行われることが多く,ランダムではなく,集中することが多い.このことはバブルなどを考えると容易に推測できる.これらは非合理的であるゆえの心理的バイアスが大きな影響を及ぼしていると考えられている 4).

そこで行動ファイナンス理論では,アノマリを説明するために投資家の心理を考慮している.

2.2.2 認識のバイアス

行動ファイナンス理論で考慮されている心理的バイアスに認識のバイアスがある.認識のバイアスとは,将来の不確実な事象を考える際に,正しく予測することができず,偏りのある予測をしてしまうことである.行動ファイナンスでは認識のバイアスを3つの種類に分類している5).

ヒューリスティック

意思決定の際における簡便法のことで,過去の経験や,直感に基づいて意思決定をしたりすること.

自信過剰

自信過剰とは,ヒューリステックによる誤った認識が信念にまで高まった状態のこと.

• 横並び行動

自分自身が持っている情報を無視して,他人に追随する行動をとることによって,自分 以降の人に間違った情報を提供すること.

2.2.3 自信過剰

本研究では、これらのうち自信過剰の影響について検討する、

自信過剰と関連の強い心理的バイアスとして過度の楽観,支配の錯覚をあげることができる $^{4),5)}$. 過度の楽観とは,自分がコントロールできないような悪い事象が起こる可能性(リスク)を過小評価する心理的バイアスである $^{5)}$. また,支配の錯覚とは,ギャンブルなどで偶然にも成功が続き,自分があたかもゲームをコントロールしているような錯覚のことである $^{4)}$. 支配の錯覚の具体的な例として,ベアリングズ銀行を破綻に導いた Nick Leeson の失敗がある.彼は証券取引において何度か成功を収めた結果,自分自身には特殊な能力が備わっていると考えるようになっていった $^{15)}$. Nick Leeson の例にも見られるように,投資家が自信過剰になって支配の錯覚に陥ったときの問題点について,Belsky らは次のように指摘している.つまり,「自信過剰の問題点は,経験をへても楽天主義がかわらないところにある.率直にいえば.我々は失敗から十分に学ばない」ことである 16 .

自信過剰な投資家についてマルチエージェントシミュレーションを行った先行研究として高橋らの研究 9)がある.この中で,自信過剰な投資家は株式リスクを過小評価する投資家としてモデル化されている.本研究では,これに加えて,「支配の錯覚によって失敗から十分に学ばない」こともモデル化して加えることにする.「支配の錯覚によって失敗から十分に学ばない」ことを投資行動で考えると,過去の精度良く予測できていたころの予測式で株価を予測しつづけ,最近の株価の変動を考慮しないことと考えることができる.そこで,これを表現するために,自信過剰となると,株価予測式の再学習確率を低下させるようにモデル化する.

3. モ デ ル

3.1 人工市場モデル

本研究で構築した人工市場は複数のエージェントと取引市場から構成される.

エージェントには,自信過剰バイアスを受けて取引を行う自信過剰エージェントとランダムに取引を行うランダムエージェントがある.自信過剰エージェントは自信過剰変数 α

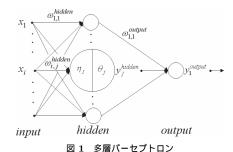


Fig. 1 Multi-layeared perceptron.

 $(0<\alpha<1)$ を持つ.ここで, $\alpha=0.5$ のとき自信過剰バイアスの影響のない状態を意味する.

各エージェントは,過去の株価変動だけから将来の株価を予測するものとし,企業価値などのファンダメンタル値を予測には用いない.そこで,エージェントはニューラルネットワークによって定義された予測式を持ち,実際の株価データから株価の予測式を学習する.エージェントが学習した後は以下のプロセスを繰り返すことでシミュレーションを行う.

- (1) 今期株価の予測
- (2) 売買判断と注文量の決定
- (3) 市場取引
- (4) 今期株価の認知と保有資産の更新
- (5) 予測式の再学習

取引市場では,今期株価の決定と資産取引を行う.市場価格の決定には板寄せ方式を用いる.また,(5) 予測式の再学習」は確率的に行われるので,毎期間行われるわけではない. 3.2 エージェントの株価予測

3.2.1 ニューラルネットワーク

本研究では,投資家の複雑な予測過程を表現するためにニューラルネットワークを用いる.ニューラルネットワークとは,脳内の神経細胞(ニューロン)の結合からなる神経回路網のことで,一般には神経細胞を模擬した人工の素子を相互に結合して構成されるネットワークのことをさず 17). 本研究では,図1で示すような,ニューロンを中間層(hidden),出力層(output)に配置した3層構造を持つ,多層パーセプトロンモデル(multi-layered perceptron,MLP)を用いる.MLP におけるj番目のニューロン出力は次式で表される.

$$y_j = f(\eta_j - \theta_j) \tag{1}$$

$$\eta_j = \sum_{i=1}^n x_i \omega_{ij} \tag{2}$$

ここで, x_i はニューロンへの入力, ω_{ij} は i 番目の入力から,j 番目の出力への結合荷重, θ_i は閾値である.出力関数 f には次式で示す,シグモイド関数を用いる.

$$f(\eta) = \frac{1}{1 + \exp(-\eta)} \tag{3}$$

3.2.2 予測式の形成

本研究において各エージェントは,独自の予測材料としてn ($n=1,2,3,\cdots,20$) 日移動平均値 MA を持つものとする.なお,移動平均期間 n はランダムに選択する.

$$MA_t = \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-n_k}}{n_k} \tag{4}$$

エージェント k は過去の市場株価 P の n_k 日移動平均値 MA_t^k を入力データ \vec{x} として学習と予測を行う.学習は,出力データを次時点の市場価格の予測値とし,教師信号 teacher は実際の市場価格とする.

3.2.3 学習アルゴリズム

ニューラルネットワークにおける学習とは,実現したい入出力関係のサンプル(訓練データ)を用いて,ある入力データ \vec{x} に対して,望ましい出力(teacher)をするためにネットワークを構成しているパラメータを調整することである.

本研究で用いる MLP には , 結合荷重 ω と閾値 θ の 2 種類のパラメータがあるが , 閾値 は結合荷重の 1 つとして扱う 17 . パラメータの修正には勾配法を用いて , 逐次更新学習法 によって学習を行うものとする . 以下に逐次更新学習法のアルゴリズムを示す .

- (1) すべてのパラメータ ω をランダムに決定する.
- (2) 訓練データ (\vec{x}_i , teacher_i) を提示する ($i = 1, 2, \dots, n$).
- (3) 入力 $\vec{x_i}$ に対するネットワークの出力 y_i^{output} と教師データ $teacher_i$ から,次式によって誤差を計算する.

$$E = |y_i^{output} - teacher_i|^2 \tag{5}$$

(4) パラメータ ω の勾配は E の偏微分で表され,次式によってすべてのパラメータの修正を行う.

$$\omega \leftarrow \omega - \epsilon \frac{\partial E}{\partial \omega} \tag{6}$$

(5) すべての訓練データによってパラメータの修正が行われ,かつ学習終了条件を満たしたとき,アルゴリズムを終了する,それ以外なら(2)へ戻る.

ここで , 式 (6) の係数 ϵ は学習率で , 本研究では実験的な手法で学習率係数 ϵ と学習終了条件を決定する .

3.2.4 株価の予測

エージェント k の t 期における予測株価 $\overline{P_t^k}$ は次式より求める.

$$\overline{P_t^k} = F(\vec{x}) \tag{7}$$

$$\vec{x} = (MA_t^k, MA_{t-1}^k, \dots, MA_{t-l+1}^k) \tag{8}$$

ここで , 入力データ \vec{x} は要素数が入力数 l で , 要素が t 期における n_k 日移動平均値 MA_t^k からなるベクトルである . また F は学習過程により得た予測式である .

3.3 自信過剰エージェント

自信過剰エージェントは,自信過剰変数 α ($0<\alpha<1$) を持つ.ここで, $\alpha=0.5$ のとき自信過剰バイアスの影響のない状態を意味する.

3.3.1 株式リスクの評価

株式のリスクは , 過去 20 期間 (n=20) の価格変動から算出される株価 P のヒストリカルボラティリティ σ^h によって評価される . 以下に定義式を示す .

$$\sigma^{h} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^{n} (u_t - \bar{u})^2 \cdot \sqrt{250}}$$
(9)

$$\bar{u} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} u_t \tag{10}$$

$$u_t = \log \frac{P_t}{P_{t-1}} \tag{11}$$

3.3.2 自信過剰による過度の楽観

本研究では、過度の楽観の心理バイアスを株式のリスクを少なく見積もる行動としてモデル化を行う $^{4),9)}$ 、自信過剰な投資家の推定株式リスク σ^s を次式で定義する、

$$\sigma^s = (1.5 - \alpha) \cdot \sigma^h \tag{12}$$

ここで, α は自信過剰を示す変数である.式(12)が意味することは,つまり α の値が 1 に近いほど投資家は自信過剰となり,株式のリスクは本来のリスクよりも少なく,最小で本来の半分に見積もられることになる.また,逆に α が 0 に近いとき,投資家は自信を喪失している状態であると考えられ,本来のリスクよりも大きく,最大で本来のリスクの 1.5 倍にリスクを見積もることになる.

3.3.3 注文の決定

市場には,リスク資産 S_t と無リスク資産 M_t の2種類の資産が存在すると仮定している.エージェントは投資理論のテクニカル分析において,一般的に用いられている移動平均値に基づいたトレンドの判断により,売買の判断を決定する.

注文量 Q_t は,資本資産評価モデル(Capital asset pricing model,CAPM)を提案した Sharpe のリスク調整後リターン(シャープ・レシオ)を参考にして算出する.シャープ・レシオは一般的に,(収益率 — リスクフリーレート)/株式リスク として表されるが,本研究では,リスクフリーレートは考慮しないものとする.具体的には,自分が予測した市場価格 $\overline{P_t}$ と移動平均値 MA_t から,以下に示すように売買の判断を行い,株式リスク σ^s を考慮した注文量を決定する.

• $\overline{P_t} > MA_t$ (上昇傾向と判断して買い注文をする)

$$Q_t = (M_t/\overline{P_t}) \frac{|\overline{P_t} - P_{t-1}|/P_{t-1}}{\sigma^s}$$
(13)

 \bullet $\overline{P_t} < MA_t$ (下降傾向と判断して売り注文をする)

$$Q_t = S_t \frac{|\overline{P_t} - P_{t-1}|/P_{t-1}}{\sigma^s} \tag{14}$$

これまでの研究においては,エージェントの売買ルールを伝統的ファイナンス理論の期待効用最大化に基づいて記述する場合が多い.本研究では,行動ファイナンス理論に基づく投資家の非合理的な投資行動を前提としているので,期待効用最大化に従う投資量の決定を行わず,Zhai らの研究 $^{21)}$ を参考にして導出した式 (13) と (14) に示すような,比較的簡単なモデル化に基づく売買ルールを用いる.

3.3.4 資産量の更新

各エージェントは予測した市場価格と注文量を用いて,市場取引に参加する.取引が成立 したエージェントは,下に示す式によって資産量を更新する. 買い手の場合

$$S_{t+1} = S_t + Q_t^* (15)$$

$$M_{t+1} = M_t - P_t \cdot Q_t^* \tag{16}$$

売り手の場合

$$S_{t+1} = S_t - Q_t^* (17)$$

$$M_{t+1} = M_t + P_t \cdot Q_t^* \tag{18}$$

ここで, Q_t^* は取引市場における板寄せ方式によって,エージェント間で売買取引が成立した注文量である.

3.3.5 自信過剰による支配の錯覚

自信過剰な投資家は支配の錯覚をしているとして,自身の予測した株価 $\overline{P_t}$ が今期の市場価格 P_t に近い場合,自分の予測式に自信を持つというようにモデル化を行う.以下に自信過剰変数 α の更新プロセスを示す.

- (1) 今期市場価格 Pt を認識する.
- (2) 自身の予測精度を以下の式によって評価する。

$$\xi = a - a \frac{|P_t - \overline{P_t}|}{s} \tag{19}$$

(3) 評価値に基づいて,自信過剰変数を更新する.

$$\alpha \leftarrow f(\overline{f(\alpha)} + \xi) \tag{20}$$

ここで,式 (20) の関数 f は式 (3) で用いたシグモイド関数であり, \bar{f} は逆関数である.また,a は正の係数で a の数値を大きく設定すると自信過剰変数の変動が大きくなる.本研究では,a=0.1 としている.なお,式 (19) における s は過去 10 期間の市場価格の標準偏差である.

3.3.6 自信過剰による再学習に対するバイアス

投資家は 1 カ月ごとに自身の予測式を見直すと仮定し , エージェントは 20 期間 (1 カ月の平均取引期間) に 1 回の確率で再学習を行うものとする . 再学習確率は p=1/20 とする .

ここで自信過剰な投資家は自身の予測式に過信的であると考えられることから,再学習に 対するバイアスを再学習確率の低下とモデル化する.

$$p = 0.1 \cdot (1 - \alpha) \tag{21}$$

再学習確率 p は式 (21) によって計算される.この式より $\alpha=0.5$ のとき,つまり自信過剰バイアスの影響がない状態であるとき,再学習確率は p=0.05=1/20 となる.

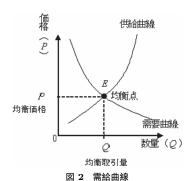


Fig. 2 Demand-supply curve.

3.4 ランダムエージェント

ランダムエージェントは売買の判断をランダムに決定するエージェントであり,自信過剰バイアスはないものとする.ランダムエージェントは,これまでの研究で取引を生成させるために一定割合必要であることが指摘されており,従来の研究においても一定数のランダムエージェントをいれてシミュレーションを行っている^{8),9)}.

なお,本研究で用いられているランダムエージェントは Black の「ノイズ」という概念に基づいている $^{18)}$.Black は,ノイズに基づいて取引をするノイズトレーディングは流動性ある市場の存在に欠かせないものであると述べている.そこで,本研究ではノイズにあたるランダム取引エージェントを加えている.

3.5 取引市場モデル

各エージェントの買い注文と売り注文は市場に集められ,板寄せ方式によって今期の市場価格が決定される.板寄せ方式には一般的に図2に示すような需給曲線が用いられる.

具体的には,市場に集まった注文すべてから1番安い売り注文と1番高い買い注文を優先的に売買成立させていき,売り注文の価格が買い注文の価格より高くなるまで取引を成立させていく方式である.このときの市場の均衡価格は,需給曲線から,買い注文の需要量と売り注文の供給量が等しい均衡点となる.

4. 実験と考察

本研究では実験データとして図 3 に示す 2006 年度の東証株価指数 (TOPIX)の 248 データを用いる、エージェント数は 100 として、2 種類のエージェントから人工市場を構築す

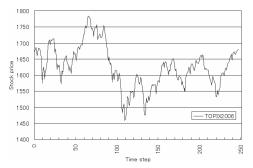


図 3 TOPIX2006 の株価 Fig. 3 TOPIX2006.

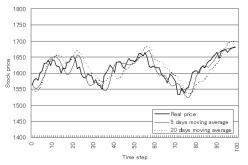


図 4 5 日移動平均と 20 日移動平均から予測した株価

Fig. 4 Prediction of agent for real stock price with 5 days moving average and 20 days moving average.

る.それは,自信過剰な投資家をモデル化した自信過剰エージェントと,ランダムエージェントである.ランダムエージェントは 100 個体のうちの 2 割とする.ランダムエージェントの割合は,先行研究など $^{8),9)}$ をもとに設定した.

エージェントの学習回数は,5000 回で,学習率 $\epsilon=0.01$ である.またニューラルネットワークの入力数は 5 ,中間層素子数は 10 ,出力層素子数は 1 である.訓練データ数は 100 ,予測期間は 100 日期間とする.例として,図 4 に 5 日移動平均値と 20 日移動平均値によって,エージェントが予測した市場価格を示す.

なお,本研究では同じ初期パラメータで構築された人工市場を20回ずつシミュレーショ

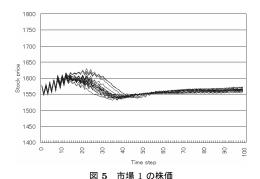


Fig. 5 Price history in market1.

ンする.

4.1 自信過剰が市場に与える影響について

すべての自信過剰エージェントに対して,自信過剰変数の初期値が異なる5つの人工市場を構築し,自信過剰バイアスが市場に与える影響について検証する.

- 市場 1 自信過剰変数が 0.1 の市場
- 市場 2 自信過剰変数が 0.3 の市場
- 市場3 自信過剰変数が0.5の市場
- 市場 4 自信過剰変数が 0.7 の市場
- 市場5 自信過剰変数が0.9の市場

4.1.1 市場価格の比較

5 つの市場について,市場価格の比較を行う. 図 5, 図 6, 図 7, 図 8, 図 9 に実験結果を示す.

株価の比較から,市場 4,市場 5 では株価が 1700 を超えるような上昇トレンドが発生していることがわかる.また,上昇トレンドの発生頻度は市場 4 より市場 5 の方が大きい.以下,株価が 1700 を超えるようなトレンドを上昇トレンドと呼ぶことにする.このような上昇トレンドは,エージェントの初期自信過剰変数が大きいほど,つまり自信過剰なエージェントが多いほど発生しやすいことが分かる.

上昇トレンドの発生の原因として過度の楽観,再学習に対する自信過剰バイアスの2つの心理バイアスにあると考えられる.この2つの心理バイアスの影響については後ほど検証する.

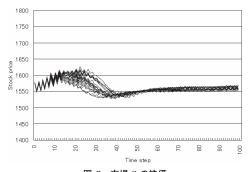


図 6 市場2の株価

Fig. 6 Price history in market2.

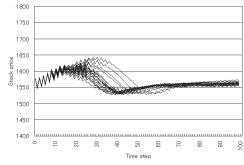


図7 市場3の株価

Fig. 7 Price history in market3.

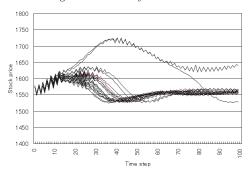


図8 市場4の株価

Fig. 8 Price history in market4.

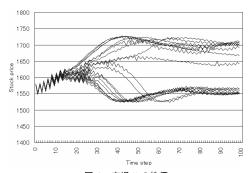


図 9 市場 5 の株価

Fig. 9 Price history in market5.

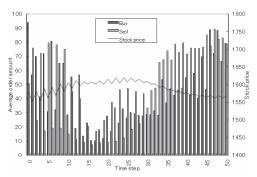


図 10 平均取引高の推移(上昇トレンドが発生しなかった場合)

Fig. 10 History of average order amount in case of no rising trend.

その前に,ここでは,市場5において,上昇トレンドが発生する場合と発生しない場合があることについて両者の違いについて少し確認しておく.

図 9 に示した 20 の市場のうちから,上昇トレンドが発生しなかった場合と発生した場合について,株価と投資量の変動を図 10 と図 11 に示す.この中で,"Buy" および "Sell" とした棒グラフは,その時間ステップにおいて,"売り" または "買い" の注文を出したエージェントの平均注文量である.図 10 では時間ステップ 20 から 30 において株価が下降しているのに対して,図 11 では同じ時期に株価が直線的に増加し,これが上昇トレンドになっている.そこで,2 つのグラフの時間ステップが 26 付近をすぎたところでの平均注文量を比較すると,図 11 では売りと買いの平均注文量が同程度であるのに対して,図 10 では売

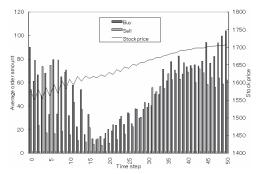


図 11 平均取引高の推移(上昇トレンドが発生した場合)

Fig. 11 History of average order amount in case of rising trend.

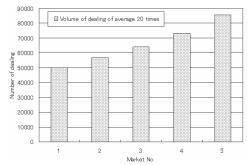


図 12 5 つの市場における平均取引高

Fig. 12 Volume of dealing of average 20 times in 5 markets.

りの平均注文量が増加している.これらのことから,売りと買いの注文量が同程度であると株価の変化率(直線の勾配)は変化が少なく,比較的直線的に株価が推移する.これに対して,注文量が売りに偏ると,株価の変化率が減少していく.これが,上昇トレンドが発生しない原因と考えられる.

4.1.2 取引高の比較

5 つの市場における取引高の比較を図 **12** に示す.ここでの取引高は 100 期間に成立した取引量の合計である.また図 12 は,20 回のシミュレーションの平均取引高である.

各市場の取引高の比較から,自信過剰エージェントが多いほど,取引高も多くなっている ことが分かる.これは,自信過剰なエージェントが過度の楽観バイアスにより,株式リスク

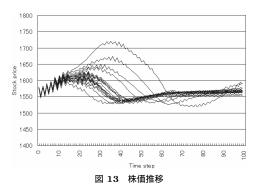


Fig. 13 Price history.

を過小評価することによって注文量が増え,結果的に市場における取引高も増えたのだと推測できる.

4.2 再学習に対する自信過剰バイアスの影響について

本研究の自信過剰モデルでは,再学習に対するバイアスをエージェントの再学習確率の低下とモデル化している.再学習に対するバイアスの影響を検討するために,ここでは自信過剰エージェントの初期自信過剰変数を 4.1 節の市場 5 と同じ $\alpha=0.9$ とし,さらに再学習確率 p=1/20 に固定してシミュレーションを行う.この市場では,再学習確率が固定されていること以外は,大きな上昇トレンドを示した 4.1 節の市場 5 と同じパラメータとなっている.

実験結果を図 13 に示す.実験結果から,20回のシミュレーションのうち1回だけ,上昇トレンドが発生しているが,図9で発生したほど大きな上昇トレンドは確認できなかった.図9の結果では,エージェントの自信過剰バイアスのために再学習確率が低下するのに対して,図13では再学習確率は固定されている.この結果より,再学習確率の低下が上昇トレンドの発生に大きな影響を与えていることが分かる.

また,図9と図13の実験結果から,自信過剰になって再学習確率が低下したエージェントは,再学習をあまり行わないので古い予測式によって株価予測を行うと推測される.これは,過去の経験や直感に基づいて意思決定をするという,認識バイアスの中のヒューリスティックと似た状態である.これまでの研究において,ヒューリスティックが過去のトレンドを過大評価してしまい,これが上昇トレンドが自然発生する原因の1つであるとする報告がなされている12),19).本研究の結果は,自信過剰バイアスがヒューリスティックとよく

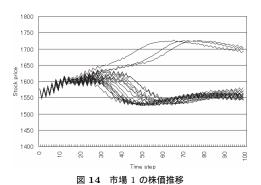


Fig. 14 Price history in market1.

似た状況を生じ,それが上昇トレンドを発生していることから,ヒューリスティックが上昇トレンドの原因であるとする研究報告とよく似た状況ではないかと考えられる^{12),19)}.

4.3 過度の楽観に影響について

図 12 の結果から,エージェントの過度の楽観バイアスによって市場の取引高が増えることが分かった.そこで,取引高と上昇トレンドの関係を検討する.

過度の楽観について検討を行うために,再学習を行わないエージェントを定義する.これによりエージェントの多くがヒューリスティックの状態にあり,上昇トレンドが市場において発生しやすい状況となる.ここで,初期自信過剰変数が異なる3つの人工市場を構築した.

- 市場 1 自信過剰変数が 0.1 の市場
- 市場 2 自信過剰変数が 0.5 の市場
- 市場3 自信過剰変数が0.9の市場

実験結果を図 14,図 15,図 16に示す.図 14の結果から,市場の取引高が少なくてもエージェントがヒューリスティックな状態であれば,上昇トレンドが発生する可能性があることが示唆される.

また,表1の結果から,市場3の上昇トレンドの発生頻度が最も多いことが分かる.上昇トレンドの発生は投資家の売り注文と買い注文の数と量の偏在によって決まると考えられる.本節のシミュレーションでは再学習を行わないので,エージェントが出す売り注文または買い注文の数は傾向としては3つの市場で似通っていると思われる.そうであれば,1回あたりの注文量が大きくなる市場,つまり, α 値が大きい市場3のほうが上昇トレンドの頻度が大きくなったと思われる.

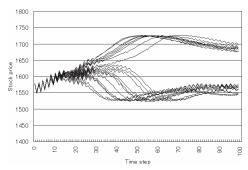


図 15 市場 2 の株価推移

Fig. 15 Price history in market 2.

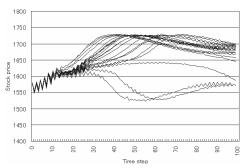


図 16 市場 3 の株価推移

Fig. 16 Price history in market3.

表 1 上昇トレンドの発生頻度

Table 1 Frequency of rising trend.

Marke	Frequency of rising trend	
1	3	
2	8	
3	17	

4.4 自信過剰と上昇トレンドについて

自信過剰と上昇トレンドについて検討するために,4.1 節において構築した5つの人工市場の株価変化率を上昇トレンドが発生した場合,発生しなかった場合に分けて比較を行っ

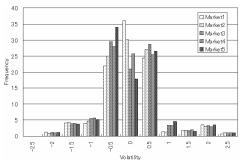


図 17 5 つの市場における株価変化率の頻度分布 (上昇トレンドなし)

Fig. 17 Frequency distribution of volatility in 5 markets (No rising trend).

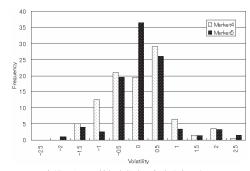


図 18 2 つの市場における株価変化率の頻度分布(上昇トレンドあり)

Fig. 18 Frequency distribution of volatility in maket4 and market5 (Rising trend).

た.なお,実験結果は,20 回のシミュレーションを平均したものである.図 17,図 18 に 結果を示す.ここで,株価変化率は次式で定義される.

$$Volatility = \frac{P(t) - P(t-1)}{P(t-1)} \cdot 100 \tag{22}$$

図 17 の結果から,自信過剰なエージェントが多い市場ほど,変化率 $0 (-0.25 \sim 0.25)$ の 頻度が少なくなる傾向が見てとれる.つまり,株価の変動が大きくなっていることが分かる. これは,自信過剰によってエージェントは再学習をしなくなり,古い予測式によって株価を 予測するために各エージェントの予測株価の差が大きくなることが影響していると考えられる.また自信過剰によって市場の取引高が増えることを考慮すると,Karpoff による価格変

表 2 市場 5 における 100 期間終了後の各エージェントの自信過剰変数

Table 2 Each agent's overconfidence after market 5 ends of 100 periods.

Market's state	Average of over- confidence.	Ratio of agent of overconfidence over 0.9.(%)
No rising trend	0.78	62.2
Rising trend	0.84	79.8

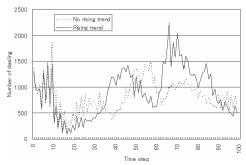


図 19 市場 5 の取引高推移

Fig. 19 History of volume of dealing in market5.

動の不確実性(Volatility)と取引量との関係に正の因果関係が存在するという実証結果が 負の因果関係より多いという報告と整合的である²⁰⁾.

しかし、図 17 から上昇トレンドの発生した場合の株価変化率を市場 5 について比較すると図 18 の結果と異なり、変化率 0 の頻度が最も多い結果となっている。なお、市場 4 の結果については上昇トレンドの発生回数が 20 回のシミュレーションのうち 2 回と少ないので、考慮しないことにする。

この結果から,上昇トレンドが発生した場合は株価の変動が小さいことから,トレンドが発生しなかった場合と比べると,一転して自信過剰なエージェントにとっては予測のしやすい株式市場であるといえる.つまり,上昇トレンドが発生した株式市場は,トレンドが発生しなかった市場より自信過剰になりやすいといえる.これは表 2 に示す,100 期間終了後の各エージェントにおける自信過剰変数の平均値,自信過剰変数が 0.9 以上のエージェントの割合からみても分かる.

最後に、上昇トレンドが発生した場合と発生しなかった場合についての取引高の時間変化

を図 19 に示す.図 19 より,上昇トレンドが発生した場合,トレンドの始めは取引量が少なく,トレンドの終わりに最も取引量が多く,集中していることが分かる.これは,トレンドの初めは,ほとんどのエージェントがトレンドに乗ってリスク資産を買い足そうとするために,買い注文にエージェントが殺到して取引成立が少なくなったものだと考えられる.また,トレンドが終わりに近づくとリスク資産を利益確定のために売り出すエージェントが増え始めることにより取引成立も多くなり,結果,取引量が増えたものだと推測できる.これは上昇トレンドが発生したことにより,多くのエージェントが自信過剰状態であることも原因の1つであると考えられる.これらは実際の株式市場でもみられる現象である.

また上昇トレンドが発生しなかった場合の取引高の推移は,上昇トレンドが発生している場合に比べて安定した取引をしていることが分かる.

5. ま と め

本研究では、行動ファイナンスで考慮される認識のバイアスの中から自信過剰を取り上げ、エージェントベースモデルによって自信過剰な投資家が株式市場に与える影響について分析を行った。自信過剰な投資家は過度の楽観、支配の錯覚、再学習に対するバイアスなどの心理的バイアスの影響を受けるエージェントとしてモデル化した。

分析の結果,自信過剰なエージェントが多い市場では市場の取引量が増え,トレンドが自然発生しやすいことが分かった.また,トレンドの発生を過度の楽観と再学習に対するバイアスの2つの心理的バイアスから分析を行い,再学習に対するバイアスによってエージェントはヒューリスティックに似た状態になること,過度の楽観によって注文量が増えることによって,より上昇トレンドが発生しやすいことが分かった.次に自信過剰と上昇トレンドの関係について分析を行った結果,自信過剰なエージェントが多いほど株価の変動が大きくなること,しかし上昇トレンドが発生すると一転して株価は予測しやすいものとなり,エージェントが自信過剰になりやすいことが分かった.また実験結果が実際の市場と実証分析による報告に整合的な結果となり,モデルの有効性を示すことができた.

今後の課題として,本研究では,自信過剰な投資家が増えることによって上昇トレンドが発生しやすいことを見い出したが,上昇トレンド発生のメカニズムの解明にまでは至っておらず今後より詳細な分析が必要である.また本研究で用いたモデルは自信過剰バイアスの影響を分析しやすくするために比較的簡単なモデル化を行っている.そのため,より現実的な条件を考慮した複雑な市場において分析することなどがあげられる.

参考文献

- 1) Shefrin, H., Greed, B. and Fear: Finance and the Psychology of Investing, Oxford University Press (2002).
- 2) 筒井善郎:金融,東洋経済新報社(2001).
- 3) Shleifeer, A.: Ineffect Markets, Oxford University Press (2000).
- 4) 加藤英明: 行動ファイナンス・理論と実践, 朝倉書店 (2003).
- 5) 角田康夫: 行動ファイナンス・金融市場と投資家の心理パズル, 社団法人金融財政事情研究会 (2001).
- 6) Barber, B. and Odean, T.: Boys will be Boys: Gender, Overconfidence and Common Stock Investment, *Quartery Journal of Economics*, Vol.116, pp.261–292 (2001).
- 7) Barber, B. and Odean, T.: Online Investor: Do the slow Die Fast, *Review of Financial Studies*, Vol.15, pp.455–487 (2002).
- 8) 和泉 潔:人工市場・市場分析の複雑系アプローチ,森北出版社 (2003).
- 9) 高橋大志,寺野隆雄:金融市場におけるミクロマクロリンクの解明:自信過剰な投資家の出現,情報処理学会論文誌, Vol.47, No.5, pp.1433-1441 (2006).
- 10) Dniel, K., Hirshleifer, D. and Subrahmanyam, A.: Investor Psychology and Security Market Under Overreactions, *Journal of Finance*, Vol.53, pp.1839–1885 (1998).
- 11) Fama, E.: Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance*, Vol.25, pp.383–417 (1970).
- 12) 田渕直也:ランダムウオーク&行動ファイナンス理論のすべて,日本実業出版社(2005).
- 13) Freidman, M.: Essays in Positive Economics, University of Chicago Press (1953).
- Shleifer, A. and Vishny, R.W.: The Limits of Arbitrage, *Journal of Finance*, Vol.52, No.1, pp.35–55 (1997).
- 15) リーソン, N.: 私がベアリングズ銀行をつぶした,新潮社 (1997).
- 16) ベルスキー, G., ギロヴィッチ, T.: 賢いはずのあなたが, なぜお金で失敗するのか, 日本経済新聞社 (2000).
- 17) 熊沢逸夫:学習とニューラルネットワーク,森北出版株式会社 (1998).
- 18) Black, F.: Noise, *Journal of Finance*, Vol.41, pp.529–543 (1986).
- 19) 真壁昭夫:最強のファイナンス理論・心理学が解くマーケットの謎,講談社現代新書(2003).
- 20) Karpoff, J.: The Relation between Price Change and Trading Volume: A Survey, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol.22, pp.109–126 (1987).
- 21) Zhai, F., Shen, K., 並河悠介, 北 栄輔:人工市場での株取引におけるフレーミン

グ効果に従う投資家エージェントの影響,情報処理学会論文誌:数理モデル化と応用, Vol.47, No.SIG14(TOM15), pp.129-141 (2006)

(平成 20 年 2 月 28 日受付)

(平成 20 年 3 月 24 日再受付)

(平成 20 年 7 月 23 日採録)



稲石 良太

1984 年生. 2008 年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. 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 ファイナンス理論に関する研究に従事.



翟 非(学生会員)

1978 年生.2009 年名古屋大学大学院情報科学研究科博士課程後期課程満期退学.マルチエージェントを用いた人工市場モデル,行動ファイナンス理論に関する研究に従事.



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.2007 年より准教授,2009年より教授,現在に至る.セル・オートマトン(Cellular Automata),進化的計算法,数値解析法,人工市場等の研究に従事.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,応用数理学会,日本機械学会,シミュレーション学会,日本計算工学会,知能情報ファジィ学会,情報文化学会,日本図学会各会員.