

# 人工市場モデルを用いた投資家心理的バイアス の株式市場への影響評価について

翟 菲

# 目次

第1章 緒論	1
第2章 研究背景	9
2.1 伝統的ファイナンス理論	9
2.2 行動ファイナンス理論	10
2.3 投資家の認知バイアス	11
2.3.1 認識のバイアス	11
2.3.2 選択と評価のバイアス	12
2.4 行動ファイナンス理論に関する関連研究	12
第3章 人工市場モデル	17
3.1 マルチエージェント人工市場モデル	17
3.2 ニューラルネットワーク	18
3.2.1 ニューラルネットワークの定義	18
3.2.2 学習アルゴリズム	23
3.3 エージェントの設計	24
3.3.1 株価予測	25
3.3.2 注文の決定	25
3.3.3 保有資産量の更新	26
3.4 市場の設計	26
3.4.1 市場価格の決定	26
3.4.2 取引高の通知	27
第4章 投資家のフレーミング効果が株式市場に与える影響の検討	29
4.1 フレーミング効果	29
4.2 エージェントにおけるフレーミング効果の定義	30
4.3 エージェントの株価予測式	30

4.4	エージェントの注文決定	31
4.5	解析例	31
4.5.1	解析例 1	31
4.5.2	解析例 2	35
4.6	まとめ	39
<b>第 5 章</b>	<b>投資家におけるアンカーリング効果が株式市場に与える影響の検討</b>	<b>45</b>
5.1	アンカーリング効果	45
5.2	エージェントにおけるアンカーリング効果の定義	45
5.3	エージェントの注文決定	46
5.4	解析例	48
5.4.1	シミュレーションの設定	48
5.4.2	解析例 1	49
5.4.3	解析例 2	52
5.5	まとめ	53
<b>第 6 章</b>	<b>投資家における自信過剰が株式市場に与える影響の検討</b>	<b>55</b>
6.1	自信過剰	55
6.2	エージェントにおける自信過剰の定義	56
6.2.1	エージェントの株価予測式	56
6.2.2	過度の楽観の心理バイアスの表現	56
6.2.3	支配の錯覚の心理バイアスの表現	57
6.2.4	自信過剰変数の更新	57
6.3	エージェントの注文決定	58
6.4	解析例	59
6.4.1	シミュレーションの設定	59
6.4.2	解析例 1	60
6.4.3	解析例 2	65
6.5	まとめ	68
<b>第 7 章</b>	<b>結論</b>	<b>71</b>
	<b>参考文献</b>	<b>75</b>





## 目 次

2.1	SFI-ASM のエージェントの設計 . . . . .	13
2.2	BESP のエージェントの意思決定 . . . . .	13
3.1	マルチエージェント人工市場モデル . . . . .	18
3.2	ニューロン . . . . .	19
3.3	経験に基づく人間の行動 . . . . .	19
3.4	ニューラルネットワークによる予測行動 . . . . .	19
3.5	単純パーセプトロン . . . . .	20
3.6	シグモイド関数 . . . . .	21
3.7	階層型ニューラルネットワーク . . . . .	22
3.8	相互結合型ニューラルネットワーク . . . . .	22
3.9	階層型ニューラルネットワークの変数 . . . . .	23
4.1	上昇トレンドの株価データ . . . . .	33
4.2	エージェントの株価予測値 (上昇トレンドの株価の場合) . . . . .	33
4.3	下降トレンドの株価データ . . . . .	34
4.4	エージェントの株価予測値 (下降トレンドの株価の場合) . . . . .	34
4.5	市場 1 の株価と株価変化率 . . . . .	37
4.6	市場 2 の株価と株価変化率 . . . . .	37
4.7	市場 3 の株価と株価変化率 . . . . .	38
4.8	市場 4 の株価と株価変化率 . . . . .	38
4.9	市場 5 の株価と株価変化率 . . . . .	39
4.10	市場 1 の株価変化率の頻度分布 . . . . .	40
4.11	市場 2 の株価変化率の頻度分布 . . . . .	40
4.12	市場 3 の株価変化率の頻度分布 . . . . .	41
4.13	市場 4 の株価変化率の頻度分布 . . . . .	41

4.14	市場 5 の株価変化率の頻度分布 . . . . .	42
5.1	Japan Airlines の株価変動 . . . . .	47
5.2	2006 年 7 月 3 日から 2006 年 11 月 24 日までの 100 日間の株価変動 . . . . .	48
5.3	生成した市場価格の推移 . . . . .	50
5.4	Market1 における TypeA エージェントの注文価格の推移 . . . . .	50
5.5	Market2 における TypeB エージェントの注文価格の推移 . . . . .	51
5.6	Market3 での市場価格の推移 . . . . .	51
5.7	Market3 における TypeA と TypeB エージェントの注文価格の推移 . . . . .	52
5.8	Market3 における TypeA と TypeB エージェントの資産分布 . . . . .	53
6.1	2006 年度東証株価指数 248 日間の株価変動 . . . . .	59
6.2	市場 1 の市場価格の推移 . . . . .	60
6.3	市場 2 の市場価格の推移 . . . . .	61
6.4	市場 3 の市場価格の推移 . . . . .	61
6.5	市場 4 の市場価格の推移 . . . . .	62
6.6	市場 5 の市場価格の推移 . . . . .	62
6.7	5 つの市場における株価変動率の頻度分布 (上昇トレンドなし) . . . . .	64
6.8	2 つの市場における株価変動率の頻度分布 (上昇トレンドあり) . . . . .	64
6.9	再学習確率を $p = 1/20$ と固定した市場での株価変動 . . . . .	66
6.10	市場 A の市場価格の推移 . . . . .	66
6.11	市場 B の市場価格の推移 . . . . .	67
6.12	市場 C の市場価格の推移 . . . . .	67

## 表 目 次

3.1	売買注文の例 . . . . .	26
3.2	売買取引の結果 . . . . .	27
4.1	人工市場のエージェント割合 . . . . .	35
4.2	実市場におけるパラメータの値 . . . . .	42
4.3	人工市場におけるパラメータの値 . . . . .	42
6.1	上昇トレンドが発生する回数 . . . . .	63
6.2	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 . . . . .	65
6.3	上昇トレンドが発生する回数 . . . . .	68



## 第1章 緒論

この50年間に伝統的ファイナンス理論は急速な進展を見せている。その発展を確認するように、1990年には、ポートフォリオ理論 (Portfolio Theory) を打ち立てた Markowitz、資本資産評価モデル (Capital Asset Pricing Model, CAPM) を提案した Sharpe、資本構成・配当政策の理論 (Modigliani-Miller Theory) を構築した Miller に、そして1997年には、派生証券価格理論 (Derivatives Pricing Theory) の発展に多大な功績を残した Scholes と Merton にノーベル経済学賞が授与された。このような成果のおかげで、現在では、ファイナンス理論に基づく手法は、経営財務、証券取引、金融などの実際の業務の現場で意思決定のツールとして、不可欠なものとなっている。

これらの伝統的ファイナンス理論は、Fama が1970年に提案した「効率的市場仮説」に基づいている。効率的市場仮説では、すべての金融情報は即座に市場全体に伝搬し、完全に価格形成に反映されるとされており、この仮定によれば、誰も継続して他人より優れた投資成果をあげることはできないこととなる [1, 2]。その結果として、効率的市場仮説に基づく伝統的ファイナンス理論では、市場参加者は利潤最大化のみを求めて、利用可能なすべての情報と自己資金をもとに合理的で自制的な投資行動するとされている。

伝統的ファイナンス理論における合理的な投資行動は、Morgenstern によって提唱された効用関数による期待効用最大化の考え方に基づいている。効用関数とは、財の消費量とその財の消費によって得られる利益の満足度である効用との関係を示すものである。この理論では、現在の意思決定により達成される結果が複数あるとき、それらの期待効用を計算し、それが最大になるような意思決定をすることが最適であると考えている。つまり、合理的な投資行動においては意思決定は効用関数による期待効用最大化を前提としているので、同じ投資目的に対しては、異なる状況でも選択肢の優先順位は変わらない [3]。

以上のことから、効率的な市場において投資家が合理的な行動をとるのであれば、少しでも利益の存在が期待されるときには誰かが必ずその利益を獲得しようとして取引を行い、どのような情報も瞬時に価格に織り込まれることとなる。

しかし、実際の投資家は効率的市場仮説で想定しているほど合理的な行動をとるわけで

はない。買い物をするとき、株式に投資するとき、そしてギャンブルをするとき等、多くの場合私たちの行動は合理的な基準から外れていることがしばしばみられる。必ずしも合理的な行動をとることができない投資家の例として、利益とは無関係にお互いに株を持ち合っている機関投資家や自国の政治経済事情によって投資行動を変更する政府系機関投資家等を想像すればわかりやすいかもしれない。また、ファンドの運用においても、政策アセットミックスを決定する際に他社のポートフォリオを気にすることや、手数料が安いインデックスファンドがあるのに、アクティブ運用を増やすことなどがしばしばみられる。これらは、効率的市場仮説や合理的投資家においては想定されない、あってはならない投資行動である。つまり、先に述べた (1) を想定することは困難であることを示している [5]。

実際の金融市場の挙動解析などの研究結果からも、実際の市場挙動には効率的市場仮説に基づく伝統的ファイナンス理論では説明することの出来ない現象（アノマリー）が多数みられる [6]。アノマリーは既存の理論では説明がつかない市場の非効率性を示唆する事象であり、人間行動の非合理性を指摘している。アノマリーとしては「小型株効果」、「バリュー株効果」、「バブル」などがよく知られている [7]。バブルの時代を思い返してみると、多くの投資家は株価は常に上昇するもので下降しないものとして投資行動していた。このことは、先に述べた (2) における「投資家の非合理的な行動は一斉に同じ方向に動くことではないから、それぞれの非合理性は互いに打ち消し合う」ということが想定されない事態が生じる。

また、効率的市場仮説では裁定取引を想定している。つまり、たまたま非合理的な投資家が同じ方向に向かって動いても、合理的な投資家はその反対の行動をとることによって、非合理的な投資家は淘汰されてしまうとしている。しかし、Shleifer らによれば、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ことが示されている [8]。このことは、先に述べた (3) もまた想定しにくいことを示している。

これらのことから、実市場には、効率的市場仮説だけでは説明できない非合理的な行動パターンが存在することがわかる。そこで、伝統的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」が注目を集めている。2002年にノーベル経済学賞を受賞した Kahneman らに端を発する行動ファイナンス理論は、人間の認知心理学を基礎としている。投資家における投資行動の意思決定を観察し、そのような行動をとる投資家の心理を考える記述的な理論である [9]。

行動ファイナンス理論における基本的な考えの1つに「市場の非効率性」がある。これ

は伝統的ファイナンス理論の基礎となる効率的市場仮説を否定していることになる。行動ファイナンス理論では、心理的バイアスによって投資家の行動は非合理的であり、その結果市場は非効率的であると考えている。バイアス (bias) は偏向、先入観といった意味であり、これによって人々は根拠のない思い込みを持ち、合理的な行動から外れる結果となる。投資家が合理的な基準から外れることは一度だけではなく、たびたび繰り返される特徴を持つ [10]。行動ファイナンス理論では、認知心理学における数多くの実験結果によって人々の非合理的行動を説明している。そこで鍵となる概念は、人々の不確実性に対する「認識」と選択における「評価」である。この二つに関して生じるバイアスが人間行動を非合理的なものにしていると考えている。行動ファイナンス理論で扱う認知バイアスを「認識のバイアス」と「選択と評価のバイアス」に大きく分類する [11]。認識のバイアスには、自信過剰、横並び行動、アンカーリングなどがあり、選択と評価のバイアスにはフレーミング効果、曖昧性の回避などが挙げられる。

投資家行動における心理的バイアスが市場価格に与える影響を分析する研究は多数報告されている [12–14]。しかし、その多くが市場参加者の心理分析等の実証分析である。行動ファイナンス理論では、投資家は効用関数に基づく期待効用最大化に基づく意思決定を行わないことを想定している。そのため、伝統的ファイナンス理論に比べて、理論的な解析や検証実験が複雑で、分析が困難である。特に、個々の投資家の心理的バイアスとそれに基づく行動に焦点を当てている場合、投資家一人一人の思考過程を詳細に測定することは難しい。このような複雑な挙動の分析を行うために、エージェントベースモデルによるアプローチの導入が有効である。

エージェントベースモデルは、コンピュータサイエンスの分野において進展してきた手法であり、ミクロなルールからマクロな挙動を説明しようと試みるボトムアップアプローチである。Axelrod は、その著書において、エージェントベースモデルは、演繹的な手法、帰納的な手法と対比した場合の第 3 の手法に相当すると記述しており、エージェントベースモデルによる分析を通じ、これまで見出すことのできなかった新たな事象を発見できると述べている。エージェントベースモデルにより、金融市場および経済状況を分析した事例は多数報告されている [15–18]。

人工市場はエージェントベースモデルの一種であり、コンピュータ上に作られた仮想市場である。市場にはエージェントと呼ばれる計算機プログラムで表現された仮想的なディーラーが存在する。場合によっては、生身の人間がエージェントに混ざって人工市場での仮想取引に参加する場合もある。各エージェントは、金融価格の変動に関連する情報を入力と

して受け取り，その情報と自分なりのルールに基づいて仮想的な資本を取引する．このような仮想資本の取引の結果として，人工市場の中で仮想的な金融価格が決定される．人工市場モデルで市場価格が決定される価格決定メカニズムは，実市場で用いられる方法に基づいている．人工市場研究の主な目的は，投資家の投資行動や意思決定などの行動から市場全体で見られる現象が出現する仕組みを解明することである．その点からも，価格決定メカニズムはモデルの要とも言える非常に重要な構成要素である．したがって，人工市場とは「エージェントを基本単位とした，価格決定メカニズムを持つ計算機プログラム」であると定義することができる [19] ．

本研究ではエージェントベースモデルを用いて，マルチエージェント人工市場モデルを構築し，心理バイアスに基づく個々の投資家の行動の積み重ねが市場の株価変動に与える影響について研究する．マルチエージェント人工市場モデルでは，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．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，投資家一人一人の心理的バイアスを考慮できる [20] ．

エージェントベースモデルに基づく人工市場の研究は，サンタフェ研究所の Arthur により始められて以来，近年活発に研究されている．代表的なエージェントベース人工市場モデルには，Arthur らの SFI-ASM モデル [21] ，井庭の Boxed Economy Simulation Platform モデル [22] ，和泉の AGEDASI TOF モデル [23] ，加藤と高橋の人工市場モデル [24] などがある．これらのモデルはすべてエージェントの投資行動は単純な線形関数もしくは IF - THEN 式に基づいている．従来の人工市場に関する研究は，投資家の意思決定に影響を与えると考えられる幾つかの要因と価格変動の間に一定の関係が成立しており，この関係は線形関数であると仮定して行われる場合が多かった．しかし，実際には，市場の複雑な行動を単純な線形関数で表現することには，そもそも無理があり，実際，推計された線形関数の当てはまりも限定的なものに止まっている例が多い．そのため，エージェントの投資行動は単純な線形関数もしくは IF - THEN 式に基づく場合は人間の複雑な意思決定過程を表現し難いと考えられる．そこで，本研究では，市場価格の予測式を意思決定の要因の非線形関係式として表現することとし，その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は，人間の脳内の情報処理プロセスの模倣を企図したアプローチで，人間の情報処理機能を，多数の非線形な入力や出力要素の並列，階層的な結合としてモデル化し，さらにその結合パターンの形成を学習過程として模倣することで，近似的にシステムに人間と同様の情報処理機能を持たせようとするものである．ニューラルネットワーク

の手法はその自体の非線形性や柔軟性といった特徴を生かして、必ずしも線形的には表現しにくい入出力パターンや行動様式を捉えるのに適していると言われており、近年においては金融、経済分野でも、株価予測等を行う一つのツールとして、現場での実用可能性についての研究が進められている [25]。そのため、本研究では、ニューラルネットワークを用いて投資家の価格予測過程をモデル化して人工市場モデルを構築する。

また、人工市場に関する既存研究の中、Arthur らや和泉の研究は単にファンダメンタルズ分析とテクニカル分析に基づく投資家が市場に導入され、投資家が投資行動を行う際における心理的バイアスが考慮されていない。井庭の人工市場モデルでは、投資家をファンダメンタリスト、楽観的投資家、悲観的投資家に分類してモデル化しているが、これらは行動ファイナンス理論が主張する心理的バイアスに基づく投資家の定義とは異なっている。加藤と高橋のモデルでは合理的投資家以外に、行動ファイナンス理論が主張するプロスペクト理論や自信過剰に基づく投資家を考慮しているが、投資家における個々の心理的バイアスが投資家の投資行動や市場動向に与える影響についてあまり議論していない。また、人工市場の研究手法を用いて、行動ファイナンス理論が主張する様々なほかの心理的バイアスが投資家の投資行動や市場動向に与える影響に関する研究が十分に展開されていないため、投資家の心理的バイアスを考慮し、個々の心理的バイアスが投資家の投資行動や市場動向に与える影響の解析についてさらなる検討が必要である。

本研究では、ニューラルネットワークを用いて投資家の価格予測過程をモデル化して人工市場モデルを構築する。また、行動ファイナンス理論の中から代表的な心理的バイアスであるフレーミング効果、アンカーリング、自信過剰を取り上げ、これらの心理的バイアスが市場に与える影響について個別に解析を行う。

構築され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ている。エージェントはニューラルネットワークで定義された予測式を持ち、実際の株価データからそれを学習する。エージェントは学習させた予測式を用いて、過去の一定期間の市場価格から、次時点の市場価格の予測値を生成する。各エージェントは自分が予測した市場価格をもとに、リスク資産と無リスク資産の投資戦略を決定して市場取引に参加する。市場で取引成立した取引高と市場価格は各エージェントに通知され、個々の資産量が更新される。このようにして、市場価格の予測、注文価格の決定、市場取引及び保有資産量の更新のプロセスを繰り返す。なお、市場取引は板寄せ方式を用いる。

第1に取り上げる心理バイアスはフレーミング効果である。フレーミング効果とは、問題の出され方によって人の意思決定が変わることをいう。同じ事象でも見方を変えれば、答

えが変わるということである [26] . 金融市場におけるフレーミング効果の例としては、金融価格の変動を長期的に見て判断する場合と短期的に見て判断する場合で投資家が異なる判断を示すことである [27] . このような異なる視点を株価の移動平均曲線の求め方で置き換える。つまり、短期間移動平均曲線により学習するエージェントと長期間移動平均曲線により学習するエージェント、このような2種類のエージェントを定義する。ニューラルネットワークで定義したエージェントの予測式に、過去一定期間の市場価格を入力として与えて、次時点の市場価格の予測値を出力する。学習させたニューラルネットワークを用いて、人工市場をマルチエージェントシステムとして構築し、金融市場における投資家にみられるフレーミング効果の影響について評価する。定義した短期間と長期間移動平均によって学習する2種類のエージェントの割合を変更した複数の市場における株価変化率から、フレーミング効果が市場に与える影響を検討する。

第2に、行動ファイナンス理論において重要な役割を持つ認知バイアスの中のアンカーリング効果を取り上げる。アンカーリング効果とは、アンカー（参与値）に基づく推定が、意思決定の結果に大きな影響を与えることである [28] . 人の意思決定方法の中には、答えのおよその見当をつけたうえで、その解答が自分にとって最適かどうかを検証し、修正を施していくという意思決定方法がみられる。しかし、第一印象に強くアンカーリングされると、後でそれに反する証拠が出てきても第一印象の修正が十分には行われれないという傾向がある。アンカーリング効果は金融市場の研究報告により、「購入した価格に固着し、得られた外部情報を十分に重視しない投資家が迅速に損切りできない」現象の重要な原因と報告されている [29] . 急に暴落する株価の例を解析対象とする。本研究では、暴落前の株価をアンカーとし、暴落後の新しい株価を認識するまでの反応速度が異なる2つのエージェントをモデル化する。これらのエージェントが同時に存在する市場において、市場価格、注文価格、エージェントの資産分布の変化を分析する。

最後に、自信過剰という行動ファイナンス理論における認識のバイアスを取り上げる。心理学の分野では自信過剰を「自分の知識を過大評価し、リスクを過小評価する」とことと定義している [30] . 人間は、自分がコントロールできないような悪い事象が生じる可能性（リスク）を過小に見積もる傾向がある。金融市場にも自信過剰の例がよくみられる。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 [31] . 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

ことを報告している [32] [33] . 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がある [24] . 高橋らの研究では, 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なモデル化がなされている. これは, 主に過度の楽観を意識して設計したと想像される. これに対して, 本研究では, 自信過剰になると株式リスクを過小評価することに加えて, 支配の錯覚によって経験 (失敗) から十分に学ばなくなることをも考慮したシミュレーションを行う.

本論文は以下のような構成になっている. 第 2 章では研究背景として伝統的ファイナンス理論と行動ファイナンス理論を紹介するとともに, 関連研究についても説明する. 第 3 章では本研究で用いるマルチエージェント人工市場モデルについて述べる. 第 4 章ではフレーミング効果に従う投資家が株式市場に与える影響を検討する. 第 5 章では投資家におけるアンカーリング効果が株式市場に与える影響を検討する. 第 6 章では投資家における自信過剰が株式市場に与える影響を検討する. 第 7 章では本研究のまとめを行い, 今後の課題について述べる.





## 第2章 研究背景

### 2.1 伝統的ファイナンス理論

伝統的ファイナンス理論は効率的市場仮説 (Efficient Market Hypothesis) に基づいている [34] . 効率的市場仮説では、新しい金融情報は速やかに均等に広まり、その影響は迅速かつ正確に価格に反映されるとしている。効率的市場仮説によれば、過去の価格情報や経験則に基づく取引を行っても超過利益を期待することはできないことになる。それらの情報は市場参加者の多くが共有しており、既に価格に織り込まれているはずだからである [35] .

このような市場では、最新情報は合理的投資家によって即座に判断され、価格上昇に関わるよい情報であれば、投資家はその資産を購入することによって市場価格を上昇させる。一方、価格低下に関わる悪い情報であれば、投資家はその資産を売却することによって価格を下降させる。このように、市場価格はほとんど即座に利用可能な情報を反映して変動すると考えられる。すなわち、市場価格は合理的投資家の存在する完全競争市場における均衡価格の結果であり、このような市場では、将来の市場価格を予想することはできない [36, 37] .

この仮説の基礎理論から、以下に示すような市場の反応が導かれる。

- (1) 投資家は合理的であるから金融資産を合理的に評価する。
- (2) 非合理的投資家が多少存在していても、その人たちの取引がランダムであれば、その効果が互いに相殺されるので、市場価格は非合理性の影響を受けず合理的に決定される。
- (3) 投資家の非合理性が同じ傾向を持っていたとしても、市場では合理的な裁定取引を行う人たちの力によって非合理的な取引の影響は取り除かれる。

(1) はすべての投資家が経済合理的であることを前提としており、非常に強い仮定である。

(2) の仮定は、市場にノイズが存在しても、その発生がランダムであれば、市場の効率性は保たれるということを主張している。投資家に非合理的な意思決定をさせる要因をノイ

ズと呼び、ノイズに基づいて取引を行う投資家はノイズ・トレーダーと呼ぶ [4]。(2)の想定は、すべての市場参加者に合理性を要求しないという意味で(1)の想定より緩いものである。しかし、投資家の非合理性の原因となるノイズは、ランダムに生成されなければならない。例えば、市場価格を過小評価する悲観的なノイズ・トレーダーが存在する場合、その影響を相殺する楽観的なノイズ・トレーダーが同時に存在しなければならない。

(3)の仮定では、ノイズが同じ傾向のものであってもよいとしていることから、(3)は(2)の想定よりさらに緩いものである。この場合、市場の効率性を保証するのは、市場の合理的な裁定取引である。すなわち、市場を正しく認識する合理的な投資家たちが、同じ傾向のノイズにより生じた効果を迅速かつ完全に是正する役割を果たすであろうと想定している。

## 2.2 行動ファイナンス理論

伝統的ファイナンス理論では、市場の挙動は効率的市場仮説に基づいていると考えられている。しかし、実市場の挙動を解析した結果などから、実際の市場の挙動は必ずしも効率的市場仮説に基づいていないことが指摘されている。効率的市場仮説に従わない現象をアノマリーと呼ぶ [6]。アノマリー現象を説明するために、市場参加者の心理的バイアスを考慮に入れた行動ファイナンス (Behavioral Finance) 理論が注目を集めている。行動ファイナンス理論は、投資家における投資行動の意思決定を観察し、そのような行動をとる投資家の心理を考える記述的な理論である [9, 38]。この分野において、プロスペクト理論を発表したプリンストン大学の Kahneman と Tversky は、2002年にノーベル経済学賞を受賞した。

効率的市場仮説は、市場参加者は合理的な投資家であることを仮定している。しかし、人間はいつも合理的に判断するとは限らない。現実には非合理的な行動をとる人間はたくさんいる。買い物をするとき、株式を投資するとき、そしてギャンブルをするとき、多くの場合において私たちの行動は合理的な基準から外れている。

効率的市場仮説では人々の行動に非合理的な点があっても、それらの非合理的な行動はランダムであり互いに打ち消し合うので、無視してもよいと考えている。しかし、バブルと言われた時代に土地や株に多くの人が同じ投資行動をとったことも記憶に新しい [39]。

効率的市場仮説は裁定取引 (arbitrage) 理論を主張する。つまり、たまたま非合理的な投資家が同じ方向に向かって動いても、合理的な投資家はその反対の行動をとることによって、非合理的な投資家は結局淘汰されてしまうと考えている [40]。しかし、合理的な人間に

よる裁定取引がいつも迅速に行われ、市場がすみやかに合理的な状態に戻るわけではない。

これらの事実から、行動ファイナンス理論では「市場は効率的ではない」と考えている。これは効率的市場仮説を否定していることになる。

市場が非効率的になる原因は人々の非合理的な行動であって、人々が非合理的な行動をとる原因は投資家の認知バイアスにある。これが行動ファイナンス理論の基礎となっている。バイアス (bias) は偏向、先入観という意味であり、人々を根拠のない思い込みによって合理的な行動から外れさせるものである。また、その合理的な基準から外れることは一度限りではなく、たびたび繰り返す特徴がある [10]。

## 2.3 投資家の認知バイアス

心理学分野における多くの研究が、不確実性下の意思決定における非合理性を報告している。人間の意思決定はかなり曖昧で、コンピュータのような決定論的 (deterministic) な方法ではなく、発見的 (heuristic) な方法で日常生活の問題にあたっていることが知られている。簡便な発見的手法は、創造的という点でコンピュータより優れたよい面もあるが、その簡便さゆえに意思決定にバイアスを引き起こす可能性があることも知られている [11]。

行動ファイナンス理論では、投資家の認知バイアスを「認識のバイアス」と「選択と評価のバイアス」に大きく分類している。

### 2.3.1 認識のバイアス

認識のバイアスは現実社会を自分の都合良いように解釈してしまうことで、それによって大きな勘違いを起こしてしまう可能性がある。認識のバイアスは、大きく 3 つに分けられる。

- 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、自分以外の人に間違った情報を提供することである [41]。

- アンカーリング効果

最初に得られた特定の情報や数値 (アンカー) が印象的に残り、その後の判断が左右されることである [28]。

- 自信過剰

自分の知識を過大評価し，リスクを過小評価する．自分には世の中の出来事をコントロールする能力があると思ってしまう傾向があることである [30] ．

### 2.3.2 選択と評価のバイアス

選択と評価のバイアスは，選択肢の評価に関するバイアスである．選好の逆転と呼ばれる現象に代表されるように，人間の評価の曖昧さや非整合性を表している．評価基準のバイアスには，代表的なものにはフレーミング効果と曖昧性の回避がある [11] ．

- フレーミング効果

同じ事象なのに，見方が変われば，判断の結果も変わることである．

- 曖昧性の回避

人間が意思決定する際に，より不確実なものを回避する傾向のことである [42] ．

## 2.4 行動ファイナンス理論に関する関連研究

行動ファイナンス理論は心理学と深い関係にあり，これまでの研究では，心理学の研究手法を用いて，行動ファイナンスに関する実証分析が研究されている．しかし，十分に大量な市場取引データを集めることは困難である．特に，投資家の心理的バイアスに焦点を当てている場合，投資家一人一人の思考過程を詳細に測定することは難しいため，投資家心理が投資行動や市場に与える影響を解明することは難しい．そこで，このような場合にはエージェントベースモデルシミュレーションを用いることが多い．

エージェントベースモデルは，コンピュータサイエンス分野において進展してきた手法であり，ミクロな挙動とマクロな挙動の関連性の探索において有効な分析手法である [43] ．エージェントベースモデルは，様々な領域において応用が行われているが，金融市場に関する分野は，有望な領域の1つであり，これまで数多くの報告が行われている．

エージェントベースモデルに基づく人工市場の研究は，サンタフェ研究所の Arthur により始められたものである．ここでは，代表的なエージェントベース人工市場モデルを紹介する．

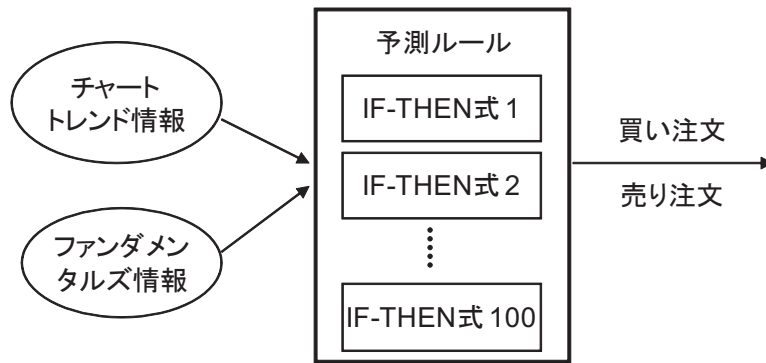


図 2.1: SFI-ASM のエージェントの設計

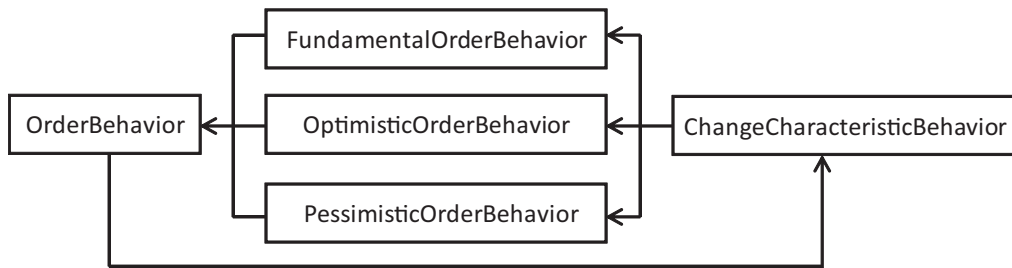


図 2.2: BESE のエージェントの意思決定

### Arthur らの SFI-ASM モデル

SFI-ASM モデルでは、複数の IF-THEN 式のルールを有するエージェントと市場によって構成された人工株式市場が用いられる。エージェントの設計を図 2.1 に示す。市場の状態、つまりチャートトレンドに関する条件とファンダメンタルズに関する条件をエージェントに対する入力としてとり、売買注文をエージェントからの出力としている。エージェントの投資行動決定には 100 個の IF-THEN 式の予測ルールを用いて、現在の市場の状態が条件部にマッチする予測ルールで予測し、期待利得が最大になるように取引を決める [21]。

Arthur らは、人工市場における価格変動を従来の効率的市場仮説が成立した場合の価格変動と比較し、およそその一致を見たが、効率的市場仮説による価格から著しく乖離したり、接近したりと、効率的市場仮説では説明できないアノマリー現象について議論している。

### 井庭の Boxed Economy Simulation Platform(BESP) モデル

Boxed Economy Simulation Platform ( BESP ) は、個人や企業という様々な経済主体、情報や商品のやり取りという様々な経済行為を規格に則った形で実現させるとともに、エージェントのミクロ行動からマクロ経済を再現することを目的とした人工経済モデルである [22] . Boxed Economy Simulation Platform の適用事例として人工市場モデルが取り上げられている . このモデルは、各エージェントが市場の動向によって自分の意思決定アルゴリズムを変化させるモデルとなっている .

エージェントは図 2.2 に示すように、意思決定を行って注文を出す OrderBehavior を持つが、これは内部の意思決定アルゴリズムが異なる 3 種類のアルゴリズム OptimisticOrderBehavior , PessimisticOrderBehavior , FundamentalOrderBehavior からなっている . 各エージェントは、この 3 つの意思決定行動のうちのどれか 1 つを採用しており、ChangeCharacteristicBehavior によってその種類を変えることができる .

証券市場の参加者数はその市場の状況に伴って変化している . たとえばバブル期の証券市場にはキャピタルゲインを狙った人がこぞって市場に参加し、崩壊後は市場の状況悪化から多くの投資家が撤退した [44] . 井庭らは、Boxed Economy Simulation Platform に基づいて、バブル期の市場について、投資家エージェントに市場に参加するか否かの選択機能を持たせた人工市場を構築し、シミュレーションを行っている . シミュレーションにより、投資家数の変化は市場の流動性に、ひいては価格変動に影響を与えることがわかったと述べている .

### 和泉の AGEDASI TOF モデル

AGEDASI TOF モデルは、100 人の仮想的なディーラーからなるコンピュータ上の人工的な為替市場である . エージェントの行動は知覚、予想形成、戦略決定、レート決定、学習の 5 つのステップよりなる .

AGEDASI TOF では、1 種のエージェントだけが存在し、17 種類の予測材料についてエージェントは予測行動を行う . 現実のディーラーへのインタビューを基につくられたエージェントによる人工外為市場において、現実の市場にみられる創発現象 (バブル, 変動分布) のメカニズムの解析や為替政策の意思決定支援システムの構築を行っている [23] .

AGEDASI TOF におけるエージェントの注文価格決定式は次式で与えられる．

$$\bar{P}_{i,t} = e^{\Delta\pi_{i,t}} + P_{t-1} \quad (2.1)$$

$$\Delta\pi_{i,t} = \alpha \times f \left( \sum_{n=1}^{17} \omega_{i,t,n} \times x_{t,n} \right) \quad (2.2)$$

ここで， $P_t$  は  $t$  期の市場価格を， $\bar{P}_{i,t}$  はエージェント  $i$  の  $t$  期での予想市場価格を示す．また， $\omega_{i,t,n}$  は  $t$  期におけるエージェント  $i$  にとっての予想材料の重要度を， $x_{t,n}$  は  $t$  期の  $n$  番目の予測材料を示す．そして， $\alpha$  はスケーリング係数である．予想材料  $x_{t,n}$  としては，ファンダメンタルズ，チャートトレンド，要人発言などの 17 項目がとられている．

シミュレーションでは為替レートデータを用いて，レート変動の分布のメカニズムに関する解析を行っている．シミュレーションにより，いくつかの為替政策に関するシナリオの比較を行った結果，1998 年の円ドルレートの安定のためには，介入もしくは小規模の金利による誘導が有効であったことを示している．それを通して，人工市場アプローチが現実世界の定量的な分析にも有効であると結んでいる [45]．

#### 加藤と高橋の人工市場モデル

加藤と高橋の人工市場モデルはファンダメンタリスト投資家以外にトレンド予測投資家や行動ファイナンス理論を背景としたプロスペクト理論投資家と自信過剰投資家も考慮している．各エージェントの株価の注文価格は次式で与えられる．

##### 1. ファンダメンタリストエージェント：

$$\bar{P}_{i,t} = \frac{y_{i,t-1}}{\delta} \quad (2.3)$$

##### 2. トrend予測エージェント：

$$\bar{P}_{i,t} = P_{t-1} \times (1 + a_{t-1})^2 \quad (2.4)$$

##### 3. プロスペクト理論エージェント：

$$\bar{P}_{i,t} = 2.25 \times \overline{P_{i,t}^{beff}} - 1.25 \times P_{t-1}^{ref} \quad (2.5)$$

##### 4. 自信過剰エージェント：

$$\sigma^s = k\sigma^h \quad (0 < k \leq 1) \quad (2.6)$$

ここで、 $P_t$  は  $t$  期の市場価格、 $\bar{P}_{i,t}$  はエージェントの株価注文価格、 $\overline{P}_{i,t}^{beff}$  は当期最初の予想価格、 $y_{i,t-1}$  は前期の利益、 $\delta$  は株式の割引率である。また、 $a_{t-1}$  はトレンド係数、 $P_{t-1}^{ref}$  は参照点の価格、 $\sigma^h$  はヒストリカルボラティリティ、 $\sigma^s$  は自信過剰による株式リスクを示す。  $k$  は自信過剰の程度を示す変数である。

ファンダメンタリストおよびトレンド予測を行う投資家がコンピュータ上の金融市場に同数存在する場合について分析を行ったところ、取引価格は効率的市場仮説に基づく価格と一致し、ファンダメンタリストが自然選択の原理により市場に生き残ることを確認している。しかし、トレンド予測を行う投資家が極端に多い場合やリスク資産への投資比率に制約があるケースについて分析を行ったところ、取引価格が効率的市場仮説に基づく価格から大幅に乖離することを述べている [24]。

## 本研究のモデル

既存する人工市場モデルの研究は、投資家行動が市場に与える影響を解明することについて有益な成果を多数あげている。しかし、これらのモデルはすべてエージェントの行動が単純な線形関数に基づいているので、人間の複雑な意思決定過程を表現し難いと想像される。

また、Arthur らや和泉のモデルでは投資家の心理的バイアスは考慮されていない。井庭の Boxed Economy Simulation Platform ではファンダメンタリスト、楽観的投資家と悲観的投資家を定義しているが、これらは行動ファイナンス理論が主張する心理的バイアスに基づく投資家の定義とは異なっている。加藤と高橋のモデルでは合理的投資家以外に、行動ファイナンス理論が主張するプロスペクト理論や自信過剰に基づく投資家を考慮しているが、投資家における個々の心理的バイアスが投資家の投資行動や市場動向に与える影響についてはあまり議論していない。

そこで、本研究では脳機能をもつニューラルネットワークを用いて投資家の価格予測過程を表し、人工市場モデルを構築する。また、行動ファイナンス理論の中の代表的な心理的バイアスを取り上げ、代表的な個々の心理的バイアスが市場に与える影響について個別に検討する。



## 第3章 人工市場モデル

### 3.1 マルチエージェント人工市場モデル

人工市場研究は複雑系アプローチの一つである。人工市場における研究の第1の目的は、金融市場という複雑な社会的状況の中で、個人が行っている学習や行動決定がどのように影響し合い、その結果としてどのような市場変動の特徴を生じているかを理解することにある [48]。

人工市場とは、計算機の上に人の手によって作り出された架空の市場である。市場にはエージェントと呼ばれる計算機プログラムで表現された仮想的なディーラーが存在している [45]。人工市場の中にいる各エージェントは、金融価格などの情報を入力として受け取り、その情報と自身のルールに基づいて仮想的な資本を売買する。このような仮想資本の取引の結果として、人工市場の中で仮想的な金融価格が決定される [49]。

本研究で構築する人工市場モデルは図 3.1 に示すように複数のエージェント（エージェント集団）と取引市場からなる。エージェントはニューラルネットワークで定義された価格予測式を持ち、実際の市場価格データから自分の価格予測式を学習する。

学習後は、エージェントは以下のプロセスを繰り返す。

1. 市場価格を予測する。
2. 投資行動（売買判断・注文量）を決定し、注文を出す。
3. 今期市場価格（株価）を市場から入手する。
4. 保有資産量を更新する。

従来の人工市場モデルでは、エージェントの株価予測式に比較的単純な線形関数を用いる場合が多かった。しかし、近年では株価予測に線形関係式以外の様々な手法が用いられている [50]。そこで、本研究では、エージェントの株価予測にニューラルネットワークを用いる。

取引市場では、以下の操作を繰り返す。

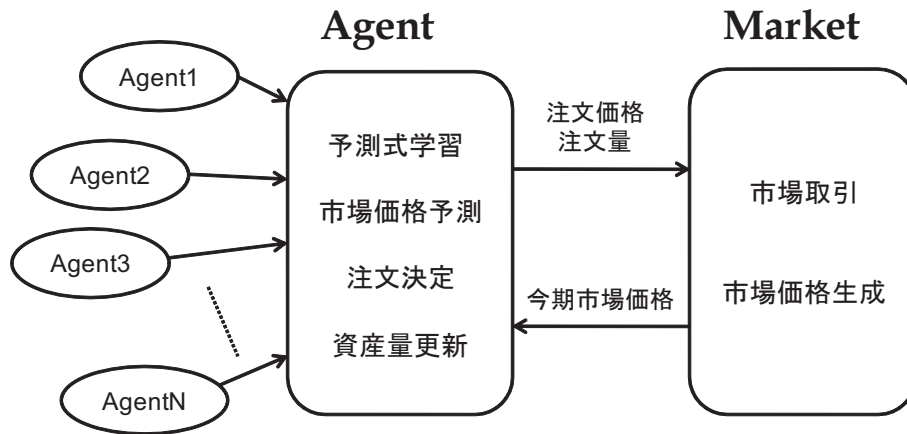


図 3.1: マルチエージェント人工市場モデル

1. エージェントから注文を受け取る．
2. 市場取引を行い，金融価格（株価）を決定する．
3. 金融価格と成立した売買契約を各エージェントに通知する．

各エージェントの投資行動を集めて株価など金融価格を決定するプロセスを価格決定メカニズムと呼ぶことにする．人工市場における価格決定メカニズムは，現実の金融市場における価格決定方式を反映したものである．実際の市場で用いられる価格決定方式は，大きく板寄せ方式，ザラバ方式に分けられる [23]．本研究では板寄せ方式を用いている．

## 3.2 ニューラルネットワーク

### 3.2.1 ニューラルネットワークの定義

脳のニューロン構造は図 3.2 に示すように，樹状突起 (dendrite)，軸索 (axon)，および細胞体 (soma) を多数結合した構造を持つ．

ニューラルネットワーク (Neural Network) は人間脳内のニューロンの結合からなる神経回路網を模擬した数学モデルであり，パターン認識やデータマイニング等，様々な分野において応用されている [51] ．

人間の脳は，図 3.3 のように，学習過程で経験からルールを学び，新しい事象を判断する．ニューラルネットワークは脳の働きと同様にデータの中にある未知のパターンを見出すことができ，それを使えば新たな入力に対する出力を予測することができる [52] ．

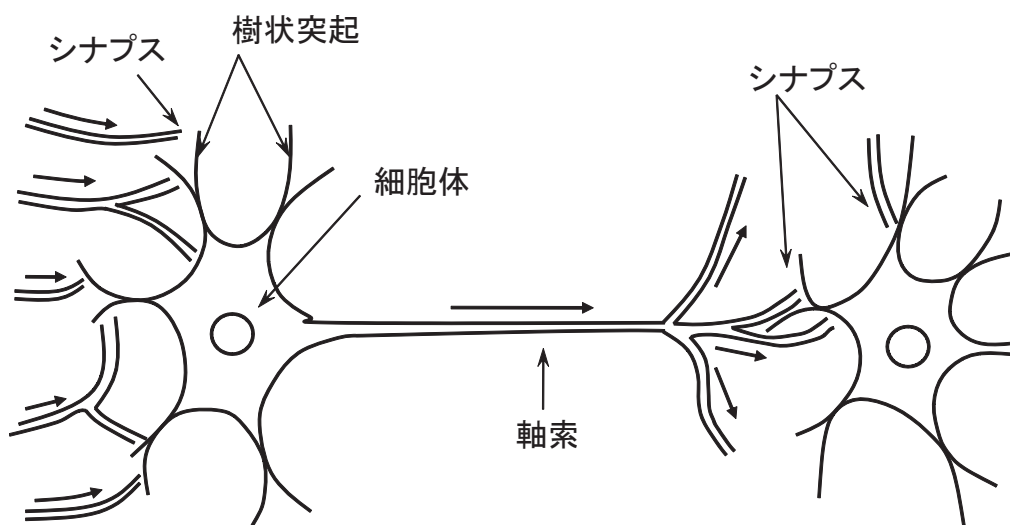


図 3.2: ニューロン



図 3.3: 経験に基づく人間の行動

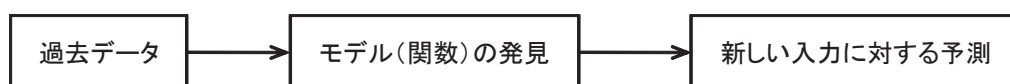


図 3.4: ニューラルネットワークによる予測行動

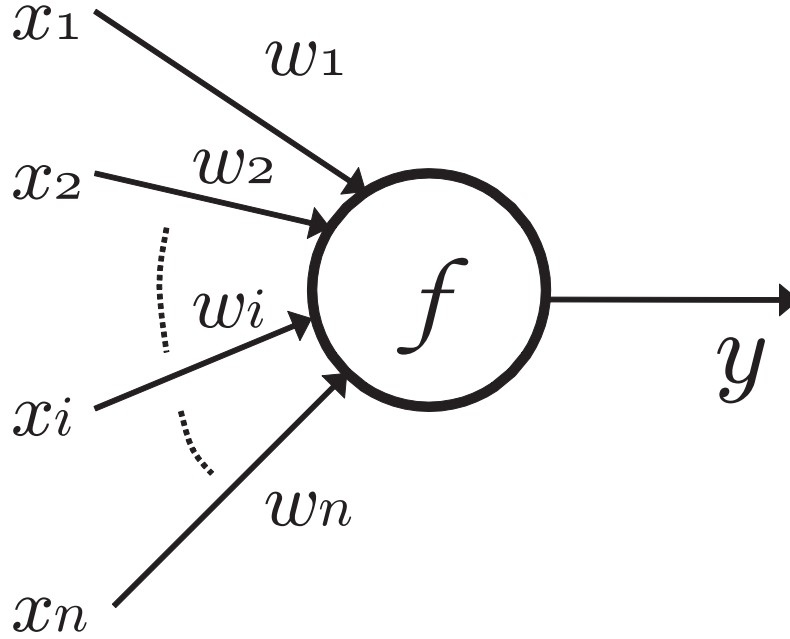


図 3.5: 単純パーセプトロン

ニューラルネットワークは，パターンを認識するためのツールとして知られている．その働きは，私たち人間の脳におけるある主要な機能が，記憶を形成し，パターンを認識するときの仕組みによく似ているため，天気予報，電力需要予測，株価予測などの時系列解析に幅広く応用されている [53, 54]．ニューラルネットワークを金融市場の予測に使用する場合，図 3.4 に示すように人間の予想行動と同様，過去のデータ（経験）からモデル（ルール）を発見し，新しい市場価格を予想することができると期待される [25]．

図 3.2 を数理モデル化したものとして図 3.5 に示す単純パーセプトロンがある．単純パーセプトロンモデルにおける入力  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) と出力  $y$  の間には次式の関係が成り立つ．

$$y = f(\eta - \theta) \quad (3.1)$$

$$\eta = \sum_{i=1}^n x_i \omega_i \quad (3.2)$$

ここで， $x_i$  はニューロンへの入力， $y$  はニューロンの出力， $\omega_i$  は  $i$  番目の入力から出力への結合荷重， $\theta$  は閾値を示す．また，関数  $f$  として次式のシグモイド関数を用いる（図 3.6）．

$$f(\eta) = \frac{1}{1 + \exp(-\eta)} \quad (3.3)$$

単純パーセプトロンを多数組み合わせることによって，より複雑なニューラルネットワー

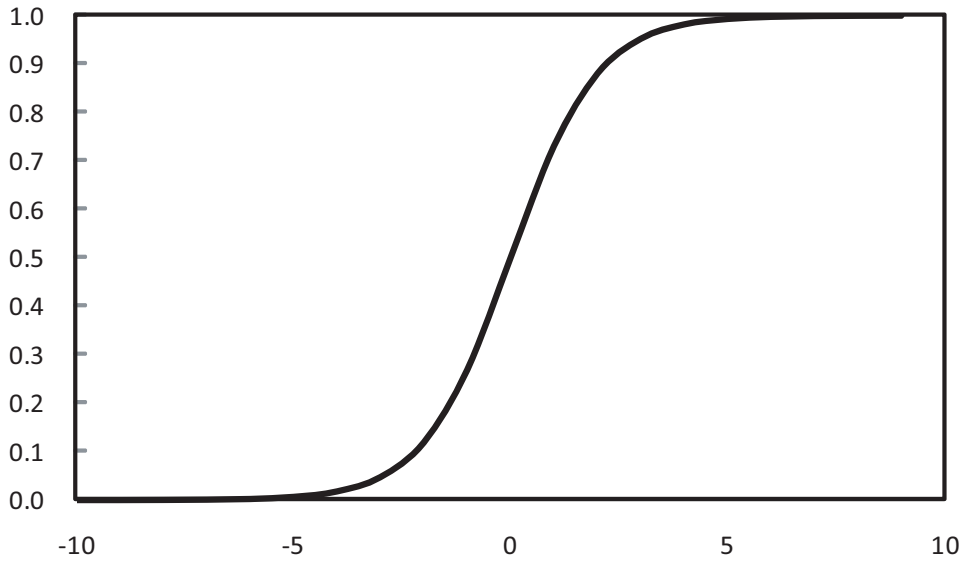


図 3.6: シグモイド関数

クが定義される．それらには図 3.7 のような階層型ニューラルネットワークと図 3.8 のような相互結合型ニューラルネットワークがある [55]．本研究は階層型ニューラルネットワークを用いてエージェントの株価予測式を定義する．

本研究では，図 3.9 に示すような入力層 (input)，中間層 (hidden)，出力層 (output) に配置した 3 層構造を持つ，階層型ニューラルネットワークを用いる．出力層の関数  $y_j^{output}$  は，中間層の出力  $y_j^{hidden}$  の線形結合として式 (3.4) のように定義する．中間層の出力  $y_j^{hidden}$  は，式 (3.5) のように定義する．中間層の基底関数には式 (3.3) で示されるシグモイド関数を用いる．

$$y_j^{output} = \sum_{j=1}^m y_j^{hidden} \omega_j^{output} \quad (3.4)$$

$$y_j^{hidden} = f(\eta_j - \theta_j) \quad (3.5)$$

$$\eta_j = \sum_{i=1}^n x_i \omega_{i,j}^{hidden} \quad (3.6)$$

ここで， $x_i$  は入力層ユニットへの入力， $y_j^{hidden}$  は  $j$  番目中間層ユニットの出力， $y_j^{output}$  はネットワーク全体の出力， $\omega_{i,j}^{hidden}$  は  $i$  番目の入力層ユニットから， $j$  番目の中間層ユニットへの結合荷重， $\omega_j^{output}$  は  $j$  番目の中間層ユニットから出力層ユニットへの結合荷重， $\theta_j$

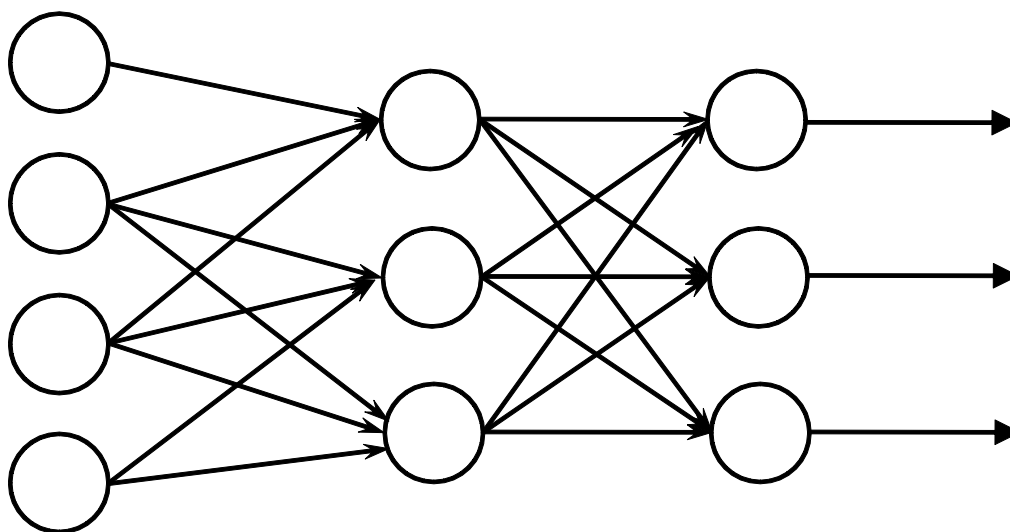


図 3.7: 階層型ニューラルネットワーク

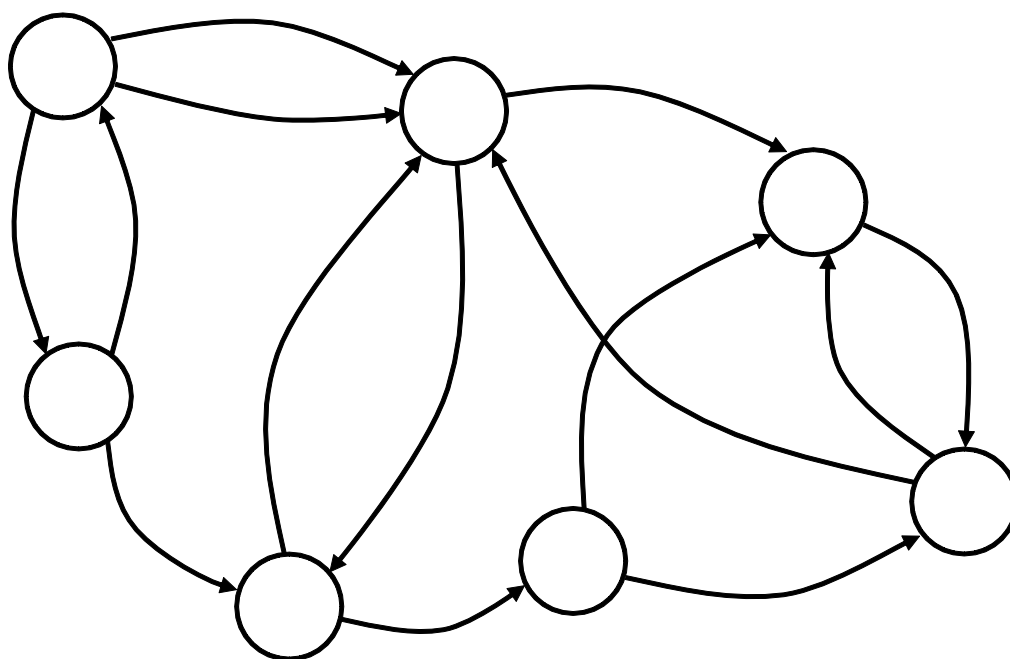


図 3.8: 相互結合型ニューラルネットワーク

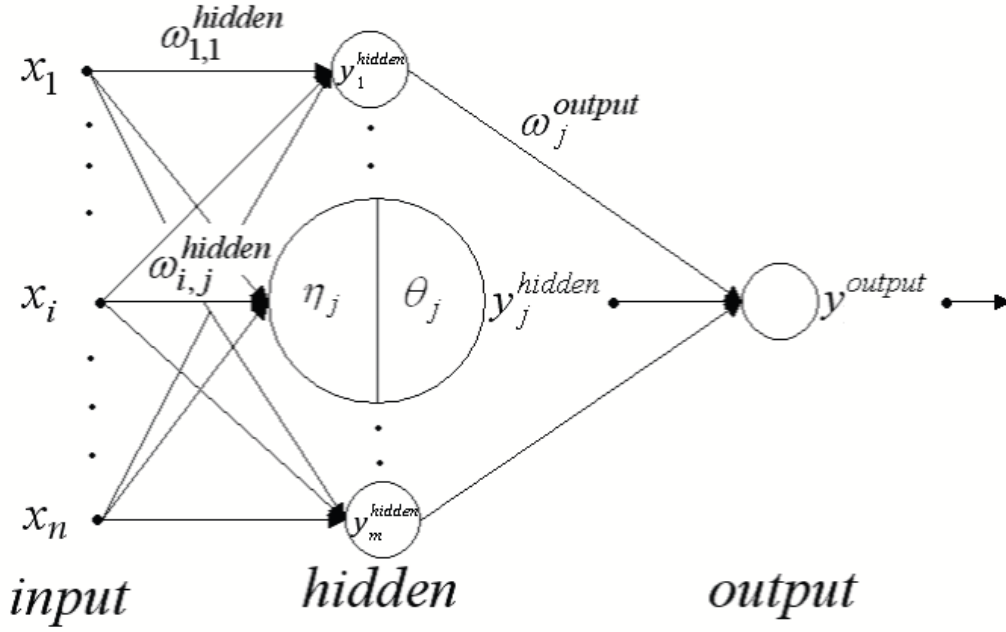


図 3.9: 階層型ニューラルネットワークの変数

は閾値である。

### 3.2.2 学習アルゴリズム

本研究では、誤差逆伝搬法を用いてパラメータを調整する。

訓練データとして、入力データと教師データの組  $(\vec{x}^k, teacher^k)$  が  $K$  組与えられているとする。ここで、 $k = 1, 2, \dots, K$  である。 $k$  番目の入力データは  $n$  次元のベクトルである。つまり、

$$\vec{x}^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)^T \quad (3.7)$$

本研究で用いる階層型ニューラルネットワークのパラメータには、結合荷重  $\omega_{i,j}^{hidden}$ ,  $\omega_j^{output}$  と閾値  $\theta_j$  がある。これらを便宜的にまとめて、ベクトル  $\vec{z}$  と定義することにする。ここで、

$$\vec{z} = (z_1, \dots, z_j, \dots)^T \quad (3.8)$$

$$= (\omega_{11}^{hidden}, \dots, \omega_{ij}^{hidden}, \dots, \omega_1^{output}, \dots, \omega_j^{output}, \dots, \theta_1, \dots, \theta_j, \dots)^T \quad (3.9)$$

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 [56] . 以下にパラメータを求めるための逐次更新学習法のアルゴリズムを示す .

1. パラメータ  $z$  をランダムに決定する .
2.  $K$  組の訓練データ  $(\vec{x}^k, teacher^k)$  を提示する .
3. 入力データ  $\vec{x}^k$  に対する式 (3.4) の出力  $(y^{output})^k$  と教師データ  $teacher^k$  から定義された次式の誤差を最小化するようにパラメータを更新する .

$$E = \sum_{k=1}^K \{(y^{output})^k - teacher^k\}^2 \quad (3.10)$$

4. 次式によってすべてのパラメータを修正する .

$$z_j \leftarrow z_j - \epsilon \frac{\partial E}{\partial z_j} \quad (3.11)$$

上記のアルゴリズムを用いて、アルゴリズム 1~4 に従い、 $K$  組の学習データを終了条件を満たすまでに提示して、パラメータを更新していく .

ここで、式 (3.11) の係数  $\epsilon$  は学習率である . 本研究では実験的な手法で学習率係数  $\epsilon$  と学習終了条件を決定する . ニューラルネットワークの学習率  $\epsilon$  は、一般に 0~1 の値をとる . 学習率を小さくすれば学習効果は高いが学習速度が遅くなる . 逆に、学習率を大きくすれば学習速度は速いが、学習効果が低下する . そこで、本研究では、基礎研究において学習率を 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 をとして定義したニューラルネットワークを学習させた結果、学習効果と学習速度の両面から学習率を 0.6 としている . また、学習率 0.6 で学習を行った場合、学習回数が 5000 回で、訓練データに対する誤差が十分に収束したので、学習終了条件を学習回数が 5000 回としている .

### 3.3 エージェントの設計

各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、実際の市場価格データから価格予測方式を学習する . そして、予測した市場価格に基づいて株式の売買と注文量を決定する .



### 3.3.1 株価予測

エージェントの株価予測式を図 3.9 に示した 3 層構造を持つ階層型ニューラルネットワークで定義する。入力層ユニットに与えられた入力値  $\vec{x}_i$  には株価の移動平均値 (Moving Average) をとり、ニューラルネットワーク全体の出力  $y^{output}$  には予想株価をとる。

移動平均値は基本的なテクニカル指標で、アメリカの著名なチャートリストである Granville の投資法則を通じて広く普及した [57]。移動平均値は市場価格の動きを平均化し、滑らかにすることで、相場のトレンド傾向を見るのに役立つ。

$t$  日の株価を  $P_t$  とすると、 $t$  日における  $n$  日間移動平均値  $MA_t$  は次式で定義される。

$$MA_t = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} P_{t-j} \quad (3.12)$$

あるエージェントのニューラルネットワークの学習は以下のようにして行う。

1. すでに観測された学習の株価データを用意する。
2. 式 (3.12) により株価の移動平均値を求める。
3. 株価とその移動平均値より学習データの組を次のように用意する。

$$\vec{x} = (MA_{t-n}, \dots, MA_{t-1})^T \quad (3.13)$$

$$y^{output} = P_t \quad (3.14)$$

4. 3.2.2 節のアルゴリズムによってパラメータを更新する。

### 3.3.2 注文の決定

各エージェントは自分が予測した市場価格をもとに、リスク資産または無リスク資産をどれくらいの量で売買するという投資戦略を決定して、市場に注文を出す。

エージェントの投資戦略は、基本的には、リスク資産価格が上昇すると予想すれば買い注文を出し、下降すると予想すれば売り注文を出す。

ただし、投資戦略は数値実験を行うモデルごとに異なるので、詳細な定義は第 4 章から第 6 章それぞれで説明する。

表 3.1: 売買注文の例

買い手エージェント	注文量	価格 (円)	売り手エージェント	注文量
1	800	102		
2	1000	101		
		100	4	600
		99	5	800
3	1000	98	6	3000

### 3.3.3 保有資産量の更新

エージェントの注文はすべて市場に集められる．市場において取引が成立した場合，今期の市場価格とともに成立した売買量が市場から通知される．その結果に基づいてエージェントの資産量は更新される．

$t$  期の市場価格を  $P_t$ ，成立した取引高を  $O_{i,t}^*$  とする．エージェント  $i$  が  $t$  期に保有するリスク資産を  $S_{i,t}$ ，無リスク資産を  $M_{i,t}$  とする．これらは以下のようにして更新される．

- エージェントが買い注文を出した場合

$$S_{i,t} = S_{i,t-1} + O_{i,t}^* \quad (3.15)$$

$$M_{i,t} = M_{i,t-1} - P_t \times O_{i,t}^* \quad (3.16)$$

- エージェントが売り注文を出した場合

$$S_{i,t} = S_{i,t-1} - O_{i,t}^* \quad (3.17)$$

$$M_{i,t} = M_{i,t-1} + P_t \times O_{i,t}^* \quad (3.18)$$

## 3.4 市場の設計

### 3.4.1 市場価格の決定

実市場における市場価格の決定方法にはザラバ方式と板寄せ方式がある．

表 3.2: 売買取引の結果

買い手エージェント	注文量	価格 (円)	売り手エージェント	注文量
1	800	102		
2	1000	101		
		100	4	600→0
		99	5	800→400
3	1000→0	98	6	3000

ザラバ方式は、既に注文として出されている買い(売り)注文と、新たに発注された買い(売り)注文の値段が合致することで売買が成立する価格決定方法のことである [23]。この方法では、同じ値段の注文があった場合は、早く出された注文が優先されることになる。

板寄せ方式は、市場参加者全体の注文をすべて集めて、一番安い売り注文と一番高い買い注文から順番に売買成立させていき、残った売り注文の価格が残った買い注文の価格より高くなるまで次々に成立させていく方式である [58]。このとき、残った売り注文の価格が残った買い注文の価格より高くなる直前における価格を、この期における市場価格とする。

現実の市場では板寄せ方式とザラバ方式の両方が一般に用いられていること、また、人工市場モデルに関する既存研究において板寄せ方式を用いた研究が多いことから、本研究の人工市場では板寄せ方式を用いる。

板寄せ方式の例として、6人のエージェントが参加している市場を考える。各エージェントの売買価格と注文量が表 3.1 のようであると考え、このとき、買い手エージェントはエージェント 3 から 2,1 と、売り手エージェントはエージェント 4 から 5,6 と売買を行っていく。この場合では、エージェント 3 とエージェント 4,5 の間で何らかの売買が成立し、最終的には 99 円が市場価格となる。最終段階での、エージェントの注文の残りは表 3.2 のようになる。

### 3.4.2 取引高の通知

決定された市場価格と成立した取引高を各エージェントに通知し、各エージェントはリスク資産と無リスク資産をやりとりする。

表 3.2 の場合、エージェント 3, 4, 5 の間で取引が成立しているので、該当する以下の処

理を行う．

- エージェント 3 にリスク資産 1000 を譲渡して，それに相当する無リスク資産を受け取る．
- エージェント 4 からリスク資産 600 を受け取り，それに相当する無リスク資産を譲渡する．
- エージェント 5 からリスク資産 400 を受け取り，それに相当する無リスク資産を譲渡する．

## 第4章 投資家のフレーミング効果が株式市場 に与える影響の検討

### 4.1 フレーミング効果

人間はある争点を理解する際に、何らかの枠組み（フレーム）に基づいて理解する．同一の事象であっても、表現や状況の違いによってその心理的な解釈の枠（フレーム）が異なることがしばしば生じる．つまり、フレーミング効果とは、事象の示され方によって人の意思決定が変わることをいう [26]．簡単な例を少し挙げてみよう．

投資家にとって、配当とキャピタルゲインは全く異なる収入である [60]．伝統的ファイナンス理論では、完全資本市場を仮定したとき、配当を下げればその分だけキャピタルゲインが増えるので、投資家は配当政策に関して中立だと考えるが、現実の世界では人々はそのように考えない．配当というフレームとキャピタルゲインというフレームは異なるのである．配当はほぼ確実に手に入る収入であるが、キャピタルゲインはそうではないと考える．また、配当が少ないからといって元本である株式の一部を売却することは、元本を崩すということになり、全体の取り分に変更がなくても、元本の減少は投資家にとってマイナスのイメージとして受け取られる．このように、見方を変えると同じ収入でも異なって見えるのは、人間の心のなかでいくつかの勘定項目があって、それぞれが別々に評価されるからである [61]．

また、金融市場において、債券と株式を比べてどちらに投資するかを考えている投資家をあげることができる．このような投資家は、変動の大きい短期の株式リターンのデータだけを見たときよりも、債券よりも魅力的な長期の株式リターンのデータを見たときに、株式に多く投資することが報告されている [27]．

本章では、人工市場をマルチエージェントシステムとして構築し、投資家のフレーミング効果が市場に与える影響について検討する．まず、ニューラルネットワークを用いて株価を予測するエージェントを定義する．そして、実際の株価から求めた異なる期間の移動平均曲線を用いて、エージェントに株価予測式を学習させる．短期間と長期間の移動平均

曲線により学習したエージェントを比較し、定義したエージェントがフレーミング効果を表現できることを確認する。最後に、短期間と長期間の移動平均曲線により学習したエージェントの割合を変更した複数の人工市場においてシミュレーションを行い、人工市場と実市場の株価変動特性を比較し、フレーミング効果に従う投資家の市場変動への影響を検討する。

## 4.2 エージェントにおけるフレーミング効果の定義

エージェントは階層型ニューラルネットワークで定義された株価予測式を持ち、実際の株価データから学習させた株価の予測式を用いて次時点の市場価格を予測する。そして、予測した市場価格に基づき 4.4 節に述べるアルゴリズムに従って、株式の売買と注文量を決定し、市場取引を行う。

本章では金融市場に「短期的に見られる株価の激しい変動が、長期的な株価変動では目立たない」ことに着目し、このような異なる視点を株価の移動平均曲線の求め方で置き換える [62]。つまり、短期間移動平均曲線により学習する Agent1 と長期間移動平均曲線により学習する Agent2 という2種類のエージェントを定義する。短期間移動平均は5日移動平均曲線をとる、長期間移動平均は30日移動平均曲線をとる。

## 4.3 エージェントの株価予測式

エージェント Agent1 と Agent2 は、それぞれ短期間または長期間の移動平均曲線により、将来の株価予測式を学習する。そして、過去一定期間の市場価格をもとに、次時点での市場価格を予想する。

ここで、3.2.1 節で定義した図 3.9 に示した3層構造を持つニューラルネットワークを用いて、エージェントの株価予測方式を定義する。3.2.1 節の式 (3.4) から (3.6) を用いて、Agent1 と Agent2 はそれぞれ一定期間の短期間または長期間の株価移動平均値を入力値  $\vec{x}$  として入力層へ受け、株価予測値を出力する。そして、エージェント  $i$  が持つニューラルネットワークの出力  $y^{output}$  をエージェント  $i$  の予測市場価格  $\overline{P_{i,t}}$  とする。つまり、

$$\overline{P_{i,t}} = y^{output} \quad (4.1)$$

## 4.4 エージェントの注文決定

各エージェントは自分が予測した市場価格をもとに，リスク資産または無リスク資産の売買判断，売買量を決定して，市場取引に参加する．

エージェント  $i$  は自分が予想した今期の市場価格の予測値  $\overline{P}_{i,t}$  を用いて，売買戦略を決定する．エージェントは，予測した市場価格からリスク資産が上昇すると予測すれば買い，下降すると予測すれば売る．このときの注文量は，以下のようにして決定する．

- エージェント  $i$  は次タイムステップにおいてリスク資産が上昇すると予想される場合は，買い注文を出し，その買い注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める．

$$O_{i,t} = \frac{M_{i,t-1}}{\overline{P}_{i,t}} \times \frac{\overline{P}_{i,t} - P_{t-1}}{P_{t-1}} \times \alpha_{frm} \quad (4.2)$$

- エージェント  $i$  は次タイムステップにおいてリスク資産が下降すると予想される場合は，売り注文を出し，その売り注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める．

$$O_{i,t} = S_{i,t-1} \times \frac{P_{t-1} - \overline{P}_{i,t}}{P_{t-1}} \times \alpha_{frm} \quad (4.3)$$

ここで，各パラメータは以下のことを示す．

$\overline{P}_{i,t}$  : エージェント  $i$  が予想した今期市場価格の予測値

$P_{t-1}$  : 前期の市場価格

$O_{i,t}$  : エージェント  $i$  の注文量

$M_{i,t-1}$  : 現時点エージェント  $i$  が保有している無リスク資産量

$S_{i,t-1}$  : 現時点エージェント  $i$  が保有しているリスク資産量

$\alpha_{frm}$  : 係数  $0 < \alpha_{frm} < 1$

各エージェントが自分予測した市場価格と決定した注文量を用いて，市場取引に参加する．市場には板寄せ方式で新しい市場価格を生成し，市場で取引成立したエージェントが成立した取引量と決定された今期市場価格によって，3.3.3 節で定義した方式で自分が持つ資産量を更新する．

## 4.5 解析例

### 4.5.1 解析例 1

階層型ニューラルネットワークを用いて株価を予測するエージェントを定義する．エージェントは短期間移動平均として 5 日移動平均曲線を，長期間移動平均として 30 日移動平

均曲線をとって株価予測式を学習する．そして，短期間と長期間の移動平均曲線により学習したエージェントの予測行動を比較し，定義したエージェントの予測行動がフレーミング効果を表現しているかどうか検討する．

シミュレーションのパラメータを以下のように与え，上昇トレンドと下降トレンドについてシミュレーションを行う．

- 学習回数：5000 回
- 学習率：0.6
- 入力層ニューロン数：10 個
- 中間層ニューロン数：20 個
- 出力層ニューロン数：1 個
- 学習データ：200 日間
- 予測期間：100 日間

#### 上昇トレンドの株価の場合

学習とシミュレーションに用いる実際の株価データ (アメリカの APPLE 社 2004.4 ~ 2005.5) を図 4.1 に示す．この株価データは，短期的には上下変動を伴うが，長期的には上昇するトレンドを示している．横軸はある基準日から数えた経過日数を，縦軸は株価を示している．

図 4.1 に示したデータにおいて，最初の 200 日分のデータをニューラルネットワークの学習に用い，残りのデータを学習したニューラルネットワークの予測に用いる．短期間移動平均曲線によって学習した Agent1 と長期間移動平均曲線によって学習した Agent2 の株価予測値を図 4.2 に示す．ラベル Real price, Agent1, Agent2 は，それぞれ株価の実際の変動，5 日移動平均曲線と 30 日移動平均曲線を用いて学習したエージェントによる予測値を示す．これより，5 日移動平均曲線を用いて学習した Agent1 の予測値は，30 日移動平均曲線を用いた Agent2 より実際の株価に対する予測株価のずれが大きいことがわかる．これはちょうど，実際の市場において投資家が株式の短期的な変化と長期的な変化のいずれかだけを見て判断するとき，短期的なデータでは株価変動の大きさを強く意識するというフレーミング効果を表現していると考えられる．



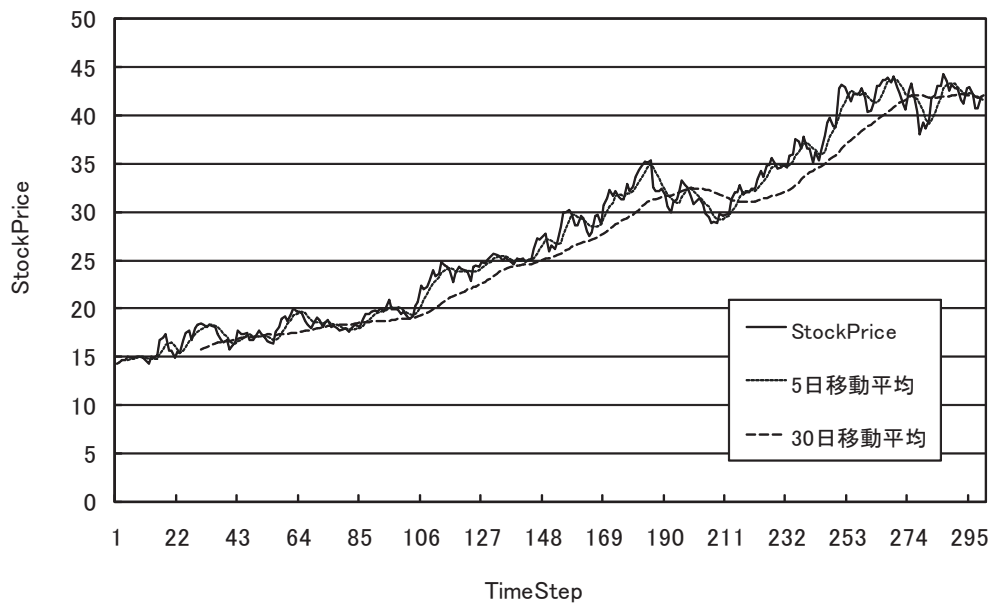


図 4.1: 上昇トレンドの株価データ

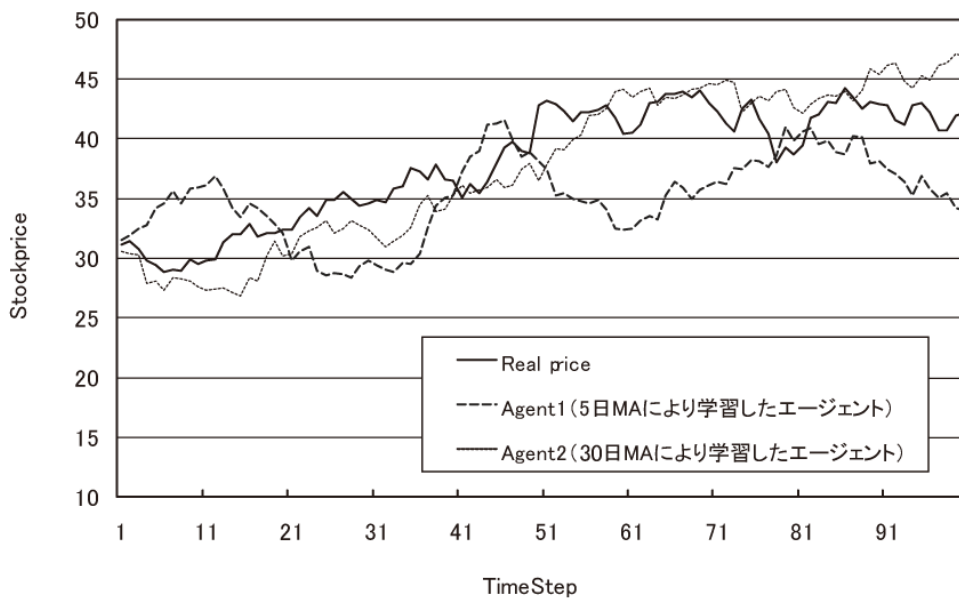


図 4.2: エージェントの株価予測値 (上昇トレンドの株価の場合)

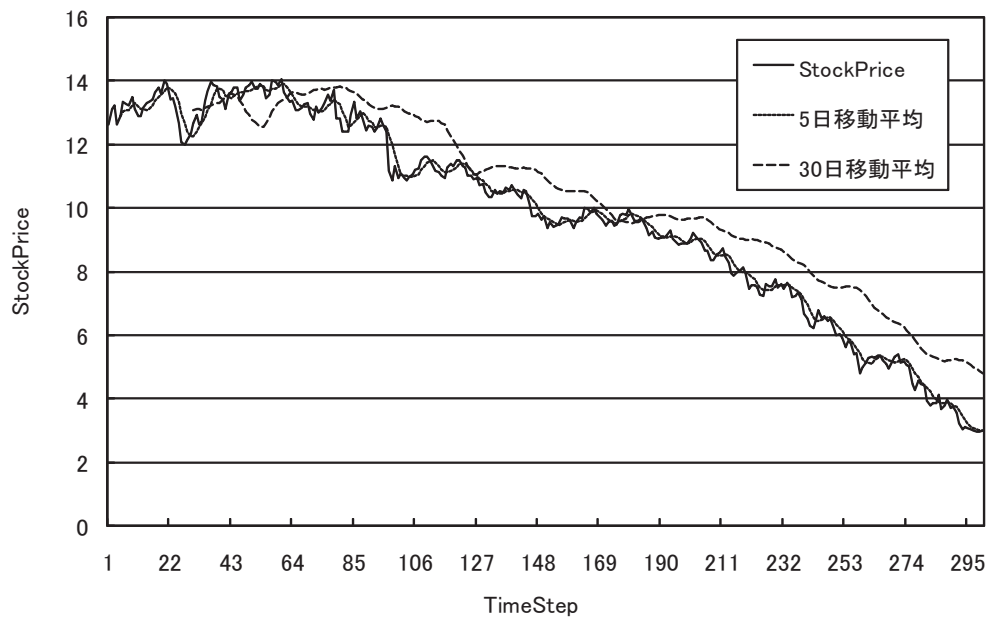


図 4.3: 下降トレンドの株価データ

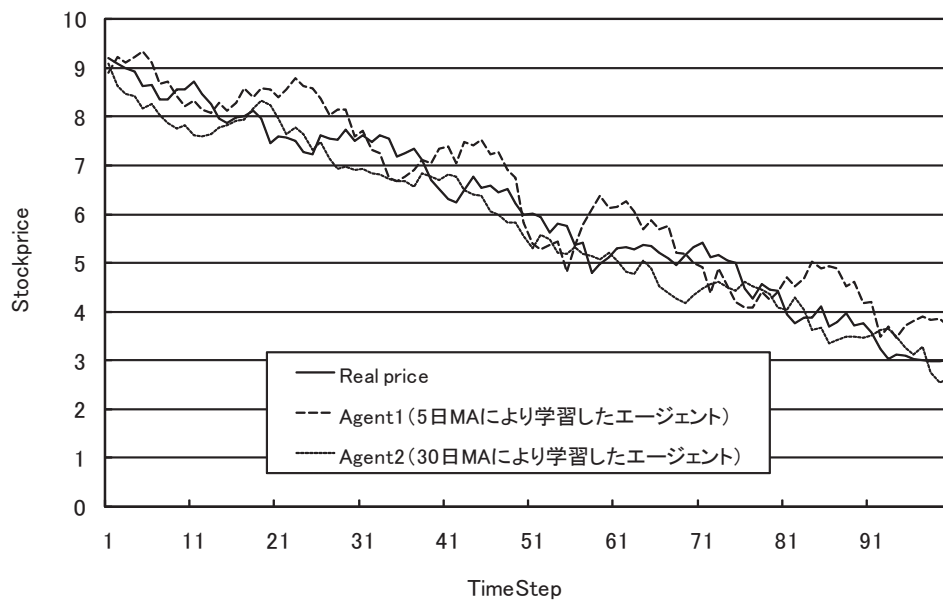


図 4.4: エージェントの株価予測値 (下降トレンドの株価の場合)

表 4.1: 人工市場のエージェント割合

Artificial Market	Agent1	Agent2
Market 1	100%	0%
Market 2	75%	25%
Market 3	50%	50%
Market 4	25%	75%
Market 5	0%	100%

#### 下降トレンドの株価の場合

下降トレンドのデータはアメリカの YAHOO 社 2002.8 ~ 2003.9 の株価データを用いる。図 4.3 に示す下降するトレンドの場合について、上昇するトレンドの場合と同じ条件でシミュレーションを行う。

Agent1 と Agent2 によって予測させた株価と、実際の株価の変動を図 4.4 に示す。ここで、横軸には、ある基準日から数えた経過日数を、縦軸には株価をとる。ラベル Real price, Agent1, Agent2 は、それぞれ株価の実際の変動、5 日移動平均曲線と 30 日移動平均曲線を用いて学習したエージェントによる予測値を示す。上昇トレンドの株価の場合と同様に、この場合 5 日移動平均曲線を用いて学習した Agent1 の予測値は、30 日移動平均曲線を用いた Agent2 より予測値の上下変動が大きいことがわかる。これはちょうど、実際の市場において投資家が株式の短期的な変化と長期的な変化のいずれかだけを見て判断するときに、短期的なデータでは株価変動の大きさを強く意識するというフレーミング効果を表現していると考えられる [63]。

#### 4.5.2 解析例 2

Agent1 と Agent2 が同時に存在する市場において、両者の割合を変更してシミュレーションを行い、人工市場と実市場の株価変動特性を比較する。

シミュレーションのパラメータを以下のように与える。

- エージェント数：100
- エージェント種類：Agent1, Agent2
- 資産：無リスク資産（金）とリスク資産（株）

- エージェント初期保有資産量：無リスク資産 10,000,000 円，リスク資産 1,000,000 株
- 取引期間：100 日間

また，シミュレーションを行う 5 つの人工市場における 5 日移動平均曲線によって学習したエージェント Agent1 と 30 日移動平均曲線によって学習したエージェント Agent2 の割合は表 4.1 のようである．

#### 株価変化率の比較

構築した 5 つの市場の市場価格と株価変化率を図 4.5 から図 4.9 に示す．ここで，株価変化率を式 (4.4) で定義する．

$$\text{株価変化率} = \frac{\text{当日の終値} - \text{前日の終値}}{\text{前日の終値}} \times 100(\%) \quad (4.4)$$

グラフから，市場 1 が最も市場価格の変動幅が大きく，市場 5 が最も小さいことがわかる．市場 1 から市場 5 に向かって，エージェント総数における Agent1 の割合は減少している．このことより，短期的な変動に影響を受ける Agent1 の個体数が多いほど，市場価格の変動が大きくなると考えられる．実際の市場においては，非常に短い周期で株の売買を繰り返して利益を確定しながらもうける個人の投資家がみられる．Agent1 は，そのような投資家を表現しているといえる．これに対して，Agent2 は，長期的な変動を見ながら投資を行うので，長期的なトレンドが上昇にあることを意識して売買することになり，結果として Agent2 の個体数が多いほど，市場価格の変動が安定状態となったと考えられる．また，Agent1 の個体数が多いほど，株価変動における上下変動の頻度が大きくなっている．これは，比較的似通った株価予測をするエージェントが多いときに生じることが多い．それは，株価予測が似ていると，次の投資行動が似通ってしまうため，同じタイミングで同じ行動をとった結果，大きな上昇と下降を繰り返していると考えられる．

#### 株価変化率の頻度分布

現実の株式市場における株価変化率の統計分析結果によれば，株価変化率の頻度分布は正規分布よりも中央が鋭く，裾が広い性質を持っていることがよく知られている [64, 65]．そこで，5 つの人工市場について株価変化率を調査する．

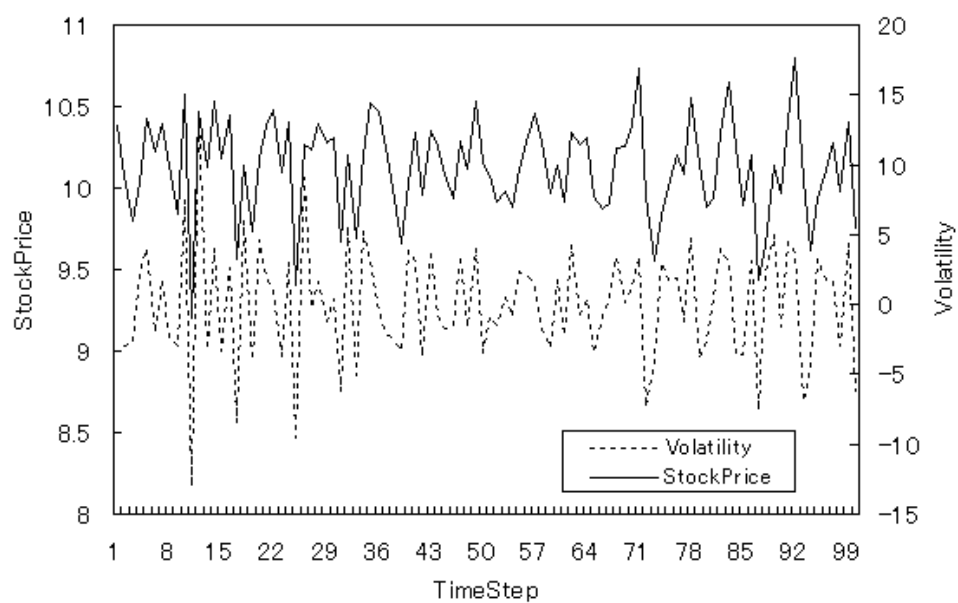


図 4.5: 市場 1 の株価と株価変化率

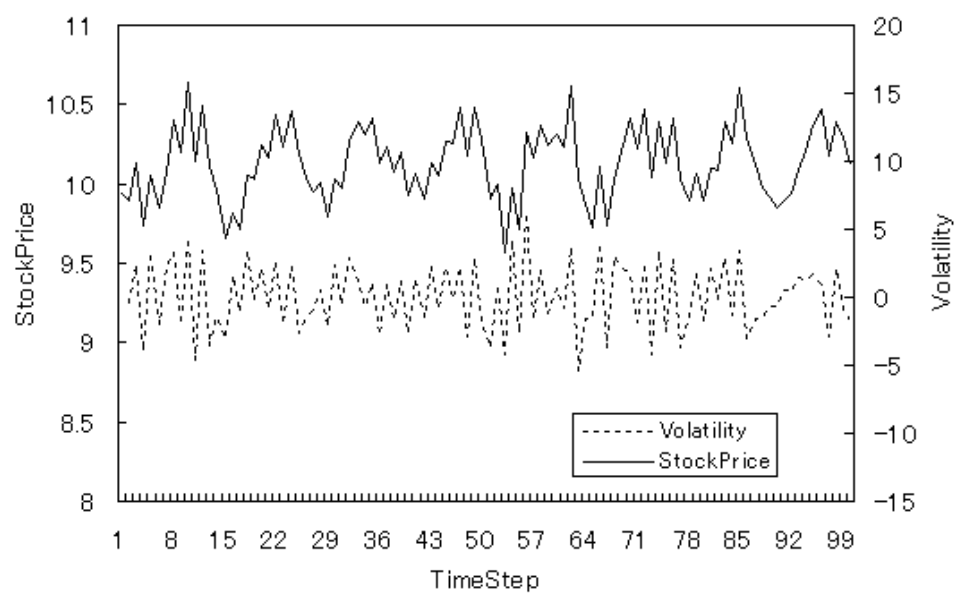


図 4.6: 市場 2 の株価と株価変化率

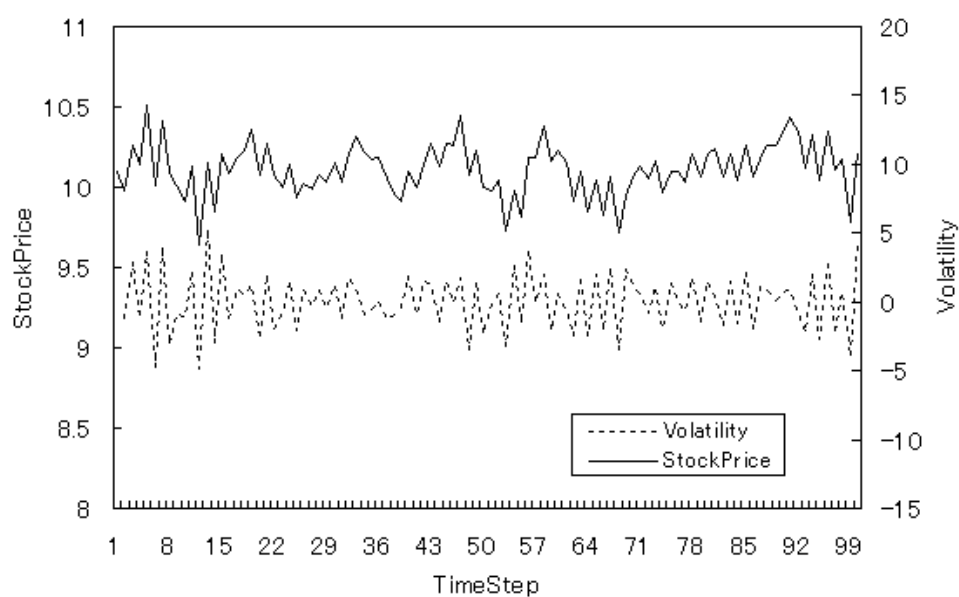


図 4.7: 市場 3 の株価と株価変化率

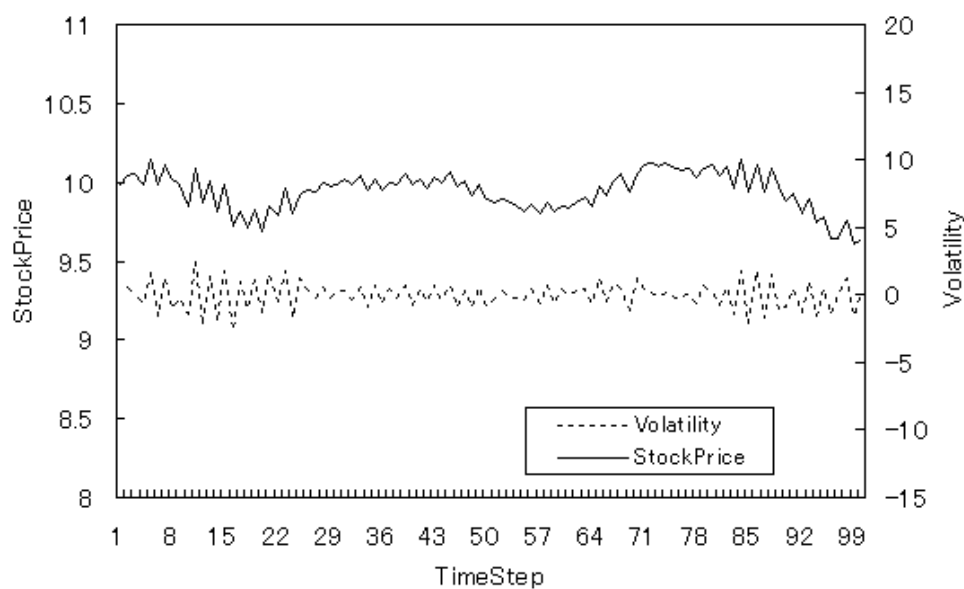


図 4.8: 市場 4 の株価と株価変化率

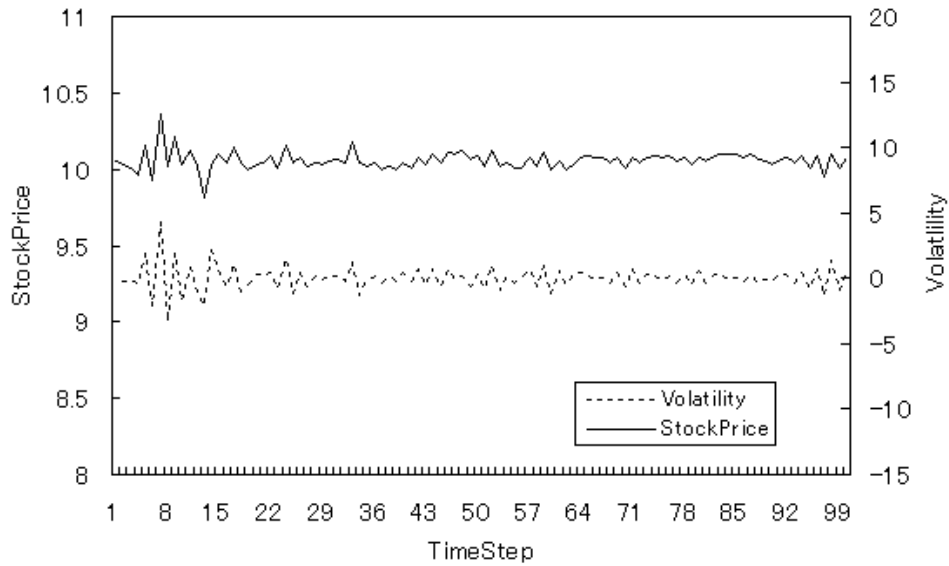


図 4.9: 市場 5 の株価と株価変化率

5つの市場における株価変化率の頻度分布を図 4.10 から図 4.14 に示す．ここで，横軸には株価変化率を，縦軸には頻度を示す．

実市場の株価変化率における自己相関係数 (SSC)，株価変化率の標準偏差 ( $\sigma$ )， $1\sigma$  内の確率 (Probability of Return in 1 sigma: PRi1S) について表 4.2 のような特徴があることが示されている [12, 66]．そこで，構成した 5 つの市場についてこれらのパラメータを評価した結果を表 4.3 に示す．この結果を見ると，株価変化率における自己相関係数 (SSC) はすべての市場で実市場と一致していない．一方，株価変化率の標準偏差  $\sigma$  は市場 3, 4, 5 の値が実際市場の範囲内に収まる．また， $1\sigma$  内の確率 (PRi1S) については市場 3, 4 が一致し，市場 5 が近い値を示している．このことより，30 日移動平均曲線によって学習する Agent2 の割合が 75% の市場では，実市場に近い特徴を示しているといえるが，外れているパラメータについては今後一層の検討が必要である．

## 4.6 まとめ

本章では，行動ファイナンス理論で考慮される心理バイアスの中からフレーミング効果を取り上げ，マルチエージェントシステムとして構築した人工市場におけるシミュレーションによって，金融市場における投資家にみられるフレーミング効果の影響について検討し

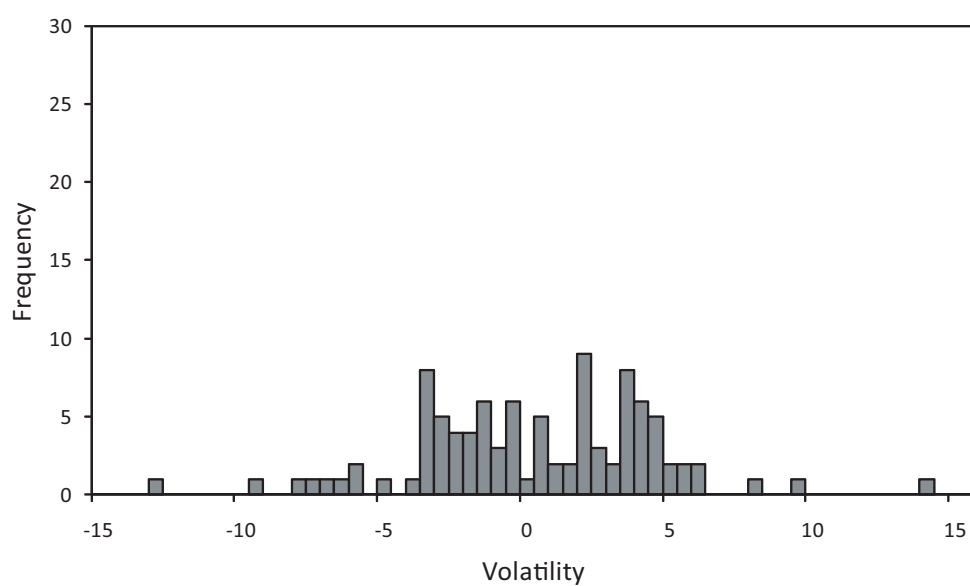


図 4.10: 市場 1 の株価変化率の頻度分布

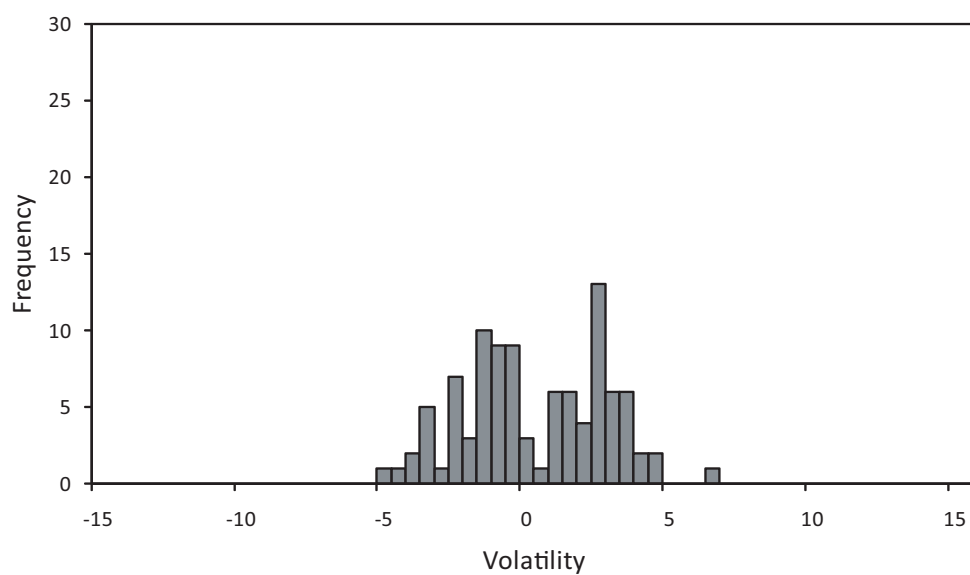


図 4.11: 市場 2 の株価変化率の頻度分布



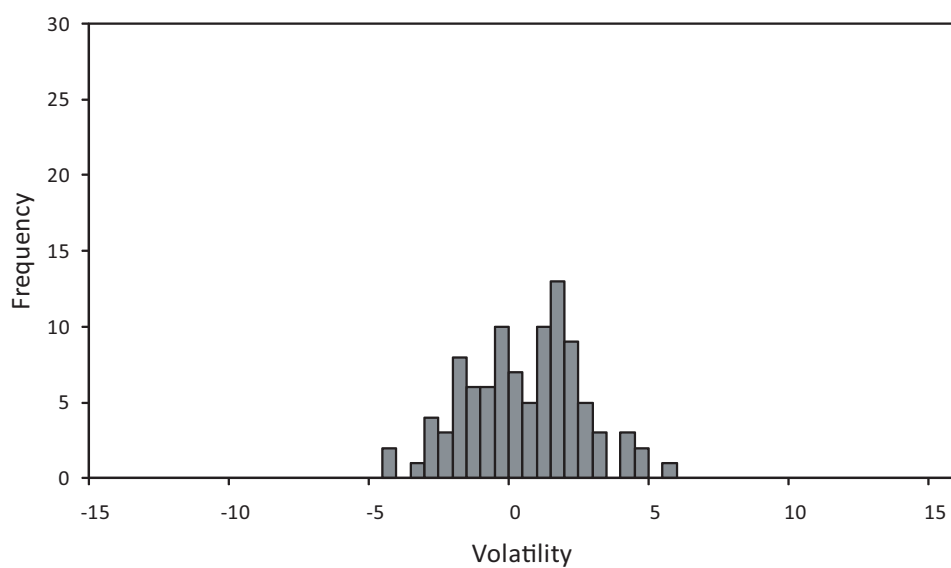


図 4.12: 市場 3 の株価変化率の頻度分布

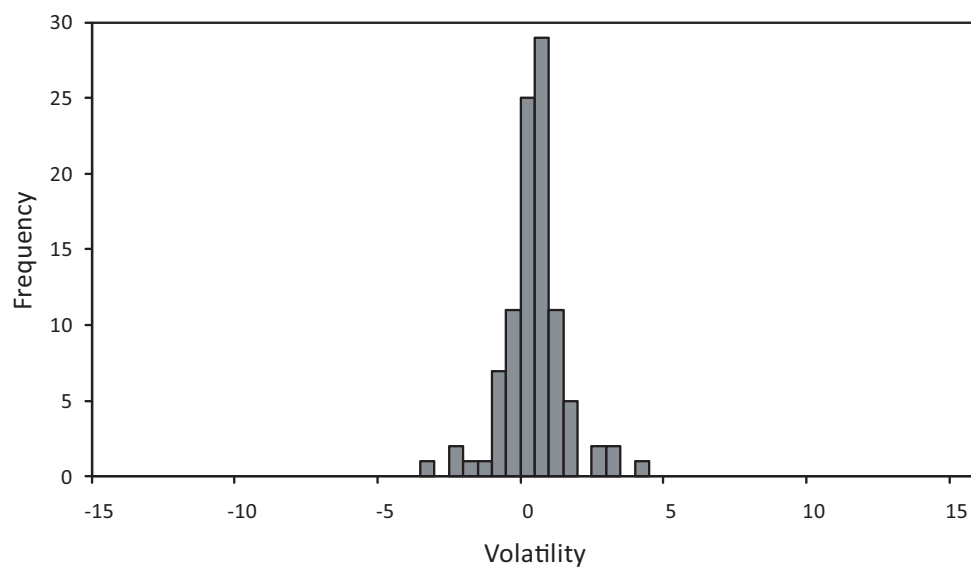


図 4.13: 市場 4 の株価変化率の頻度分布

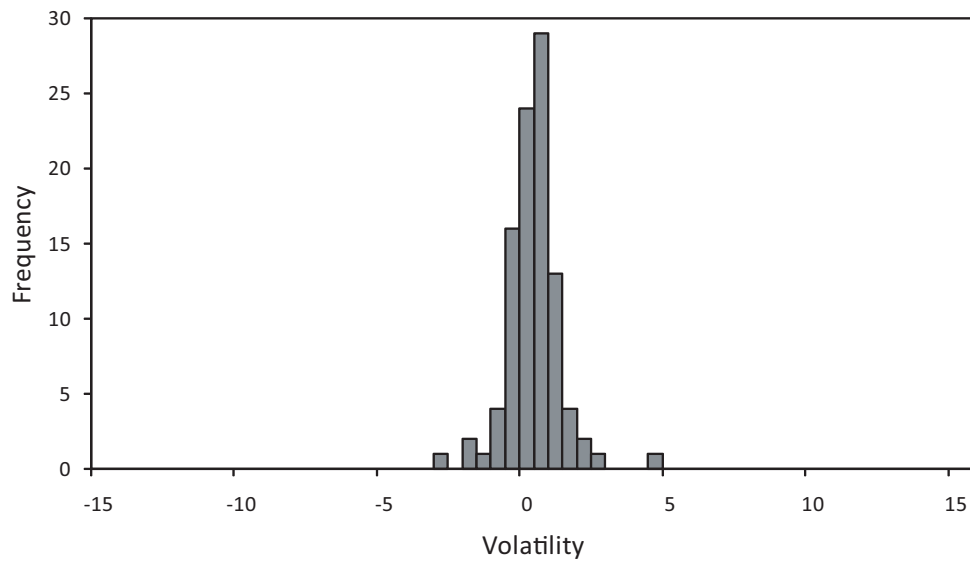


図 4.14: 市場 5 の株価変化率の頻度分布

表 4.2: 実市場におけるパラメータの値

Parameter	Real Market
SSC	0.05-0.10
$\sigma$	0.010-0.015
PRi1S	0.75-0.80

表 4.3: 人工市場におけるパラメータの値

Parameter	Artificial Market				
	1	2	3	4	5
SSC	0.60	0.47	0.35	0.21	0.02
$\sigma$	0.009	0.008	0.013	0.012	0.011
PRi1S	0.42	0.67	0.78	0.75	0.74

た．エージェントはニューラルネットワークで定義された将来の株価の予測式を有している．短期間または長期間の移動平均曲線によって表現された株価変動によって予測式を学習する．短期間と長期間の移動平均曲線により学習したエージェントの予測行動を比較した結果，短期間移動平均曲線を用いて学習したエージェントの予測値は，長期間移動平均曲線を用いたエージェントより予測値の上下変動が大きいことがわかった．この結果は，実際の市場において投資家が市場の短期的な変化と長期的な変化のいずれかだけを見て判断するときに，短期的なデータでは価格変動の大きさを強く意識するというフレーミング効果を表現していると考えられる．

次に，短期間と長期間の移動平均曲線によって学習した２種類のエージェントの割合を変化させた５つの人工市場において，株価変化率の分布を実際の株式市場と比較した．その結果，長期間移動平均曲線によって学習するエージェントの割合が 75% の市場では，形成された人工市場が実際の市場に近いことがわかった．東京証券取引所の調査によれば，株式に投資する投資家の中，個人投資家の比率が約 24%，日本機関投資家（投資信託，金融法人，事業法人）や外国機関投資家の比率が約 76% と報告されている．機関投資家が長期的な運用を好むのに対して，個人投資家は短期売買を中心とする傾向がある [8]．これは本研究で構築した人工市場モデルで行われたシミュレーションの解析結果に近いと考えられる．



## 第5章 投資家におけるアンカーリング効果が 株式市場に与える影響の検討

### 5.1 アンカーリング効果

行動ファイナンス理論において投資家の心理バイアスの一つに挙げられている現象に「アンカーリング効果」がある。アンカーリング効果とは「アンカー（自分の知っている物事や数字，参照値）に基づいての推定が，意思決定の結果に大きな影響を与える」ことである [28] 。

アンカーリング効果は日常生活の多くの場面でみられる。例えば，「通常 10,000 円のところ，今なら特別価格 6,800 円でご提供！」などのポップ表示を見て，すぐに興味をひかれたといった経験はよくある。この場合，先に 10,000 円という情報を与えておいて，その情報を基にして考えさせるというテクニックである。最初から 6,800 円の値札を見れば，それほどお買い得とは思わないが，元値の 10,000 円を二重線などで消し，新しい値段をつけることでお買い得感が植え付けられることになる [67] 。

アンカーリング効果は金融市場では多くの場面で重要な役割を担っている。株式投資におけるアンカーリングといえは，投資家がよく株を購入した価格にこだわり，そこを基準にして投資判断をすることがよく知られている。投資家は自分が買った株が「10% 下がったらロスカットする」，「20% 上がったなら利益確定する」のような考えで株式売買を行う。これは自分が買ったときの株価をアンカーにして考えていることを示している [70, 71] 。

本章では，市場参加者のアンカーリング効果が株価変動に与える影響について検討する。

### 5.2 エージェントにおけるアンカーリング効果の定義

エージェントは階層型ニューラルネットワークで定義された株価予測式を持ち，その予測式に過去  $n$  ( $10 \leq n \leq 20$ ) 期間の移動平均曲線を入力として与えて，次時点の市場価格を予測する。その後，エージェントは外部情報にアンカーリングして予測株価を修正する [74] 。

階層型ニューラルネットワークから求めたエージェント  $i$  の予想株価を  $\overline{P_{i,t}^{NN}}$  , 外部情報による株価を  $X$  , このエージェントのアンカーリング係数  $\beta_{i,t}$  ( $0 \leq \beta_{i,t} \leq 1$ ) とする . このとき , エージェントの実際の注文価格  $\overline{P_{i,t}}$  は次式で与えられる .

$$\overline{P_{i,t}} = \beta_{i,t} \times \overline{P_{i,t}^{NN}} + (1 - \beta_{i,t}) \times X \quad (5.1)$$

式 (5.1) において ,  $\beta_{i,t} = 1$  のエージェントでは注文価格は予想価格に ,  $\beta_{i,t} = 0$  のエージェントでは注文価格は外部情報から得られた価格に等しくなる . したがって ,  $\beta_{i,t} = 0$  の場合 , アンカーリング効果がないことを意味する .

数値解析例では , 次の2種類のエージェントを定義している .

- TypeA : アンカーリング係数  $\beta_{i,t}$  が次式で変化するエージェント

$$\beta_{i,t} = \beta_{i,t-1} - 0.01 \quad (5.2)$$

- TypeB : アンカーリング係数  $\beta_{i,t}$  が次式で変化するエージェント

$$\beta_{i,t} = \beta_{i,t-1} - 0.1 \quad (5.3)$$

TypeA は新しい情報を得る速度が遅く , TypeB は新しい情報を得る速度が速い . つまり , TypeA は TypeB よりもアンカーリング効果が強いことになる .

なお , シミュレーション開始時点のタイムステップでは , エージェントが過去のデータだけから株価予測するので  $\beta_{i,0} = 1$  とする .

### 5.3 エージェントの注文決定

各エージェントはアンカーリング効果により修正された注文価格をもとに , リスク資産または無リスク資産をどれくらいの量を売買するかという投資戦略を決定して , 市場取引に参加する .

エージェント  $i$  は自己の注文価格  $\overline{P_{i,t}}$  と前期の移動平均値  $MA_{i,t-1}$  を比較することにより売買戦略を決定する . エージェントは , 修正された注文価格からリスク資産が上昇すると予測すれば買い , 下降すると予測すれば売る . このときの注文量は , 以下のように決定する .

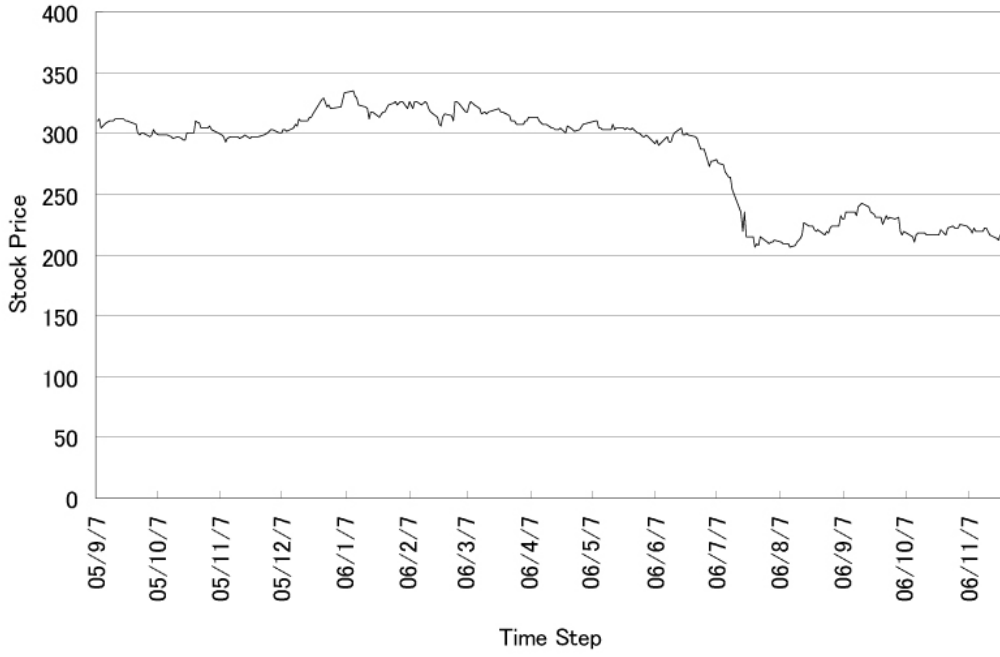


図 5.1: Japan Airlines の株価変動

- エージェント  $i$  はリスク資産が上昇すると予想される場合は、その買い注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める。

$$O_{i,t} = \frac{M_{i,t-1}}{\overline{P}_{i,t}} \times \frac{\overline{P}_{i,t} - MA_{i,t-1}}{MA_{i,t-1}} \quad (5.4)$$

- エージェント  $i$  はリスク資産が下降すると予想される場合は、その売り注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める。

$$O_{i,t} = S_{i,t-1} \times \frac{MA_{i,t-1} - \overline{P}_{i,t}}{MA_{i,t-1}} \quad (5.5)$$

ここで、各パラメータは以下のことを示す。

$\overline{P}_{i,t}$ :	アンカーリング効果により修正された注文価格
$MA_{i,t-1}$ :	前期の移動平均値
$O_{i,t}$ :	エージェント $i$ の注文量
$M_{i,t-1}$ :	現時点エージェント $i$ が保有している無リスク資産量
$S_{i,t-1}$ :	現時点エージェント $i$ が保有しているリスク資産量

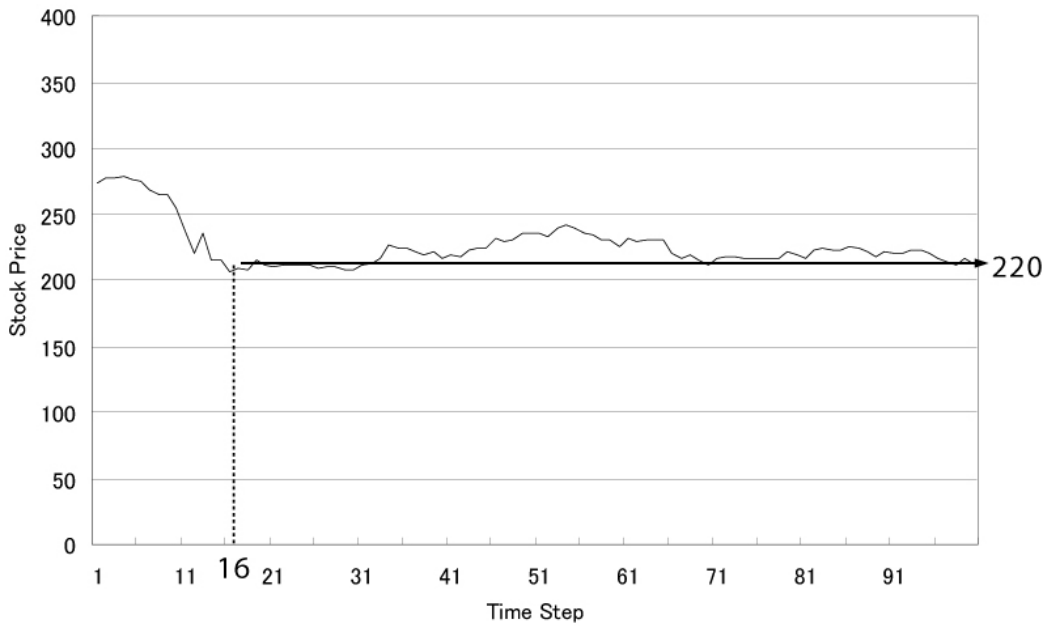


図 5.2: 2006 年 7 月 3 日から 2006 年 11 月 24 日までの 100 日間の株価変動

## 5.4 解析例

### 5.4.1 シミュレーションの設定

2006 年 7 月 3 日に株式新聞社から「JAL が値下がり率上位に、7 億株の公募増資発表を嫌気、株主価値希薄化で既存株主軽視とも」というニュースが出された [75]。図 5.1 はこの時点前後の JAL 株価の推移である。このニュースが出る以前の株価は大きな変動が少なく 300 円程度に安定しているといえるが、ニュースが出た日から株価は断続的に下落の傾向を見せ、その後 220 円前後で大きな変動も無く安定している。2006 年 7 月 3 日に投資家はニュースからの影響を受け、投資行動をした結果株価が下落したと考えられる。もし投資家が合理的で、全員 7 月 3 日のニュースを正確に捉えていたならば、JAL の株価はニュースが出た日からすぐに暴落するはずである。しかし、JAL の株価が 300 円程度から 220 円前後に落ちていくのに約 1 ヶ月もかかっている。これは、投資家が過去の株価にアンカーリングしたためと考えられる。そこで、図 5.1 の JAL 株価を対象データとして用いて、アンカーリング効果の検証を行う。

この JAL 株価のうち、学習には 2005 年 9 月 7 日から 2006 年 6 月 30 日までの 200 日間データを、取引には 2006 年 7 月 3 日から 2006 年 11 月 24 日までの 100 日間データを用い



る．実際の取引の 100 日間の市場価格から，外部情報から得る値を推測する．これを図 5.2 に示す．図 5.2 から，下落は 16 期まででそれ以降は安定した価格の変動をしていることがわかる．これより，16 期から 100 期までの株価の平均 220 が外部情報から得た値と推測されるので  $X = 220$  とする．

シミュレーションのパラメータを以下のように与える．

- エージェント数：100
- 資産：無リスク資産（金）とリスク資産（株）2 種類
- エージェントの初期保有資産量：無リスク資産： 初期市場価格  $\times$  初期リスク資産量，  
リスク資産： 1000
- 取引期間：100 日間
- 学習期間：200 日間
- $X = 220$

#### 5.4.2 解析例 1

エージェントのアンカーリング係数をタイムステップに応じて変化させる．2 種類のアンカーリング係数の変化速度の違うエージェントを作成し，それぞれのエージェントだけの市場を構築する．アンカーリング係数の変化速度が異なる市場の傾向を比較する．

以下の 2 つの市場を比較する．

- Market1：TypeA のエージェント 100 体だけからなる市場
- Market2：TypeB のエージェント 100 体だけからなる市場

2 つの市場での市場価格の推移を図 5.3 に示す．TypeA のエージェントはアンカーに固執し続けるため，TypeA だけの Market1 では徐々に価格が下落している．それに対して，TypeB のエージェントは早めに外部情報を捉えるので，TypeB だけの Market2 では，TypeA だけの Market1 よりも早い段階で株価が下落している．

Market1，Market2 におけるすべてのエージェントの注文価格の変化を図 5.4 と図 5.5 に示す．図 5.4 から，Market1 ではエージェントごとの注文価格の差が時間を経るにつれ小さくなっていることがわかる．これに対して図 5.5 からわかるように，Market2 ではエージェントごとの注文価格が早い段階で外部情報の値付近に収束している．

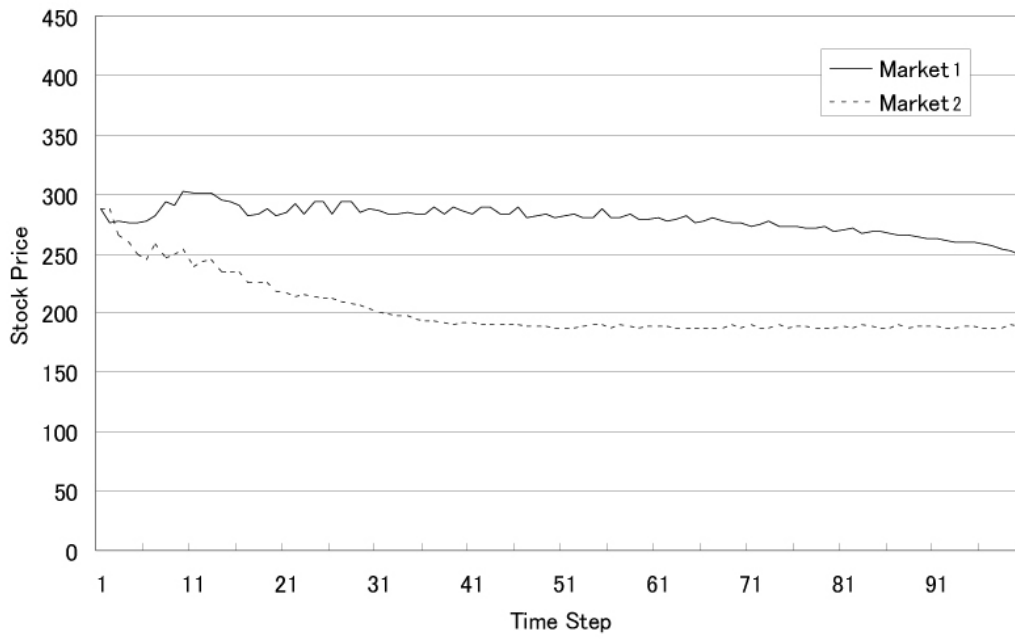


図 5.3: 生成した市場価格の推移

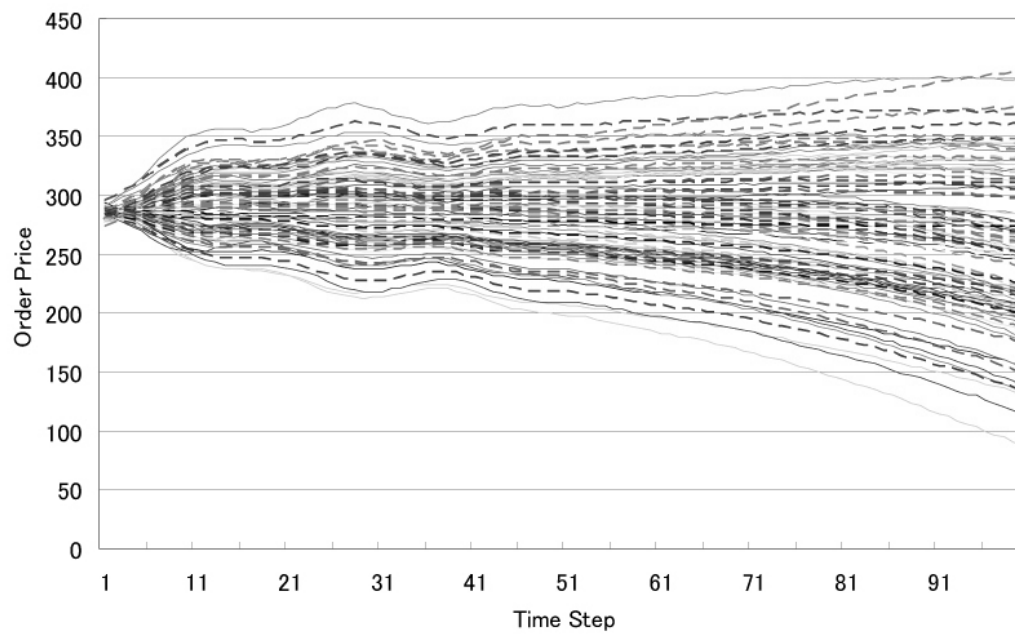


図 5.4: Market1 における TypeA エージェントの注文価格の推移

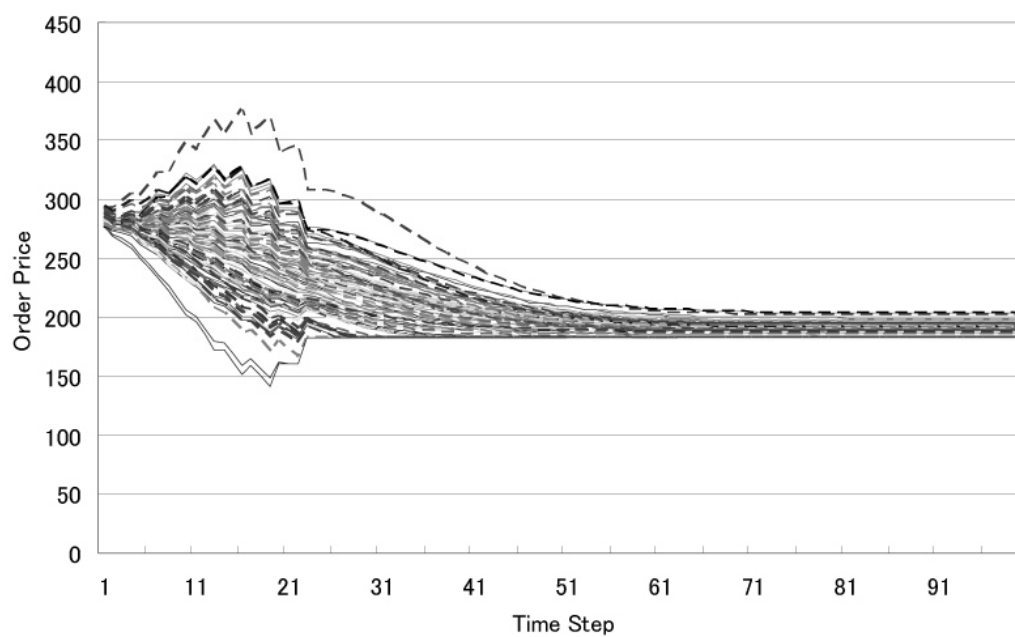


図 5.5: Market2 における TypeB エージェントの注文価格の推移

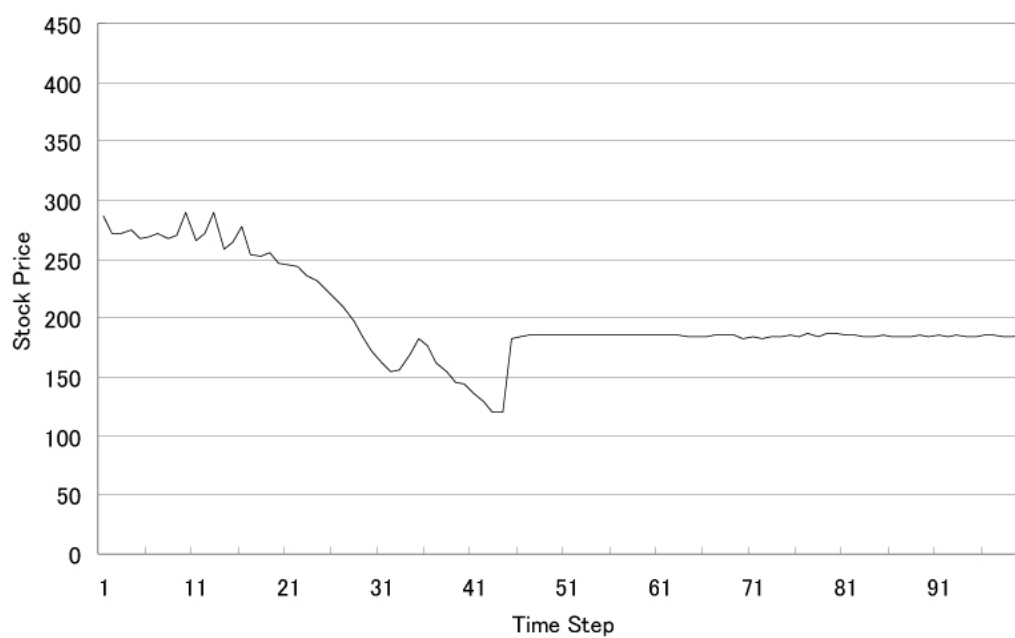


図 5.6: Market3 での市場価格の推移

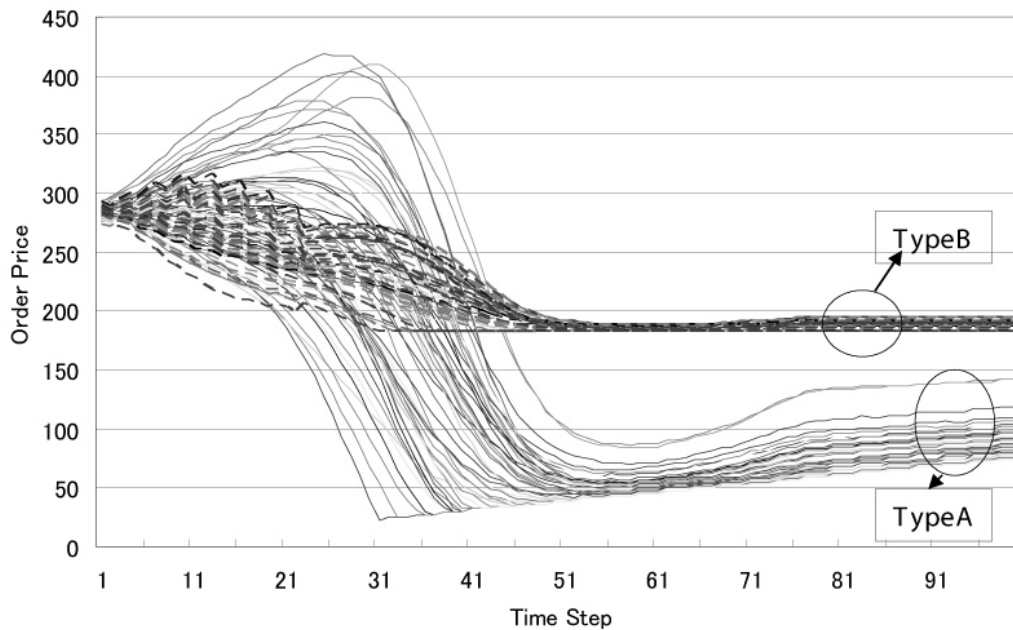


図 5.7: Market3 における TypeA と TypeB エージェントの注文価格の推移

#### 5.4.3 解析例 2

TypeA と TypeB の 2 種類のエージェントが同時に存在する市場 Market3 において、価格変動や資産の増減を分析する。Market3 は次のように定義される。

- Market3 : TypeA エージェント 50 体, TypeB エージェント 50 体

マーケットにおける市場価格の推移を図 5.6 に示す。図 5.6 から、生成した市場価格が 40 期ぐらいまで下落を続け、それ以降は外部情報の価格で安定していることがわかる。

各エージェントの注文価格の推移を図 5.7 に示す。TypeA のエージェントは学習から得た予測式をすぐに修正できないため、市場価格の下落に過敏に反応し注文価格を突然下げている。それに対して、TypeB のエージェントは新しい情報から早めに修正するため注文価格は比較的安定的に推移している。

Market3 内の TypeB エージェントのふるまいが Market2 の TypeB のエージェントのそれと似ているのに対し、Market3 内の TypeA エージェントのふるまいが Market1 の TypeB のエージェントのそれと大きく異なる理由は次のように想像される。Market3 では、TypeB エージェントのほうが予測価格が早く新しい価格に推移する。そのために、TypeB エージェントは株価の売り注文を出していくことになる。TypeA エージェントは、最初のうちは株

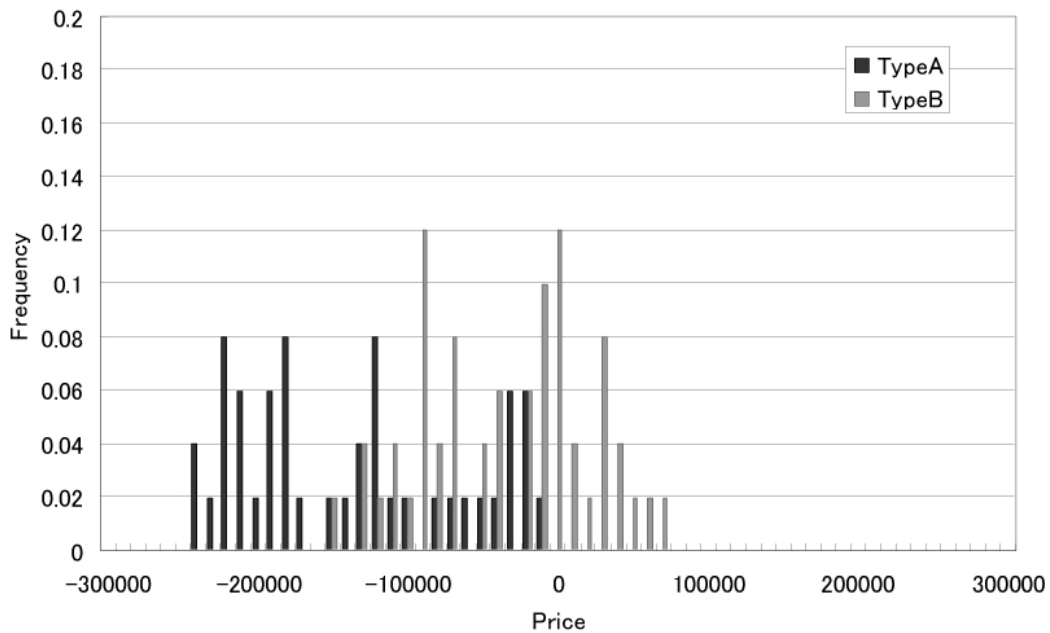


図 5.8: Market3 における TypeA と TypeB エージェントの資産分布

価が上がると考えて買い注文を出すので TypeB エージェントの売り注文を購入していくことになる。しかし、どこかで TypeB エージェントが手持ちの株を全て売ってしまうと、買い注文を出す TypeA エージェントの間で取引が成立しなくなり、株価が急激に下がる。その結果、図 5.7 のような株価変動を示していると思われる。

次に、TypeA と TypeB2 種類のエージェントの総資産分布を調べる。アンカーリング係数の変化速度が遅い TypeA エージェントと変化速度が速い TypeB エージェントの総資産の推移を図 5.8 に示す。図 5.8 から、得られた市場下落情報から早い段階で自分の予測値を修正できたエージェントは資産の減少を抑えることができたのに対して、過去の市場動向に固執し続けたエージェントでは、資産の減少が大きかったことがわかった。これは、実市場において過去の価格に固着し、得られた外部情報に十分を重視しない投資家が迅速に損切りできない現象と一致していると考えられる [29, 72]。

## 5.5 まとめ

本研究では、行動ファイナンス理論において重要な役割を持つ認知バイアスの一つであるアンカーリング効果を取り上げた。マルチエージェント人工市場を用いたアプローチに

よって、このバイアスが市場に与える影響を検討した。シミュレーションでは、市場価格や注文価格の推移の特徴、エージェントの資産変動分布に着目して解析を行った。

市場取引時に外部情報によって注文価格を修正するようなエージェントを定義し、予想価格の修正が速いエージェントと遅いエージェントからなる市場についてシミュレーションを行った。シミュレーション結果から、アンカーリング係数がゆっくり変化する市場では新しい情報が示す価格に徐々に近づくのに対して、アンカーリング係数が速く変化する市場は、早い段階で新しい価格を認識することを確認した。また、予想価格の修正が速いエージェントと遅いエージェントを同数含む市場では、予想価格の修正が速いエージェントではなめらかに予想価格を修正できるのに対して、遅いエージェントでは市場価格の下落に過敏に反応し注文価格を突然下げる傾向が見られた。そして、総資産の比較より、予想価格の修正が遅いエージェントでは資産の減少が大きく、大きな損失を被っていることがわかった。

## 第6章 投資家における自信過剰が株式市場に与える影響の検討

### 6.1 自信過剰

自信過剰は行動ファイナンス理論における心理的バイアスの一種である。心理学の分野では自信過剰を「自分の知識を過大評価し、リスクを過小評価する」とことと解釈されている [30]。つまり、自分には世の中の出来事をコントロールする能力があると思ってしまうことである。人が実際に自信過剰であることを示す報告も多く、米国では 80% 以上のドライバーが自分の運転能力は平均以上だと思っている、という調査結果がある。また米国の心理学者は、米国人は様々な分野で自らの能力は平均以上であると感じているし、自分にとって都合の良いことは他人より多く起こり、不都合なことは起こりにくいと感じていると述べている [76]。すなわち、自分がコントロールできないような悪い事象が生じる可能性 (リスク) を過小に見積もる傾向を意味する過度の楽観性のバイアスを指摘している。

金融市場にも自信過剰の例がよくみられる。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 [31]。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 [32, 33]。

行動ファイナンス分野の研究において、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、支配の錯覚を挙げることができる [77]。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 [78]。

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に感じる錯覚のことである。支配の錯覚の例として、ベアリング銀行を破綻に導いた 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 [79]。Leeson の例にもみられるように、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。「自信過剰の問題点は、経験を経ても楽天主義が変わらないところにある。率直に言えば、我々は失敗から十分に学ばない」ことである [80] 。

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がある [24] 。高橋らの研究では、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なモデル化がなされている。これは、主に過度の楽観を意識して設計したと想像される。そこで、本研究では、これに基づいて、「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。

## 6.2 エージェントにおける自信過剰の定義

### 6.2.1 エージェントの株価予測式

エージェントはニューラルネットワークで定義された予測式に対して、過去  $n$  ( $10 < n < 20$ ) 期間の移動平均曲線を入力として与え、次時点の市場価格の予測値を出力する。

ここで、3.2.1 節で定義した図 3.9 に示した 3 層構造を持つニューラルネットワークを用いて、エージェントの株価予測式を定義する。3.2.1 節の式 (3.4) から (3.6) を用いて、株価移動平均値を入力値  $\vec{x}$  として入力層へ受け、株価予測値を出力する。式 (4.1) が示すように、エージェント  $i$  が持つニューラルネットワークの出力  $y^{output}$  をエージェント  $i$  が予測した次時点の市場価格  $\overline{P_{i,t}}$  とする。

### 6.2.2 過度の楽観の心理バイアスの表現

本研究では、自信過剰な投資家をモデル化するために、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する [81] 。エージェントの判断する株式リスク  $\sigma_s$  は、ヒストリカルボラティリティ  $\sigma_h$  と自信過剰変数  $\alpha_{i,t}^{conf}$  から次式で与えられる [24] 。

$$\sigma_s = (1.5 - \alpha_{i,t}^{conf}) \times \sigma_h \quad (0 < \alpha_{i,t}^{conf} < 1) \quad (6.1)$$

ここで、自信過剰変数  $\alpha_{i,t}^{conf}$  はエージェントの自信過剰を示す変数であり、1 が最も自信過剰が強く、0 が最も弱い状態を示す。式 (6.1) の定義より、投資家の自信過剰が最も強いとき、つまり  $\alpha_{i,t}^{conf}$  の値が 1 のとき、株式リスクは本来のリスクの半分と少なく見積もられ



ることになる．逆に， $\alpha_{i,t}^{conf}$  が 0 に近いとき，本来のリスクの 1.5 倍と多くリスクを見積もることになる．

### 6.2.3 支配の錯覚の心理バイアスの表現

「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，過去の精度よく予測できていた頃の予測式で株価を予測し続け，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 [81]．そこで，本研究では支配の錯覚の心理バイアスを表現するために，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 [83, 84]．

投資家は 1 カ月ごとに自身の予測式を見直すと仮定し，自信過剰について中立な状態では，エージェントは 20 期 (1 ヶ月の平均取引期間) に 1 回の確率で再学習を行うものとする．つまり，このとき再学習確率は  $p = 1/20$  である．しかし，投資家が自信過剰になると，自身の予測式に過信的であると考えられることから，再学習確率  $p$  は低下することになる．そこで，再学習確率を式 (6.2) によって計算する．

$$p = 0.1 \times (1 - \alpha_{i,t}^{conf}) \quad (6.2)$$

この式より， $\alpha_{i,t}^{conf} = 0.5$  のとき，つまり自信過剰バイアスがない中立な状態であるとき再学習確率は  $p = 0.05 = 1/20$  となる．一方，最も自信過剰な状態では  $\alpha_{i,t}^{conf} = 1$  となるので，再学習確率は 0 となり，市場価格について全く再学習しなくなる．

### 6.2.4 自信過剰変数の更新

自信過剰バイアスの影響により，自信過剰な投資家は自身の予測した株価  $\overline{P_{i,t}}$  が今期の市場価格  $P_t$  に近いとき，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  $\alpha_{i,t}^{conf}$  の更新プロセスを示す．

1. 今期の市場価格  $P_t$  を認識する．
2. エージェントが自身の予測した価格  $\overline{P_{i,t}}$  を用いて，予測精度を次式で評価する．

$$\xi = a - a \times \frac{\|P_t - \overline{P_{i,t}}\|}{s} \quad (6.3)$$

3. 自信過剰変数  $\alpha_{i,t}^{conf}$  を次式で更新する．

$$\alpha_{i,t}^{conf} \leftarrow f(\bar{f}(\alpha_{i,t-1}^{conf}) + \xi) \quad (6.4)$$

ここで，式 (6.4) の関数  $f$  は 3.2.1 節の式 (3.3) 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． $s$  は過去 10 日間市場価格の標準偏差を示す．

### 6.3 エージェントの注文決定

エージェント  $i$  は自己の注文価格  $\bar{P}_{i,t}$  と前期の移動平均値  $MA_{i,t-1}$  を比較して売買戦略を決定する．具体的には，エージェントは修正された注文価格からリスク資産が上昇すると予測すれば買い，下降すると予測すれば売る．そして，株式リスク  $\sigma_s$  を配慮して注文量を決定する．

- エージェント  $i$  はリスク資産が上昇すると予想される場合は，その買い注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める．

$$O_{i,t} = \frac{M_{i,t-1}}{\bar{P}_{i,t}} \times \frac{\bar{P}_{i,t} - P_{t-1}}{\sigma_{i,t}^s \times P_{t-1}} \quad (6.5)$$

- エージェント  $i$  はリスク資産が下降すると予想される場合は，その売り注文量  $O_{i,t}$  を次式から求める．

$$O_{i,t} = S_{i,t-1} \times \frac{P_{t-1} - \bar{P}_{i,t}}{\sigma_{i,t}^s \times P_{t-1}} \quad (6.6)$$

ここで，各パラメータは以下のことを示す．

- $\bar{P}_{i,t}$  : エージェント  $i$  の今期市場価格予測値
- $P_{t-1}$  : 前期の市場価格
- $O_{i,t}$  : エージェント  $i$  の注文量
- $M_{i,t-1}$  : 現時点エージェント  $i$  が保有している無リスク資産量
- $S_{i,t-1}$  : 現時点エージェント  $i$  が保有しているリスク資産量
- $\sigma_{i,t}^s$  : 自信過剰エージェント  $i$  が見積もる株式リスク

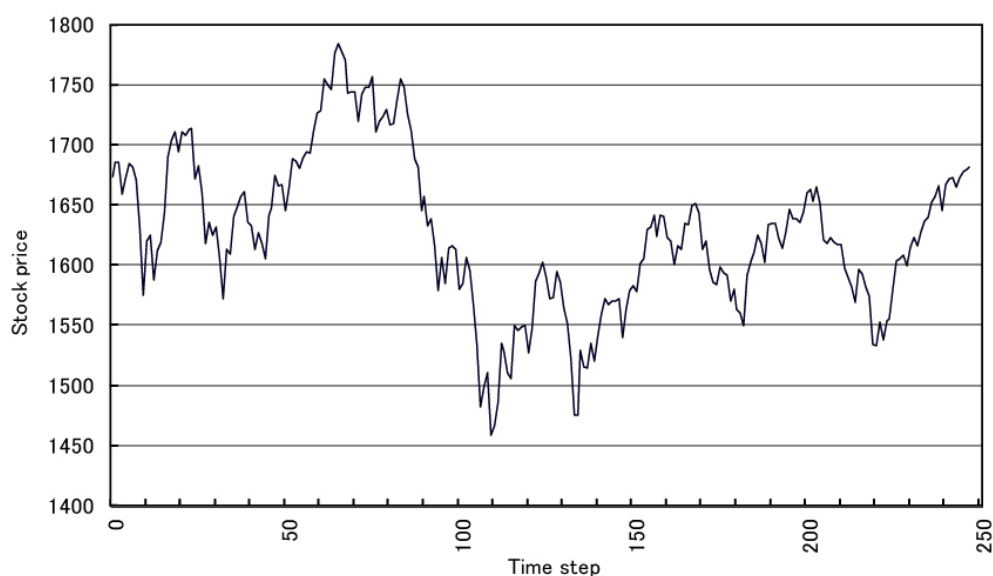


図 6.1: 2006 年度東証株価指数 248 日間の株価変動

## 6.4 解析例

### 6.4.1 シミュレーションの設定

本研究では実験データとして図 6.1 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 で、2 種類のエージェントから人工市場を構築する。2 種類のエージェントは、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。本研究では構築した人工市場について 20 回ずつシミュレーションする。

シミュレーションのパラメータを以下のように与える。

- エージェント数：100
  - － 自信過剰エージェント：80
  - － ランダムエージェント：20
- 資産：無リスク資産 (金) とリスク資産 (株) 2 種類
- エージェントの初期保有資産量
  - － 無リスク資産: 初期市場価格  $\times$  初期リスク資産量

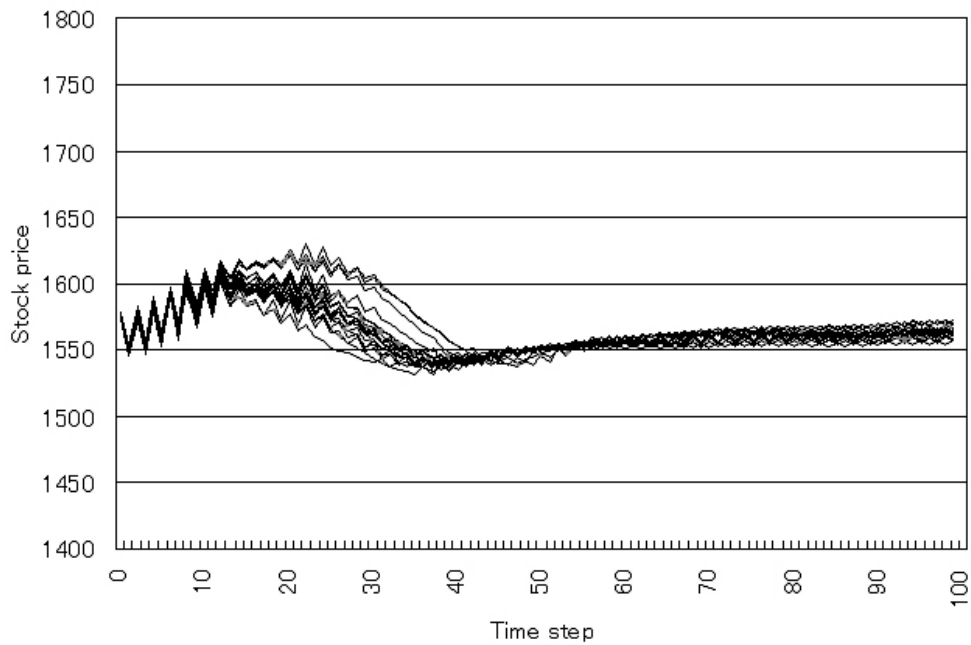


図 6.2: 市場 1 の市場価格の推移

— リスク資産: 1000

- 取引期間: 100 日間
- 学習期間: 200 日間

#### 6.4.2 解析例 1

すべての自信過剰エージェントに対して、自信過剰変数  $\alpha_{i,t}^{conf}$  の初期値が異なる 5 つの人工市場を構築し、自信過剰が市場価格に与える影響について検証する。

5 つの市場を市場 1 から 5 とする。これらは以下のように定義されている。

- 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

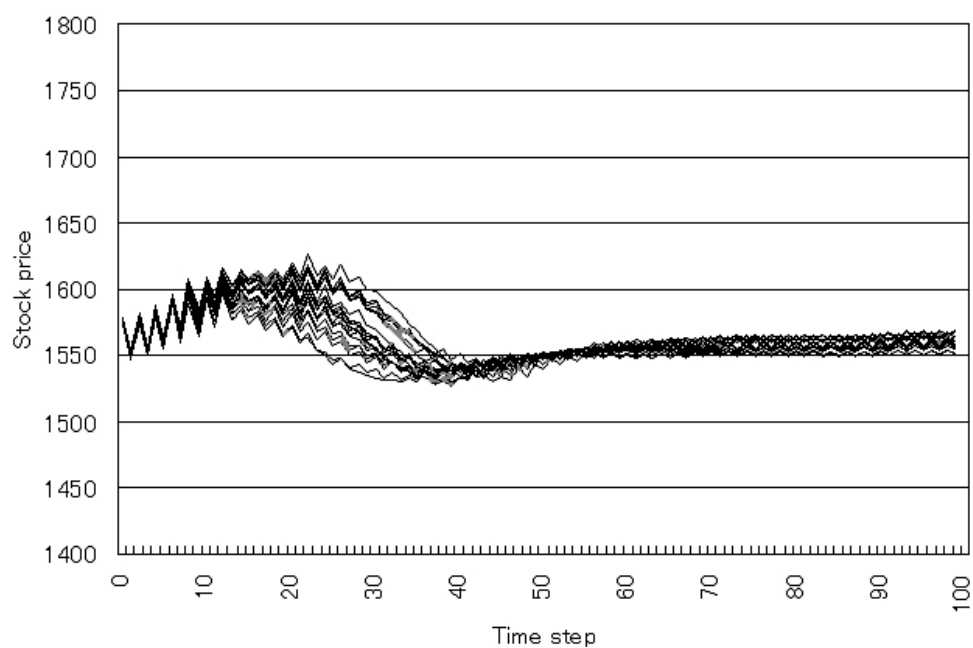


図 6.3: 市場 2 の市場価格の推移

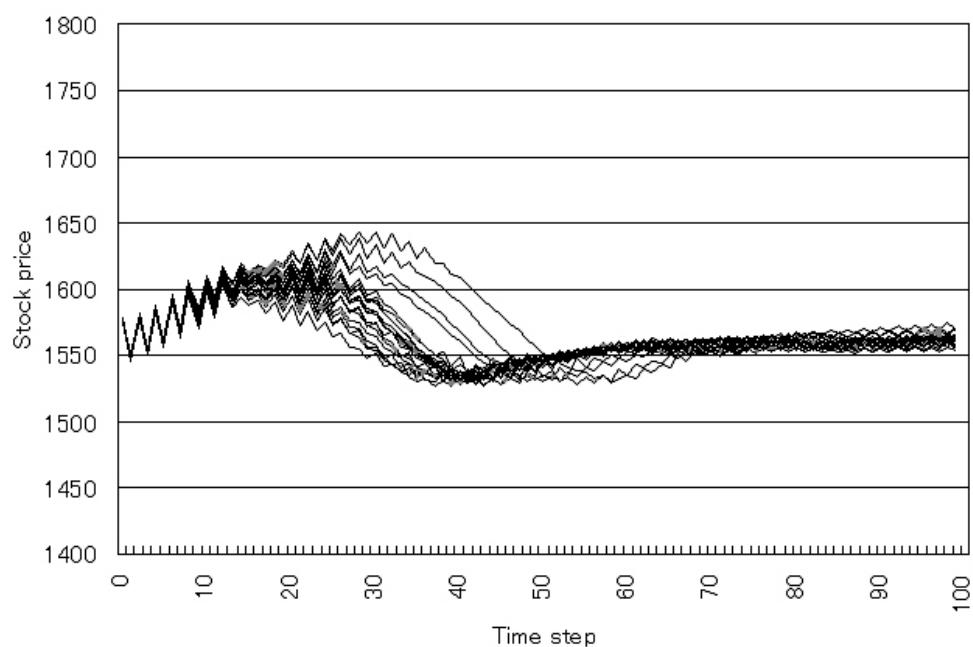


図 6.4: 市場 3 の市場価格の推移

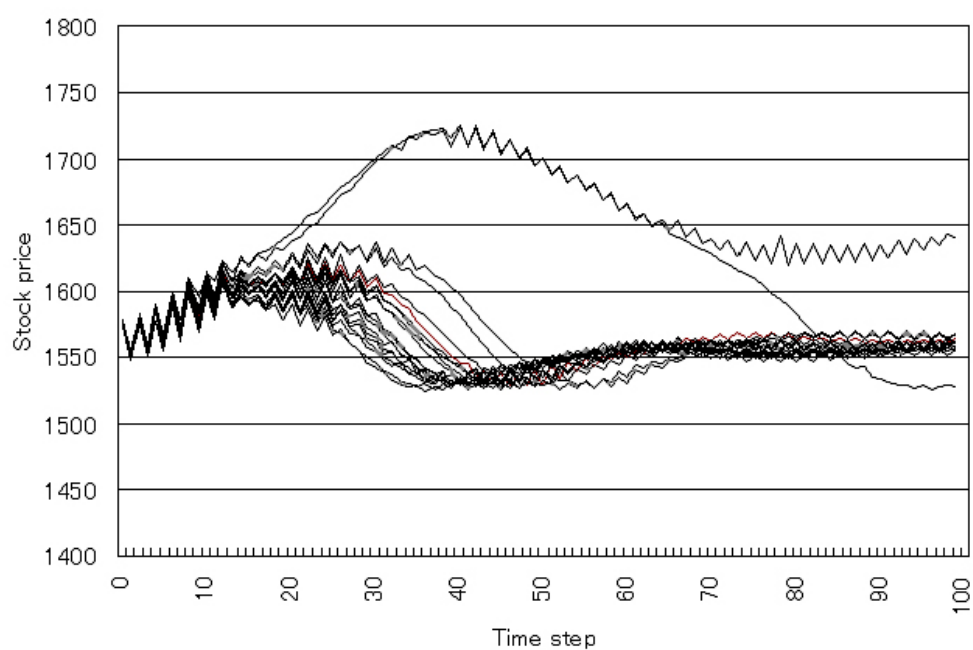


図 6.5: 市場 4 の市場価格の推移

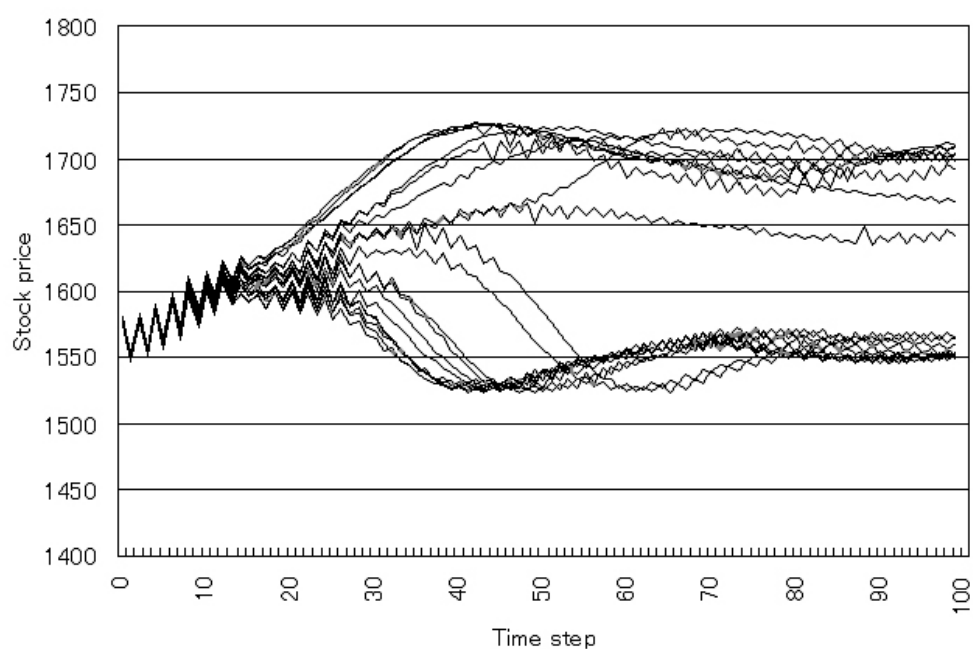


図 6.6: 市場 5 の市場価格の推移

表 6.1: 上昇トレンドが発生する回数

市場	上昇トレンドの発生回数
1	0
2	0
3	0
4	2
5	9

- 市場 5：自信過剰変数が 0.9 の市場

構成した 5 つの市場で生じた市場価格の変動を、それぞれ図 6.2 から 6.6 に示す。各市場において 20 回のシミュレーションのうち、1700 円を超えるような上昇トレンドが発生する頻度を表 6.1 に示す。以下、市場価格が 1700 円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。

シミュレーションの結果より、市場 4、市場 5 では上昇トレンドが発生しており、その発生頻度は市場 4 より市場 5 のほうが大きいことがわかる。このことより、エージェントの初期自信過剰変数の値が大きいほど、つまり自信過剰するエージェントが多いほど、上昇トレンドが発生しやすいことがわかる。

さらに自信過剰と上昇トレンドについて検討するために、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と発生しなかった場合に分けて比較する。それぞれを図 6.7 と図 6.8 に示す。この実験結果は、20 回のシミュレーションを平均したものである。

図 6.7 の結果から、上昇トレンドが生じない場合、市場 5 の株価変動率では  $(-0.25 \sim 0.25)$  間の頻度が少なく、株価変動率の分布は 2 つのピークを持つような分布となり、正規分布から大きくずれていることがわかる。これに対して、図 6.8 の結果から、上昇トレンドが生じる場合、株価変動率の分布は 1 つのピークを持つ、正規分布に比較的近い分布となっていることがわかる。この結果から、上昇トレンドが発生した場合は、トレンドが発生しなかった場合と比べてエージェントにとって予測しやすい株式市場であるといえる。その結果、上昇トレンドが発生した株式市場では、トレンドが発生しなかった市場よりエージェントは自信過剰になりやすい。これは表 6.2 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わかる。

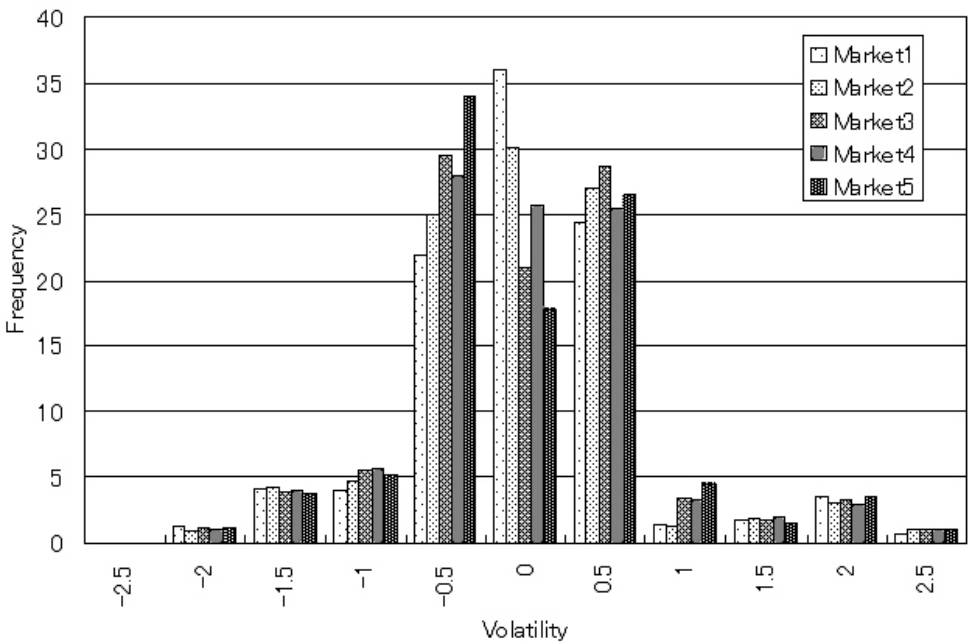


図 6.7: 5 つの市場における株価変動率の頻度分布 (上昇トレンドなし)

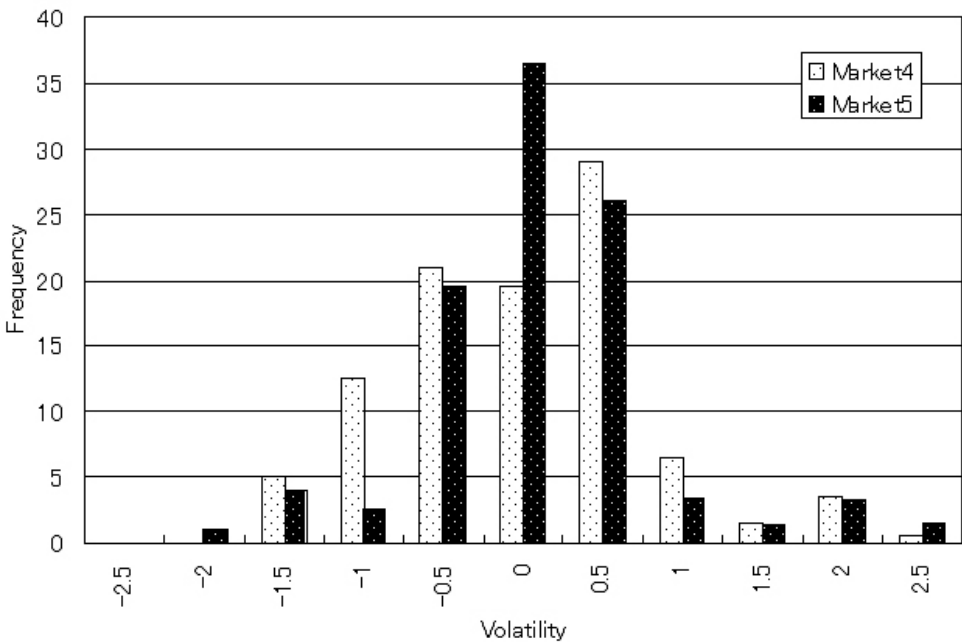


図 6.8: 2 つの市場における株価変動率の頻度分布 (上昇トレンドあり)



表 6.2: 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

市場の種類	$\alpha_{i,t}^{conf}$ の平均値	$\alpha_{i,t}^{conf} > 0.9$ の Agent の割合 (%)
上昇トレンドあり	0.78	62.2
上昇トレンドなし	0.84	79.8

### 6.4.3 解析例 2

上昇トレンドの発生原因として過度の楽観と支配の錯覚の 2 つが考えられる．そこで，この 2 つの心理的バイアスが市場価格に与える影響について検証する．

#### 支配の錯覚が市場価格に与える影響

本研究では，自信過剰の原因の一つである支配の錯覚を，エージェントの再学習確率の低下としてモデル化している．支配の錯覚が市場価格に与える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図 6.6 の市場 5 と同じ  $\alpha_{i,t}^{conf} = 0.9$  とし，再学習確率  $p = 1/20$  と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パラメータは図 6.6 と同じである．

実験結果を図 6.9 に示す．実験結果から，20 回のシミュレーションのうちに 1 回だけ上昇トレンドが発生しているが，図 6.6 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 6.6 の結果では，エージェントの再学習確率が低下するのに対して，図 6.9 では再学習確率が固定されている．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わかる．

図 6.9 のエージェントでは，支配の錯覚によって再学習確率が低下しているので，再学習をあまり行わないため，古い予測式によって株価予測を行うことになる．これまでの研究において，過去のトレンドを過大評価してしまうことが，上昇トレンドが発生する原因の 1 つであるとする報告がなされている [59, 82]．本研究の結果は，この研究報告とよく似た状況を起こした結果ではないかと考えられる．

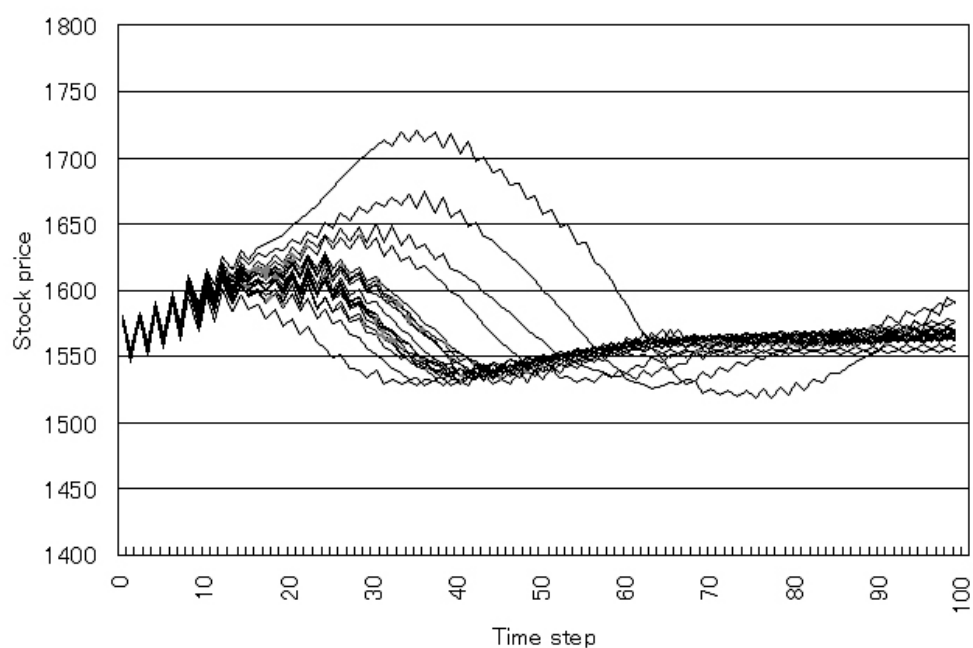


図 6.9: 再学習確率を  $p = 1/20$  と固定した市場での株価変動

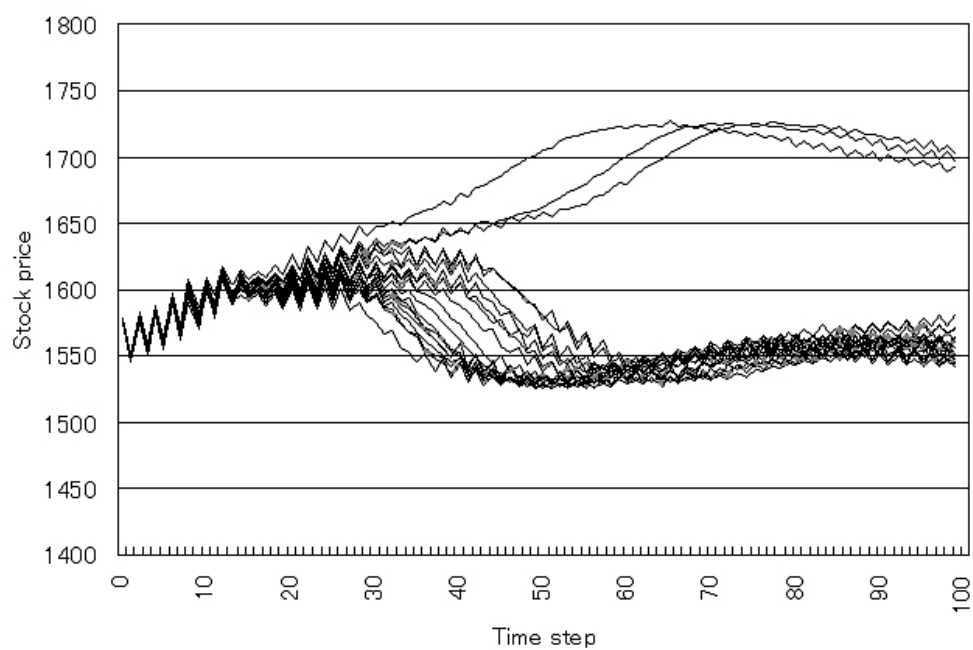


図 6.10: 市場 A の市場価格の推移

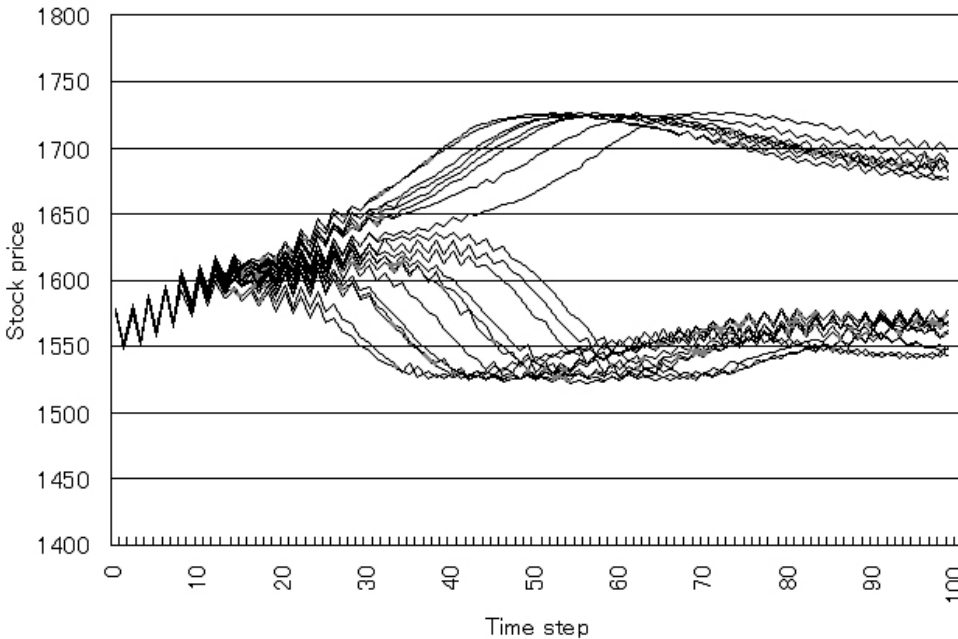


図 6.11: 市場 B の市場価格の推移

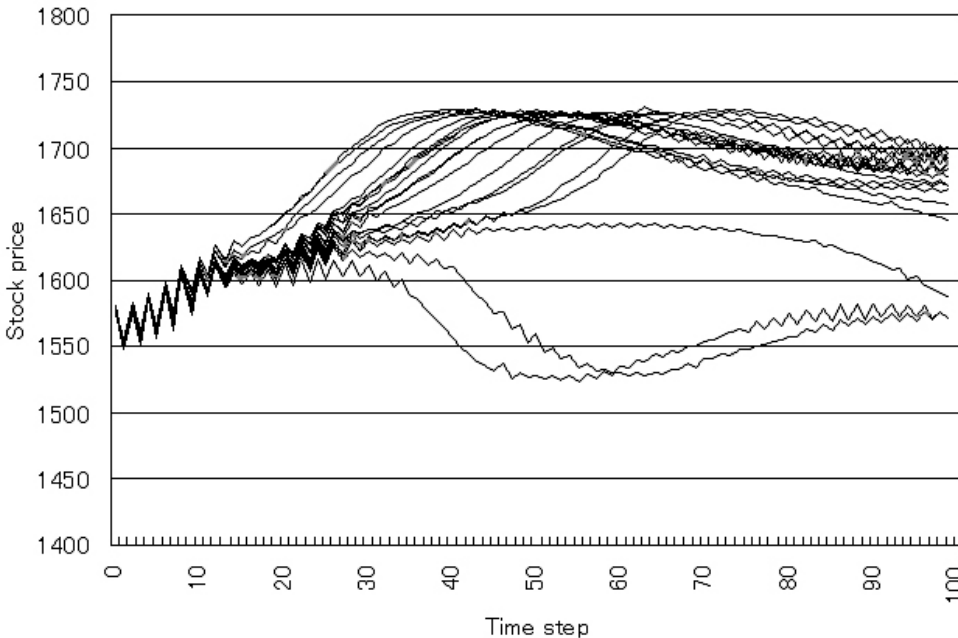


図 6.12: 市場 C の市場価格の推移

表 6.3: 上昇トレンドが発生する回数

市場	上昇トレンドの発生回数
A	3
B	8
C	17

### 過度の楽観が市場価格に与える影響

本研究では投資家の過度の楽観というバイアスを、投資家が株式リスクを過小評価することとモデル化している。エージェントの過度の楽観が市場価格に与える影響を分析するため、エージェントが再学習しないと仮定して、自信過剰変数の初期値が異なる市場を比較する。ここで、初期自信過剰変数が異なる次の3つの人工市場を考える。

- 市場 A：自信過剰変数の初期値が 0.1 の市場
- 市場 B：自信過剰変数の初期値が 0.5 の市場
- 市場 C：自信過剰変数の初期値が 0.9 の市場

3つの市場での株価変動を、それぞれ図 6.10 から図 6.12 に示す。市場 A の結果より、エージェントの自信過剰変数の初期値が小さくても、株価の予測式を再学習しないで上昇トレンドが発生する可能性のあることが示唆される。つまり、エージェントが過度の楽観状態になくとも、支配の錯覚のバイアスの影響だけで上昇トレンドが発生する可能性もあるといえる。

また、3つの市場における上昇トレンドの発生頻度を表 6.3 に示す。この結果から、市場 C の上昇トレンドの発生頻度が最も多いことがわかる。つまり、自信過剰変数  $\alpha_{i,t}^{conf}$  の値が大きいほど、上昇トレンドが発生する頻度も大きくなると考えられる。

## 6.5 まとめ

本研究では、行動ファイナンス理論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

ついて分析した。自信過剰な投資家は、過度の楽観と支配の錯覚に対する心理的な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。

シミュレーションの結果、自信過剰なエージェントが多い市場では上昇トレンドが発生しやすいことがわかった。そして、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、エージェントがさらに自信過剰になりやすいことがわかった。

上昇トレンドの発生原因として支配の錯覚と過度の楽観の2つが考えられるので、これらの関連についてさらに検討した。

支配の錯覚は、エージェントの再学習確率の低下としてモデル化した。支配の錯覚によって再学習確率が低下すると再学習をあまり行わないため、エージェントは古い予測式によって株価予測を行うことになる。これまでの研究において、「過去のトレンドを過大評価してしまうことが上昇トレンドが自然発生する原因の1つである」という研究報告がなされている。上記の結果は、これとよく似た状況と考えられる。

過度の楽観は、エージェントが株式リスクを過小評価することとしてモデル化した。シミュレーション結果より、エージェントが過度の楽観でなくとも、支配の錯覚のバイアスの影響だけで上昇トレンドが発生する可能性があることが示唆された。また、自信過剰の程度が大きいほど、上昇トレンドが発生する頻度も大きくなることが確認できた。



## 第7章 結論

過去 20 年間ににおける人間の行動心理学や認知心理学に関する研究成果に基づき、市場参加者の投資行動と意思決定心理を観察する行動ファイナンス理論が注目を集めており、実際の市場参加者の心理分析に基づく実証研究が多数報告されている。心理学的手法による市場参加者の心理分析の成果は、それまでの経済理論の基本となっている効率的市場仮説に対する疑問点をいくつか投げかけている。しかし、多数の市場参加者の投資行動の結果として生まれる市場の挙動に対して、個々の市場参加者の行動がどのように影響するのか、そのメカニズムを検討することは、実証研究だけでは十分ではなかった。近年の計算機の大幅な進歩に伴い、マルチエージェントシミュレーション手法を適用する研究が広く行われるようになった。

本研究では、マルチエージェント人工市場モデルを用いて、投資家の心理的バイアスが市場に与える影響について分析を行った。人工市場は投資家を模した多数のエージェントと市場からなる。エージェントは、ニューラルネットワークで定義された予測式を持ち、自身の予測材料から学習や予測を行う。そして、心理的バイアスの影響によって投資行動を修正し、市場に参加する。多数のエージェントからの売買注文は市場に集められ、板寄せ方式によって株価が決定される。決定された株価は全エージェントに通知され、エージェントの保有資産は更新される。以上のプロセスを繰り返すことにより市場は発展していく。本研究では、投資家におけるいくつかの心理バイアスの中でも代表的なものであるフレーミング効果、アンカーリング効果、自信過剰の3つを取り上げた。

第2章で関連研究を説明し、第3章で人工市場モデルについて説明した。つづいて、第4章では投資家のフレーミング効果が市場に与える影響について議論した。エージェントは、短期間または長期間の移動平均曲線によって自身の株価予測式を学習する。短期間移動平均曲線を用いて学習したエージェントの予測値は、長期間移動平均曲線を用いたエージェントより予測値の上下変動が大きいことがわかった。この結果は、実際の市場において投資家が市場の短期的な変化と長期的な変化のいずれかだけを見て判断するときに、短期的なデータでは価格変動の大きさを強く意識するというフレーミング効果を表現している

考えられた．そこで，短期間と長期間の移動平均曲線によって学習した2種類のエージェントの割合を変更した5つの人工市場において，株価変化率の分布を実際の株式市場市場と比較した．その結果，長期間移動平均曲線によって学習するエージェントの割合が75%の市場では，形成された人工市場が実際の市場に近いことがわかった．

第5章では，投資家におけるアンカーリング効果が株式市場に与える影響を検討した．市場取引時に外部情報によって注文価格を修正するようなエージェントを定義し，予想価格の修正が速い(アンカーリングの弱い)エージェントと修正が遅い(アンカーリングが強い)エージェントからなる市場についてシミュレーションを行った．その結果，アンカーリングの弱いエージェントではなめらかに予想価格を修正していくのに対して，アンカーリングの強いエージェントでは市場価格の下落に過敏に反応して注文価格を突然下げる傾向が見られた．その結果，アンカーリングの強いエージェントでは資産の減少が大きく，大きな損失を被っていることがわかった．

第6章では，投資家における自信過剰が株式市場に与える影響を検討した．自信過剰な投資家は，過度の楽観と支配の錯覚に対する心理的な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．シミュレーションの結果，自信過剰なエージェントが多い市場では上昇トレンドが発生しやすいことがわかった．そして，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，エージェントがさらに自信過剰になりやすいことがわかった．

以上の結果より，個々の市場参加者の行動における認知バイアスが市場の挙動に与える影響を議論するためにマルチエージェント人工市場シミュレーションを用いることの有効性が確認できた．

しかし，本研究で扱った認知バイアスはフレーミング効果，アンカーリング，自信過剰の3種類だけである．構築した人工市場にもリスク資産と無リスク資産二種類の資産だけが取引できると仮定している．投資家の意思決定が予測価格と市場価格に基づいた単純なテクニカル分析によって売買戦略が決定される．このように，今回の研究で用いた人工市場は，実際の市場と比べるとかなり単純化されたものである．そこで，今後は，構築した人工市場を複数のリスク資産が取引できるように拡張するなどして現実の市場に近いものとし，行動ファイナンスにおける他のバイアスも取り入れた研究を行いたい．また，本研究で構築した人工市場モデルにおいて得られた知見について，他の研究者，特に，経済学者や実際の市場参加者の知見を得つつ，より現実在即したモデルとしていきたい．そして，これら



の成果を通して、個人投資家の投資行動の指導や金融政策の制定に適用できないかを検討し、市場の暴騰暴落を予想して制御する方法についても研究していきたいと考えている。



## 参考文献

- [1] Shefrin, H., *Beyond Greed 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] Lo, Andrew W., The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective, *Journal of Portfolio Management*, Vol.30, No.5, pp.15-29, 2004.
- [4] 田中泰輔, マーケットはなぜ間違えるのか, 東洋経済新報社, 1995.
- [5] Karatzas, Ioannis, John P. Lehoczky, Steven E. Shreve, Optimal Portfolio and Consumption Decisions for a 'Small Investor' on a Finite Horizon, *SIAM Journal on Control and Optimization*, Vol.25, No.6, pp.1557-1586, 1987.
- [6] 加藤英明, 高橋大志, 天気晴朗ならば株高し, 現代ファイナンス, 2004.
- [7] 若杉敬明, 大田八十雄, 浅野幸弘, 投資家の予想形成と相場動向, 日経 BP, 2001.
- [8] Lakonishok, Josef, Andrei Shleifer, Robert W. Vishny, The Impact of Institutional Trading on Stock Prices, *Journal of Financial Economics*, Vol.32, No.1, pp.23-44, 1992.
- [9] Goldberg J. and von Nitzsch R., *Behavioral Finance*, Finanz Buch Verlag GmbH, 1999.
- [10] 岡本浩一, 今野 裕之, リスク・マネジメントの心理学, 新曜社, 2003.
- [11] ヨアヒム・ゴールドベルグ, リュディンガー・フォン・ニーチュ, 行動ファイナンス・市場の非合理性を解き明かす新しい金融理論, ダイヤモンド社, 2002.
- [12] 齋藤 定, 極値理論による資産価格変動のテールリスク分析, 2004

- [13] 日本銀行金融研究所, ファイナンス・ワークショップにおけるパネル討論:金融危機後の金融工学の展開の模様, 金融研究, Vol.29, No.3 pp.1-18, 2010.
- [14] 宇野 淳, 梅野淳也, 室井理沙, 日本株レンディング市場の実証分析:株券貸借モデルによる空売り規制効果の測定, 証券アナリストジャーナル, Vol.47, No.6, pp.19-33, 2009.
- [15] Axdlrod, R., *The Complexity of Cooperation-Agent-Based Model of Competition and Collaboration*, Princeton University Press, 1997.
- [16] Tesfatsion, L., *Agent-Based Computational Economics, Economics Working Paper*, Iowa Sate University, No.1, 2002.
- [17] 出口 弘, 和泉 潔, 塩沢由典, 高安秀樹, 寺野隆雄, 佐藤 浩, 喜多 一, 人工市場を研究する社会的及び学問的意義, 人工知能学会誌, Vol.15, No.6, pp.982-990, 2000.
- [18] 寺野隆雄, エージェントベースモデリング:KISS原理を超えて, 人工知能学会誌, pp.710-715, 18, 6, 2003.
- [19] Moss S., Editorial Introduction : Messy Systems-The Target for Multi Agent Based Simulation, *Multi-Agent-Based Simulation*, Springer, pp.1-14, 2001.
- [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.
- [21] W.B. Arthur et al., editor, **The Economy as an Evolving Complex Systems II**, pp. 15-44. Addison-Welsley Publishing, 1997.
- [22] 井庭 崇, シミュレーション・コードの誕生と経済学的コミュニケーション進化, 進化経済学会第5回大会, 2001.
- [23] 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.
- [24] 高橋大志, 寺野隆雄, 金融市場におけるミクロマクロ構造の解明: 自信過剰な投資家の出現, 情報処理学会論文誌, pp.1433-1442, 5, 47, 2006.
- [25] 神原悠祐, ニューラルネットを用いることによる株価予測への有効性について, 京都大学卒業論文, 2008.
- [26] A. シュレイファー, 金融バブルの経済学, 東洋経済新聞社, 2001.

- [27] 印南一路, *すぐれた意思決定：判断と選択の心理学*, 中央公論社, 1997.
- [28] 多田洋介, *行動経済学入門*, 日本経済新聞社, 2003.
- [29] 城下賢吾, *市場のアノマリーと行動ファイナンス*, 千倉書房, 2002.
- [30] Fisher, Kenneth L., and Meir Statman, Cognitive Biases in Market Forecasts, *Journal of Portfolio Management*, pp.1-10, Fall 2000.
- [31] Shleifer A., *Inefficient Markets*, Oxford University Press, 2000.
- [32] Barber, B. and Odean, T., Boys will be Boys: Gender, Overconfidence and Common Stock Investment, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.116, pp.261-292, 2001
- [33] Barber, B. and Odean, T., On-line Investor: Do the slow Die Fast, *Review of Financial Studies*, Vol.15, pp.455-487, 2002.
- [34] Fama E., Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, *Journal of Finance*, 25, pp.383-417, 1970.
- [35] Ball, Ray, The Global Financial Crisis and the Efficient Market Hypothesis: What Have We Learned ?, *Journal of Applied Corporate Finance*, Vol.21, No.4, pp.8-16, 2009.
- [36] Ingersoll J.E., *Theory of Financial Decision Making*, Rowman and Little field, 1987.
- [37] Craig A. Mackinlay, A non-random walk down wall street, *Princeton University Press*, Jan, 2002.
- [38] L.E.Lifson, R.A.Geist, **The psychology of Investing**, John Wiley and Sons, 1999.
- [39] 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.
- [40] Shiller, Robert J., From Efficient Market Theory to Behavioral Finance, *Journal of Economic Perspectives*, Vol.17, No.1, pp.83-104, 2003.
- [41] Brunnermeier, Markus K., *Asset Pricing under Asymmetric Information: Bubbles, Crashes, Technical Analysis and Herding*, Oxford University Press, 2001.

- [42] Barrett, L. F., Discrete emotions or dimensions? The role of valence focus and arousal focus, *Cognition and Emotion*, Vol.12, pp. 579-599, 1998.
- [43] 高橋大志, エージェントベースモデルによるパッシブ運用と資産価格変動の関連性の分析, 国民経済雑誌, 2004.
- [44] 井庭 崇, 中鉢欣秀, 松澤芳昭, 海保 研, 武藤佳恭, Boxed Economy Foundation Model : 社会・経済のエージェントベースモデリングのためのフレームワーク, 情報処理学会論文誌 : 数理モデル化と応用 , Vol.44, No.SIG 14(TOM9), 2003.
- [45] 和泉潔, 植田一博, 人工市場入門, 情報処理学会, 知能と複雑系, 119 - 1, 2000.
- [46] Gleason, Cristi A., Charles M.C. Lee, Analyst Forecast Revisions and Market Price Discovery, *The Accounting Review*, Vol.78, No.1, pp.193-225, 2003.
- [47] Karpoff, J., The Relation between Price Change and Trading Volume: A Survey, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol.22, pp.109-126, 1987.
- [48] 塩沢由典, 経済学にとっての人工市場, 人工知能学会誌, Vol.15, No.6, pp.951-957, 2000.
- [49] B. Arthur, Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market, *SFI Studies in the Sciences of Complexity*, Vol.27, 1997.
- [50] 高橋大志, 寺野隆雄, エージェントベースモデルによる金融市場のミクロマクロ構造の分析 : リスクマネジメントと資産価格変動, 電子情報通信学会和文論文誌, Vol.86-D-I, No.8, pp.618-628, 2003.
- [51] W . S . McCulloch and W . H . Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bull. Math. Biophys.* , Vol.5, 1943.
- [52] Jason E. Kutsurelis, *Forecasting financial markets using neural networks: An analysis of methods and accuracy*, Thesis, Naval Post Graduate School, 1998.
- [53] 馬場規夫, ニューラルネットの新しい学習アルゴリズムと各種予測問題への適応, システム制御情報学会, pp.24-42, 1990.
- [54] 馬場規夫, ニューラルネットを活用した株式売買支援システムの構築, *MTEC Journal*, vol.11, pp.3-41, 1998.

- [55] 熊沢逸夫, 学習とニューラルネットワーク, 電子情報通信工学シリーズ, 森北出版, 1998.
- [56] S. Fahlman, An empirical study of learning in back propagation networks , *Technical Report of Carnegie Mellon University*, CMU-CS-88-162, 1988.
- [57] 林 康史, 株価が読めるチャート分析入門, かんき出版, 2000.
- [58] 高橋大志, エージェントベースアプローチの金融市場への応用, 証券アナリストジャーナル, pp.58-69, 41, 2, 2003.
- [59] 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.
- [60] Markus G., Thomas L., Jens R., Martin W., Framing Effects in Stock Market Forecasts: The Difference Between Asking for Prices and Asking for Returns, *Review of Finance*, Vol.11, No.2, pp. 325-357, 2007.
- [61] 角田康夫, 行動ファイナンス II : 例題と用語集で読み解く非合理の謎, 金融財政事情研究会, 2004.
- [62] Zhai Fei, Shen Kan, 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, Vol.47, No.SIG14(TOM15), 129-141, 2006.
- [63] N. Leeson, *Rogue Trader*, Penguin, 1996.
- [64] 岩田暁一, 経済分析のための統計的方法. 東洋経済新報社, 1983
- [65] Shiller, Robert J., *Market Volatility*, MIT Press, 1989.
- [66] 松葉育雄, 非線形時系列解析, 朝倉書店, 2000.
- [67] 友野典男, 行動経済学: 経済は「感情」で動いている, 光文社, 2006.
- [68] ハーシュ・シェフリン, 行動ファイナンスと投資心理学, 東洋経済新報社, 2005.
- [69] 俊野雅司, 証券市場と行動ファイナンス, 東洋経済新報, 2004.
- [70] Loewenstein G., Emotions in economic theory and economic behavior, *American Economic Review*, Vol.65, pp.426-432, 2000.

- [71] 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, *金融研究*, Vol.23, No.2, pp.43-70, 2004.
- [72] Docking, Diane S., Koch, Paul D., Sensitivity of investor reaction to market direction and volatility: dividend change announcements, *Journal of Financial Research*, Vol.22, 2005.
- [73] Heterogeneous Belief, Asset Pricing and Risk Sharing in Complete Financial Markets, Working Paper, *Centre de Recherche en Economie et Statistique*, No.2004-12, 2004.
- [74] F. Zhai, K. Takahashi, H. Shinnoki, and E. Kita, Influence of Investors' Loss-Cut Behavior to Artificial Market, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol.7, No.1, pp.133-153, 2010.
- [75] NSJ 日本証券新聞ネット-総合ファイナンスサイト, <http://www.nsjournal.jp/>.
- [76] Thaler, Richard H., *Advances in Behavioral Finance*, Russell Sage, 1993.
- [77] 加藤英明, 行動ファイナンス・理論と実証, 朝倉書店, 2003
- [78] 角田康夫, 行動ファイナンス・金融市場と投資家心理のパズル, 社団法人金融財政情報研究会, 2001.
- [79] リーソン, N., 私がベアリングズ銀行をつぶした, 新潮社, 1997.
- [80] 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.
- [81] Shiller, Robert J., Bubbles, Human Judgment and Expert Opinion, *Cowles Foundation Discussion Paper*, No.1303, Yale University, 2001.
- [82] 田淵直也, ランダムウォーク & 行動ファイナンス理論のすべて, 日本実業出版社, 2005.
- [83] 稲石良太, テキ 非, 北 栄輔, 自信過剰な投資家が株式市場に与える影響について, 情報処理学会論文誌 数理モデル化と応用, Vol.2, No.2, pp.10-21, 2009.
- [84] R. Inaishi, K. Toya, F. Zhai and E. Kita, Effect of Overconfident Investor Behavior to Stock Market, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.14, No.6 pp. 661-668, 2010.



## 謝辞

本研究を遂行し、まとめるにあたって、実に多くの方にお世話になりました。この場を借りて、感謝の意を述べさせていただきたいと思います。

本研究にあたって懇切にご指導を頂きました、指導教官主査の北栄輔教授に心から御礼申し上げます。修士課程入学当初から、研究の方向、進み方、論文の執筆に至るまで丁寧にご指導いただきました。深く感謝の念を申し上げます。

本論文の作成にあたり、副査をして頂きました有田隆也教授、中村泰之准教授には、論文の構成や表現につきまして多くの貴重な助言を頂きました。お二人の副査の先生方のご指摘によりまして、初稿の不備が大きく改善されました。改めて御礼申し上げます。

私の8年間留学生活の中、いつもお父さんのように暖かく支えてくれた長谷川圭吾様に深く感謝いたします。

また、多くのご助言と日常より様々な議論を頂いた同研究室の皆様方にも大変感謝しております。

最後に、いつもあたたかく見守り応援をしてくれた両親と祖父、私を明るく励まし続けてくれた夫 侃、娘 雨佳、そして精神的に支えてくれたすべての友人や同僚に、感謝の意を表したいと思います。