

博士論文

人工市場シミュレーションを用いた
金融市場の規制・制度の分析

指導教官

和泉潔 准教授

東京大学大学院工学系研究科
システム創成学専攻

37-117365

水田孝信

概要

金融市場では、しばしば、バブルと、その後のアンダーシュート (価格上昇後の反動として、適切な価格水準以下まで急激に価格が下落してしまう現象) によって引き起こされる金融危機や大規模な誤発注による混乱が発生する。例えば、2008年のリーマン・ショックによる金融危機は、実体経済へも大きな打撃を与えた。また、2010年5月に米国市場で発生したフラッシュ・クラッシュは誤発注も原因であると言われており、金融市場全体を大きく混乱させた。また、近年、IT技術を駆使した低コストの取引市場が増加しており、取引市場間のシェア争いが激化している。そして、ダーク・プールという他の投資家に自分の注文を見せる必要がない取引市場が普及してきている。このような取引市場間の競争激化や新しい制度の市場の出現が、金融市場の流動性向上につながっているのか、それともかえって市場を不安定にしているのか大きな議論となっている。

このような市場混乱や市場の制度変更、新しい取引市場の制度による競争は多くの事例があるわけではなく、実証研究ではこれまでに導入したことがない規制・制度の分析ができない。そのため、当局や取引市場が新しい規制・制度を策定するときの議論は、仮説検証型の分析に基づかない定性的な議論のみが延々となされる場合が多く、導入した後に副作用を発見し導入したものを廃止するといったことが繰り返される場合もあった。

このような市場混乱や市場の制度変更を分析する方法として、コンピュータ上で仮想的に金融市場を作り出す人工市場シミュレーションが有効である。しかし上記のような実務上議論となっている具体的な規制・制度を、人工市場シミュレーションを用いて議論されたことはほとんどなかった。

そこで本研究では、実際の金融市場で議論されている規制・制度の導入の是非や設計の議論の参考になる人工市場モデルを構築するため、まず、人工市場モデルの設定に関して分析目的に応じて必要となる設定について議論し、そのモデルが分析対象としている現象を記述するのに適切な人工市場モデルを構築した。その上で、アンダーシュートや誤発注によって引き起こされる金融危機による混乱に対応する規制・制度、および、新しい取引市場の制度がもたらす影響を議論し、十分可能性がある市場価格形成の様子および考えられる規制・制度の効果を提示した。

株式は市場で取引されている価格（市場価格）とは別に、株式を発行する企業自体が持っている実態の価値にもとづいた価格（ファンダメンタル価格）が存在すると考えられている。平常時に相当するファンダメンタル価格が一定の場合と、バブル崩壊時に相当するファンダメンタル価格が急落した場合について、実際の市場で持ち入れられる複数種類の取引規制（値幅制限、完全空売り規制、アップティック・ルール）の効果を検討し、規制がない場合にバブル崩壊がおこるとファンダメンタル価格よりもさらに価格が下落するというアンダーシュートが発生することが分かった。一方、規制がある場合はアンダーシュートが発生せず市場の効率性が高まることが分かった。しかし、完全空売り規制とアップティック・ルールは平常時に、割高な価格でしか取引されないという副作用をもっていることが分かった。さらに、最適な値幅制限のパラメータを議論し、アンダーシュートを防ぎつつ、なるべく早くファンダメンタル価格に到達させる値幅制限のパラメータ条件式を導いた。また、誤発注時の値幅制限の効果を分析した結果、誤発注が続く期間より短い期間の騰落率を制限する値幅制限が有効であることが分かった。

2つの取引市場が存在する場合もモデル化し、呼び値の刻み（注文価格の最小単位）が異なる2つの取引市場がある場合に、どのような条件の場合に売買シェアが移り変わるのか調べ、大きすぎる呼び値の刻みは価格形成に弊害があり、売買が他の市場へ移ることを示した。また、1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プールが存在するモデルを構築し、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。ある程度までの普及であれば、ダーク・プールは市場を安定化させ、マーケット・インパクト（大量の売買を行う投資家が自らの大量の売買注文によって市場価格を変動させてしまうこと）を低減させる効果をもつことが示唆されたが、普及しすぎた場合にはさまざまな悪影響があることが示唆された。

本研究が分析を行った金融市場の規制・制度のうち、実際に変更が行われた事例として、金融庁は2013年3月7日に、価格形成への副作用があると指摘した空売り規制を緩和することを発表し、東京証券取引所は2013年3月26日に、価格形成に弊害があると指摘した大きな呼び値の刻みを段階的に細かくすることを発表した。このように現実の金融市場で議論されて実際に変更が行われた規制・制度について、本研究では人工市場シミュレーションを用いて分析した。

目次

概要	3
第 I 部 金融市場の現状と問題意識	9
第 1 章 本研究の背景と目的	11
1.1 本研究の背景	11
1.2 本研究の目的	17
1.3 本論文の構成	18
第 2 章 金融研究の概況	21
2.1 はじめに	21
2.2 金融市場の社会的役割	22
2.3 効率的市場仮説	27
2.4 金融市場の実証的モデル (金融工学と経済物理)	34
2.5 行動経済学・実験経済学	38
2.6 人工市場シミュレーション	39
2.7 まとめ	45
第 II 部 人工市場モデルの設定	47
第 3 章 人工市場モデルの基本的な考え方とモデル化の選択軸	49
3.1 はじめに	49
3.2 妥当性について	50
3.3 エージェントの価格の予想方法 (投資戦略)	54
3.4 エージェントの学習	62
3.5 エージェントの注文数量, 均一・不均一性, 価格決定メカニズム	67

3.6	まとめ	72
第4章	簡易型価格決定メカニズムの比例係数と CARA 型発注数量モデルの考察	75
4.1	はじめに	75
4.2	現実の価格決定メカニズムを考慮した価格決定理論モデル	77
4.3	スタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象の分析	82
4.4	保有株式数の決定方式の違いがもたらす価格形成の分析	89
4.5	まとめ	93
第5章	人工市場・ベースモデルの構築	95
5.1	はじめに	95
5.2	ベースモデルの詳細	96
5.3	ベースモデルのパラメータと妥当性分析	99
5.4	パラメータ決定のための分析	103
5.5	まとめ	112
第6章	学習過程の必要性分析	113
6.1	はじめに	113
6.2	エージェントの学習モデル	115
6.3	学習プロセスとオーバーシュート	116
6.4	まとめ	126
第III部	人工市場モデルを用いた現実の金融市場の規制・制度調査	127
第7章	市場混乱を防ぐ規制・制度の分析 I: ファンダメンタル価格急落時における値幅制限, 空売り規制, アップティック・ルールの分析	129
7.1	はじめに	129
7.2	人工市場モデル	131
7.3	シミュレーション結果	132
7.4	最適な値幅制限	144
7.5	まとめと今後の課題	150
第8章	市場混乱を防ぐ規制・制度の分析 II: 誤発注時の値幅制限, トリガー式アップティック・ルールの分析	153
8.1	はじめに	153
8.2	人工市場モデル	155

8.3	シミュレーション結果	156
8.4	まとめと実市場への示唆	169
第 9 章	取引市場間競争の分析 I: ティック・サイズの違いによる取引市場間競争	171
9.1	はじめに	171
9.2	人工市場モデル	173
9.3	シミュレーション結果	175
9.4	実証分析との比較	186
9.5	まとめ	188
第 10 章	取引市場間競争の分析 II: ダーク・プール出現の影響	189
10.1	はじめに	189
10.2	人工市場モデル	191
10.3	シミュレーション結果	193
10.4	まとめ	203
結論		205
謝辞		209
参考文献		213

第 I 部

金融市場の現状と問題意識

第 1 章

本研究の背景と目的

1.1 本研究の背景

1.1.1 市場混乱を防ぐ規制・制度の現状

金融市場では、しばしば、バブルと、その後のアンダーシュート (価格上昇後の反動として、適切な価格水準以下まで急激に価格が下落してしまう現象) によって引き起こされる金融危機による混乱が発生する。これは価格発見機能が低下してしまい妥当とは思えない市場価格での取引が続くという混乱であるが、この混乱は金融市場のみならず、実体経済へも悪影響を及ぼす場合があるため、金融市場の安定化は社会的に非常に重要な問題である。

また、しばしば、大規模な誤発注が原因と考えられる価格の急騰・急落が発生する。このような価格の乱高下は金融市場全体への混乱要因になる。例えば、2010年5月に米国市場で発生したフラッシュ・クラッシュは、誤発注も原因であると言われており、金融市場全体を大きく混乱させた [CFTC 10]。また誤発注は、それを行ってしまった金融機関が大きな損失を出したり破綻したりする場合もあるなど大きな問題である。そのため、大規模な誤発注に対してどのような規制・制度で対応するかが大きな議論となっている [清水 13]。

このような金融市場の混乱に対して、金融取引所は、市場を安定化するため、ある時間内での価格変動が一定以上を超えた取引を禁止する、値幅制限制度を採用する場合がある。例えば、東京証券取引所では、1日の価格変動を制限する値幅制限制度と、3分以内の価格急変を禁止する特別気配という、2つの異なる時間内での値幅制限制度が存在する [TSE 13]。値幅制限制度は日本や中国 (香港を除く)、韓国などアジアの取引所では採用されている場合が多い。しかし、米国やヨーロッパの取引所では採用されていない場合が多く、値幅制限が市場を効率化するかどうかは議論が分かれている。

他にも、金融取引所において、空売り（保有していない証券を他者から借りてきて売却すること）を完全に禁止する規制や、直近で約定した価格よりも低い価格で空売りすることを禁じるアップティック・ルールなど各種空売り規制についても、市場を効率化するかどうかは議論が分かれている [大墳 12]。日本においては、アップティック・ルールは常時採用されていた。しかし、価格上昇時にその上昇を助長するなどといった研究結果 [大墳 12, 水田 13b, Mizuta 13e] もあり、価格急落時のみアップティック・ルールが適応されるというトリガー式へ移行した [金融庁 13b]。しかしながら、トリガー式アップティック・ルールが市場混乱を抑えられるかどうかは調べられていない。

これらのような大規模な市場混乱は多くの事例があるわけではなく、価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっているため、実証研究ではこれらの規制・制度の効果だけを取り出すことが困難である。そのため、実証研究だけでこれらの是非を議論するのは非常に難しい。また、実証研究ではこれまでに導入したことがない規制・制度の分析ができない。そのため、当局が規制・制度を策定するときの議論は、仮説検証型の分析に基づかない定性的な議論のみが延々となされる場合が多かった。そして、導入した後に副作用を発見し導入したものを廃止するといったことが繰り返された規制もあったのである。

1.1.2 取引市場間競争の現状

近年、米国や欧州を中心に IT 技術を駆使した低コストの取引市場が増加しており、伝統的な取引市場と出来高（売買取引の数量）のシェアを分け合うまでになった [井上 07, 井上 09, 深見 12, 清水 13]。同一銘柄の株式が複数の取引市場において取引されるという市場分断化が起きており、その是非が活発に議論されている。日本においても、PTS (Proprietary Trading System) とよばれる私設取引システムが出現し、徐々に取引高を伸ばしている [大崎 12]。取引市場間での出来高シェアを決める要因には、ティック・サイズの細かさ、取引時間、決済の方法、取り扱う注文の多様性、高速性*1、システムの安定性など様々である。

その中で、ティック・サイズの違いは特に重要であるといわれている。ティック・サイズは、呼値の刻み (注文価格の最小単位)/価格で定義される。図 1.1 は、ティック・サイズの違いによる市場価格の形成の違いの例を示した。ティック・サイズが 0.1% の場合は、1% の場合に比べ、価格変化がスムーズであり、投資家にとって取引をしやすい環境を提供している。そのため、ティック・サイズが小さい取引市場のほうが投資家に好まれる傾向にあるといわれているが、取引市場間のシェアにどのような影響を与えているのか分析した実証研究は多くない [宇野 12]。ティック・サイズは容易に変更できないため、ティッ

*1 取引市場間の競争における高速化の重要性に関する解説に [水田 12a]。

ク・サイズは単純に細かければ細かいほどシェアが向上するものなのか、そもそもティック・サイズの理想的な水準についての議論を実証分析で行うことは困難を伴う。

また、株式市場において、注文を公開せずに注文を付き合わせる、ダーク・プールという取引市場が普及してきている [SEC 10, 清水 13]。ダーク・プールは他の投資家に自分の注文を見せる必要がないため、大量の売買を行いたい投資家が、自らの大量の売買注文によって市場価格を変動させてしまうこと（マーケット・インパクト）を避けて売買ができる。このような大口投資家による大きなマーケット・インパクトを市場にもたらし、それを少なくするため、市場の安定化につながると言われている [Johnson 10]。

しかしながら、これ以上ダーク・プールが普及すると、市場の価格発見機能が低下し、市場が不安定になる恐れがあるという批判もある [EC 10, Ye 12]。そのため、例えば欧州では、ダーク・プールへの売買代金キャップ規制といった規制強化も検討されている [Urrutia 13, Bowley 14]。一方で、[Zhu 13] は解析的なモデルを用いて、ダーク・プールが存在する場合の方がむしろ、価格発見機能が向上する可能性を指摘した。ダーク・プールが今以上に普及した場合、市場の安定化に寄与するのだろうか、マーケット・インパクトを押さえる効果があるのだろうか、実証研究で分析することは難しい。というのも、ダーク・プールが今以上に普及したことは過去に無いという、価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっており実証研究ではダーク・プールの効果だけを取り出すことが困難だからである。

このような市場混乱や市場の制度変更、新しい取引市場の制度による競争は多くの事例があるわけではなく、価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっているため、実証研究ではこれらの規制・制度の効果を取り出すことが困難である。そのため、実証研究だけでこれらの是非を議論するのは非常に難しい。また、実証研究ではこれまでに導入したことがない規制・制度の分析ができないし、まだ実現していない状況下での市場間競争も分析できない。そのため、当局や取引市場が新しい規制・制度を策定するときの議論は、仮説検証型の分析に基づかない定性的な議論のみが延々となされる場合が多かった。そして、導入した後に副作用を発見し導入したものを廃止するといったことが繰り返される場合もある。

1.1.3 人工市場シミュレーション研究の現状

これまでに述べてきたような実社会で導入されたことがない制度や規制を分析する方法として、コンピュータ上で仮想的にその状況を作り出し分析する、社会シミュレーションという手法がある。社会シミュレーションは、例えば、自動車道の整備が交通渋滞へ与える影響分析や、テロや火災、伝染病が発生した場合の避難の方法やあるべき対策の分析などで、大きな成果をあげている [出口 09, RC 12]。これまでにない規制・制度の導入や変

更が社会に与える影響をシミュレーションであらかじめ知り、どのような影響が“あり得るのか”を事前に知ることはとても有益である。ここで、“あり得る”と強調しているのには意味がある。社会シミュレーションは、未来を正確に予測することを目的としていないし、その能力を持っていない。むしろ社会シミュレーションでは、起こり得るシナリオを多く作り出して、そこで観測されるミクロ・マクロの相互作用から、これまでに考えられてこなかったメカニズムでの現象や社会的な副作用をあらかじめ見つけておくことが、重要な役割となる。

このようにあり得る社会をあらかじめ調べ上げることを、[和泉 12a]では可能世界ブラウジングとよんだ。さまざまなケースでのシミュレーションを行い、これまで予想されていなかったメカニズムでの現象や社会的な副作用を見つけておき、その知見を加えて、導入の是非を検討するのである。言われてみれば当たり前だが、シミュレーションがそれを示すまでは誰も主題に取り上げなかった、“コロンブスの卵”的な現象やメカニズムを、規制・制度の導入議論に入れることが、社会シミュレーションの大きな役割となると考えられる。すなわち、それらの導入によって、あり得る世界をあらかじめ探索しておく、可能世界ブラウジングを行っておくことで、導入の是非の議論が客観的で深いものとなっていく。

ところが金融市場においては、上記のような実務上議論となっている具体的な規制・制度を、社会シミュレーションを用いて議論されたことはほとんどなかった。

金融市場に関しての社会シミュレーションは、人工市場モデルを用いて行われる [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。人工市場モデルは、投資家を計算機内で模倣したエージェント（多くの場合は複数）と、同じく計算機内で模倣した取引所を用意する。いずれも、計算機内にあるので、計算機だけで完結したシミュレーションとなる。人工市場モデルを用いたシミュレーション研究は、実際の市場にみられる多くの統計的性質を再現し、バブルや市場混乱といったこれまでの金融理論では扱いにくかった現象のミクロ・マクロ相互作用のメカニズムを解明するなど多くの成果をあげている [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。また、高頻度取引の影響分析 [Wang 13, 叶 13, 叶 14, 草田 14]、マーケット・インパクトの量の見積もり [Oesch 14]、原資産とデリバティブ間のヘッジ取引の分析 [Ohl 11, Kawakubo 13]、などの成果もあげている。さらに、現在、現実の金融市場で議論されている規制・制度ではなく、例えばある規制が全く存在しない場合と例外なく完全に導入された場合など、極端な状況下での規制・制度のシミュレーション研究は少なからず存在している*2。

一方で、多くの人工市場モデルはパラメータが多すぎて不必要に複雑すぎるという指摘

*2 例えば、[Westerhoff 08, 高田 09, Yagi 10, Yagi 11b, 八木 11a, Yeh 10, Kobayashi 11, Thurner 12, 大井 13] など。また、優れたレビューとして、[山田 13]がある。

もされている [Chen 12]. というのもパラメータが多く複雑なモデルほど、モデルや計算結果の評価が難しくなるからである. そのため、分析対象としている現象を記述するのに適切な複雑さをもつ人工市場モデルを構築する必要がある. しかしながらこれまで、人工市場モデルは研究者ごとにばらばらに構築・設定がなされ、各種設定がどのような場合に必要なのか、分析対象としている現象を記述するのに適切な複雑さをもつモデルになっているのかなど、ほとんど議論されてこなかった. 例えば、投資家を模倣したエージェントが、過去の投資成績や過去の市場価格の推移からパラメータを調節したり戦略を切り替えたりする“学習”がなぜ必要であるか、またはどのようなときに必要であるか、きちんと議論されてこなかった*3.

このような人工市場モデルの設定に関する議論が未熟であったため、現実の金融市場の規制・制度を、人工市場モデルを用いて調査しても、納得感が得られるものにならず、実際の規制・制度の導入の是非や設計の議論の参考にされてこなかった. また、分析対象が実務家たちが実際に議論している状況ではなく、極端な状況下での規制・制度のシミュレーション研究であったことも、実際の規制・制度の議論に参考にされてこなかった理由であろう. 現在金融市場の実務家たちが議論しているような、現実の規制・制度の議論の参考になる人工市場モデルを構築するためには、人工市場モデルの設定に関して分析目的に応じて必要となる設定について明らかにする必要があると考えられる. そのうえで、そのモデルが分析対象としている現象を記述するのに適切な複雑さであることを示し、本質的には関係のない設定によって本質的に関係のない現象を導き出したり恣意的に特定の結論に導こうとしたりしていないことを示す必要がある.

*3 “学習” は説明できる統計量を増やすわけではないとして必要でないという主張はあった [Chen 12].

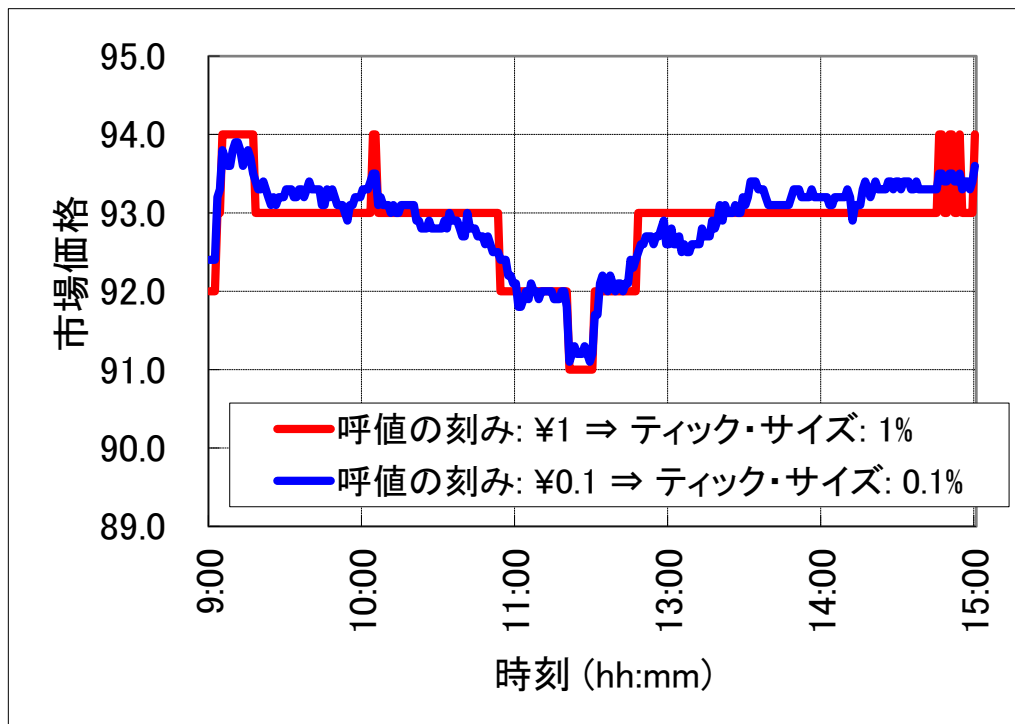


図 1.1 ティック・サイズの違いによる市場価格の形成の違いの例

1.2 本研究の目的

本研究の目的は、人工市場シミュレーションによって、実際の金融市場で議論されているこれまでにない規制・制度の導入や変更がどのような影響が“あり得るのか”を分析し、これらの導入や変更の是非の議論に役立つ知識を獲得することである。

これらの人工市場シミュレーションを行うため、まず、人工市場モデルの設定に関して分析目的に応じて必要となる設定について議論し、そのモデルが分析対象としている現象を記述するのに適切な人工市場モデルを構築する。現実の金融市場で議論されている規制・制度を取り扱うが、金融市場でこれから実際におこる現象を定量的にも忠実に再現することが目的ではなく、それらの規制・制度がどのようなメカニズムで価格形成に影響を与え、どのようなことが起こり得るのかという知識獲得が目的である。そのため本研究では、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引所（取引市場）を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは適切な複雑さとどめたモデルを目指す。

株式は市場で取引されている価格（市場価格）とは別に、株式を発行する企業自身が持っている実態の価値にもとづいた価格（ファンダメンタル価格）が存在すると考えられている。構築されたモデルを用いて、まず、ファンダメンタル価格急落時におこるアンダーシュートを防ぐ規制・制度として、値幅制限、空売り規制、およびその一種であるアップティック・ルールを分析する。そして、誤発注による市場混乱時の、値幅制限およびトリガー式アップティック・ルールを分析する。また、取引市場間の競争でティック・サイズの変更が与える影響を分析する。さらに、ダーク・プールの出現と現在以上の普及によって、価格発見機能や流動性供給機能がどのようなようになるか分析する。

これらはいずれも実際の金融市場で多くの議論がある規制・制度であり、実際に規制・制度変更が行われつつあるものである。

1.3 本論文の構成

次章以降の構成を述べる。図 1.2 は、次章以降の構成を図式化したものである。

第 I 部の第 2 章では、まず、そもそも金融市場の社会的役割が何であるかを述べ、価格発見機能と流動性供給機能があることを述べた後、金融市場の研究が現在どのような考え方・アプローチで行われているのかを述べる。そして、人工市場シミュレーション研究の必要性と、他の手法とどのような位置づけにあるかを述べる。人工市場モデルを議論するにあたって、他の手法で得られた金融に関する知見を多く用いるためこれらの知見をまとめる。

第 II 部 (第 3 章から第 6 章) では、人工市場モデルの設定に関して個別の要因に関する詳細な議論を行う。これらの議論では第 2 章で述べた他の手法で得られた金融市場の知見を多く参照する。第 3 章では、人工市場モデルの設定に全般に関して丁寧に議論する。第 4 章では、人工市場モデルの設定のうち、簡易型価格決定メカニズムに用いられる比例係数と、CARA 型発注数量モデルに関して議論を深める。第 5 章では、本研究で用いる人工市場モデルのベースとなるモデルを構築する。ベースモデルは第 3 章および第 4 章で議論された内容を踏まえ構築され、妥当性が検討される。第 6 章では、第 5 章で作成されたベースモデルを用いて、人工市場モデルの設定のうち、学習過程の必要性に関して議論する。学習過程の分析ではベースモデルを用いるため、章の順番が前後することに注意してほしい。

第 III 部 (第 7 章から第 10 章) では、実際の金融市場で議論されている規制・制度に関してベースモデルを発展させたモデルを用いて議論する。第 7 章では、ファンダメンタル価格急落時におこる市場混乱を防ぐ規制・制度として、値幅制限、空売り規制、およびその一種であるアップティック・ルールを分析する。第 8 章では、誤発注による市場混乱時の、値幅制限およびトリガー式アップティック・ルールを分析する。第 9 章では、取引市場間の競争でティック・サイズの変更が与える影響を分析する。第 10 章では、ダーク・プールの出現と現在以上の普及によって、価格発見機能や流動性供給機能がどのようになるか分析する。

最後に本研究の結論を述べる。

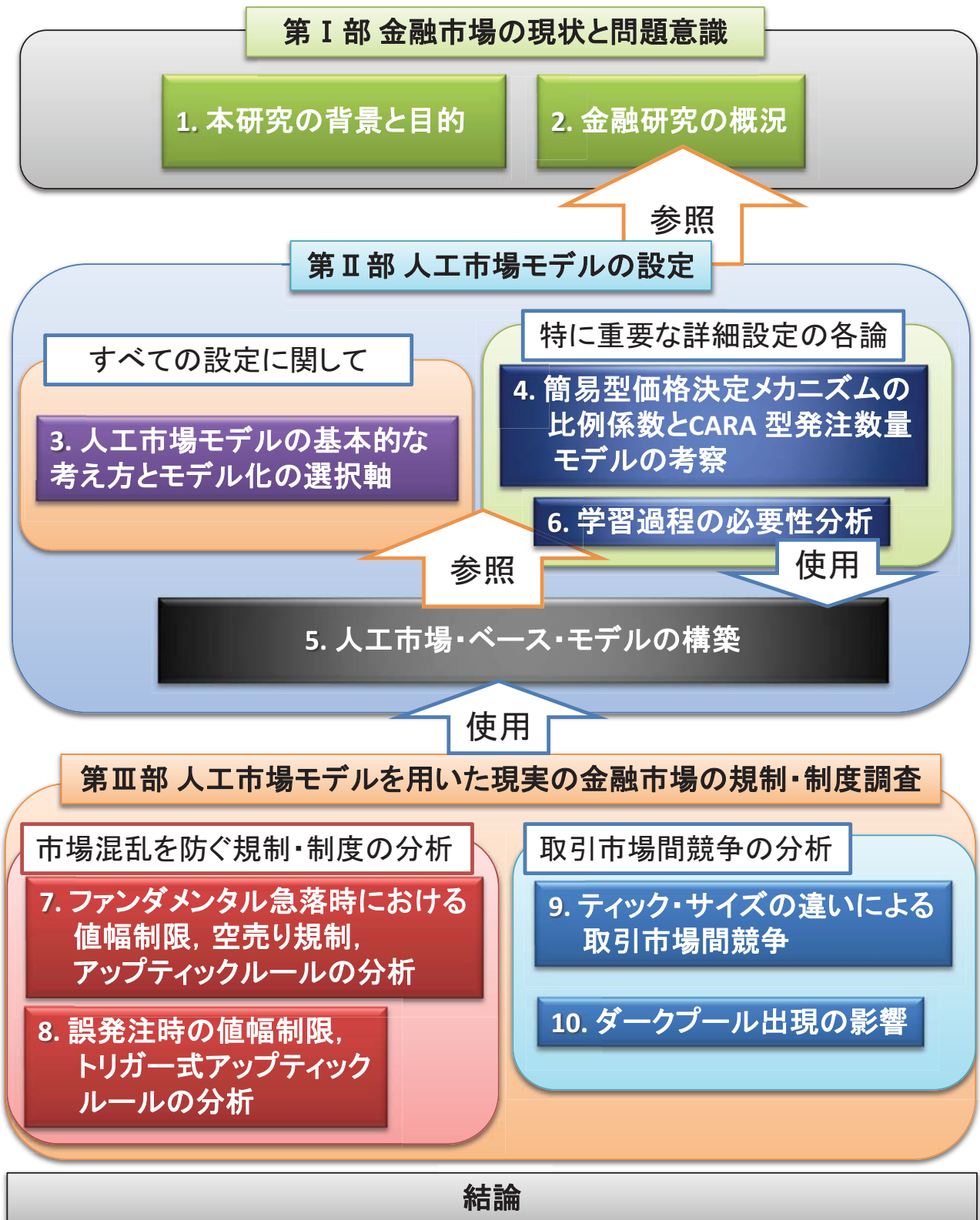


図 1.2 章の構成

第2章

金融研究の概況

2.1 はじめに

本章では、金融市場の研究がどのような手法で行われているか述べる。人工市場モデルを用いたシミュレーション手法は、他の手法で得られた知見を用いて、モデルが妥当であるかどうか、どのようなモデルを作成すべきかが検討されている。第3章では、人工市場モデルはどのような考え方で構築され、どのように妥当であるかと考えるのかを議論するが、他の手法で得られた知見を多く参照する。そのため、他の手法がどのような結果を得ているのか、どのような考え方で研究されているのかを知ることはとても重要となる。

ここでは、まず、そもそも金融市場の社会的役割とは何であるかを述べ、金融市場には価格発見機能と流動性供給機能があり、これらによって社会に価値を提供していることを述べる。そして、金融市場の研究はこのような機能から、金融市場の性質に関する仮説を立て、その仮説について検討するための実証分析を行うというアプローチをとることが多く、代表的な仮説として効率的市場仮説をとりあげる。効率的市場仮説には多大な功績がある一方、批判も多いことを述べる。その他のアプローチとして、金融工学、経済物理学、行動経済学、実験経済学などがあることを述べた後、人工市場シミュレーションがなぜ必要なのか、他の手法とどのような関係にあるのかを述べる。

2.2 金融市場の社会的役割

本章では、そもそも金融市場の社会的役割とは何であるかを、[水田 12a] にそって述べる。金融市場には価格発見機能と流動性供給機能があり、これらによって社会に価値を提供している。株式は市場で取引されている価格（市場価格）とは別に、株式を発行する企業自体が持っている実態の価値にもとづいた価格（ファンダメンタル価格）が存在すると考えられている。金融市場は、市場参加者たちの取引を通じて実態価値であるファンダメンタル価格を発見する、価格発見機能を持つことが期待されており、そのため、ファンダメンタル価格から大きく乖離していない価格で取引されることが期待されている。それが達成された状態を効率性が高いとよぶ。本論文で取り扱う、金融市場の混乱を防ぐ規制・制度、および取引市場間の競争は、これらの機能をより高め、市場をより効率的なものにするために存在・行われているものであるため、これらの理解は不可欠である。

人類は古代人のときより、高度な役割分担により、他の生物を凌駕してきた。魚を取るのが得意なものは魚を取り、木の実を集めるのが得意なものは木の実を集め、物々交換を行うことにより得意なことに集中し役割分担した。時には、魚がまったくとれず、木の実をもらって飢えをしのいだであろう。そのときは、事後になって魚を差し出し物々交換を成立させた。木の実をもらった借りを示すために、物体自体には価値が無いが仮想的に価値があると皆で約束した物と木の実をいったん交換し、その物を返してもらう際に魚を渡すということが行われたであろう。これがお金である。お金が仲介することにより、多くの種類の物やサービスの交換がスムーズになり、高度な役割分担を支えた。さらに時間を越えた価値の交換、過去役割分担で活躍した人が未来役割分担で活躍するだろう人に、活躍が実現する前に価値を渡すことを可能とした。

図 2.1 には 3 人の登場人物がいる。A さんは昔大活躍し皆に価値を提供したためお金をいっぱい持っている。B さんは新しく漁業を始めたいと考えていて、体力もやる気もありいっぱい魚を取ってきそうだが、道具もお金も無い。この 2 人を結びつけば A さんのお金は、B さんの漁業開始による皆への貢献により有効活用されることになる。C さんはこれに気づき、A さんに B さんへお金を託してみないかと提案する。C さんはまさにお金を融通する両者を見つけて引き合わせるといふ金融業者である。つまり金融とは、すぐにお金が必要な人と、しばらくは使わない人を結び、お金の融通を仲介することである。C さんのような専門的に仲介を行っている人のおかげで、A さんも B さんもお互いを探す労力が少なくて済む、つまり低いコストでかつ短い時間でお金を融通しあう相手を見つけられる。これが金融の機能の 1 つ、流動性である。A さんは当然、お金をある程度の期間融通する見返りを要求する。融通したお金に少し上乘せして返して欲しいと頼むか、取れた魚で得たお金の一部をくれるよう頼むだろう。前者が融資や債券の購入に相当し、後

者が株式などを通じた投資に相当する。この時、Cさんが間に入ってどれくらいの金額を上乗せすべきか、どれくらいの割合のお金を渡すべきか決定する。これが金融の2つ目の機能である価格発見である。

現代の金融は非常に複雑になっているが、本質的な部分は図 2.1 のような構造になっている。金融はお金を融通することにより各産業を支え人類が協力しあうための大事なインフラ・手段であり、決して金融単体で価値を生み出したり、金融それ自体が目的になったりするものではない。そう、Cさん一人では価値を生まないが、AさんBさんにとって大事な黒子である。

さて、現代の代表的な金融の舞台の1つである株式市場について説明する。図 2.2 では株式市場について簡単に示した。現代ではしばらくお金を使わない人（図 2.1 ではAさんに相当）として、長期にわたってお金を積み立て引退後に支払う年金基金などがあるが、本稿では詳しくは述べない。ここでは彼らを総称して投資家とよぶことにする。まず図 2.2 の上の1次市場を見てみよう。1次市場とは企業が資金を新たに調達するときに投資家が企業に資金を提供する市場であり図 2.1 で説明した市場と似ている。投資家は持っているお金を有効活用してもらうためにすぐにお金が必要な人（図 2.1 ではBさんに相当）を探す。代表的なのが企業だ。企業は資金調達したお金で設備投資や人材採用を行った後、社会の役に立つ事業を展開しお金を回収するため、常に出費が先になる。投資家は有望な企業を探し、企業は投資をしてくれる投資家を探すわけであるが、それを仲介するのが証券会社（図 2.1 ではCさんに相当）である。証券会社は投資家と企業を双方に紹介することで流動性を供給し、また、株式をいくらで発行するかを決めることで価格発見を行う。株式とは事業資金の出資をさまざまな人から受けるために発行するもので、出資金に応じて割り当てる。事業で得た利益は出資額に応じて分け前として投資家に配られる（配当とよぶ）が、株式を発行すればこの作業は株式を持っている量に比例して配ればよく、分かりやすくなる。株式を全て手に入れればその企業の全出資者となり、すべての配当を独占できることから、株式の総合計の金額（時価総額とよぶ）は企業の価格そのものである。

さて投資家が、この企業が存続している間ずっと株式を持ち続けたいと思うことは希である。投資家にもお金を使う時期がきて他の投資家に株式を転売したいときが来るであろう。もし、転売が容易でなさそうなら、1次市場で企業から株式を購入するのを躊躇するであろうし、非常に安い価格でしか株式を買おうとしないであろう。そうすると企業が事業資金を得るのが困難となり、金融の機能が停滞してしまう。つまり、投資家同士の転売市場（これを2次市場とよぶ）が高い流動性を提供して低コストでいつでも転売できることは、1次市場で企業が必要な事業資金を得るのに非常に重要なのである。

さて次に、2次市場をみてみよう。図 2.2 の下に示したように投資家同士の株式の転売は取引所で行われる。取引所で株式を取引できるようにすることを上場とよぶため、2次

市場は上場市場ともよばれる。取引所を介して投資家同士がいくらで売買したいか注文という形で表現することによって価格発見が実現され、投資家が大勢参加することにより転売しやすくなり流動性が提供される*1。2次市場においては価格発見も流動性供給も、取引所を介してはいるが、投資家同士で行う。ほとんどの2次市場では転売だけを目的に短期間で株式を仕入れ転売する人がある。ここではこういう人を投機家とよぶことにする*2。投機家が高頻度に売買することにより、投資家はいつでも転売したり、いつでも投資を始めたりできる。しかも、投機家の競争が激しければ激しいほど低いコストでの転売が可能となる。これは例えば中古品の買取り価格と販売価格の差が、中古品取り扱い業者間の競争が激しければ激しいほど小さくなり、低いコストで調達・転売ができるようになることと似ている。このように投機家は流動性を供給し、投資家はその流動性を享受している。

なお、まれに、株式を短期間で売買をしてお金を稼ぐことはギャンブルみたいなもので社会の役に全くたっていないと言う人がいるが、ここまで少し長めに説明したように、そんなことは決してない。彼らは、たとえ彼ら自身は金儲けのことしか考えていなかったとしても、2次市場で流動性機能を供給し株式の転売の低コスト化に貢献し、それが1次市場への投資家の参加の容易さをもたらし、さまざまな企業が生まれることにつながっている。彼らがいなければ、企業の資金調達はもっと困難となり、人類がここまで様々な事業を生み出すことは決してできなかつたであろうといっても言いすぎではない。

このように、金融市場には価格発見機能と流動性供給機能があり、これらによって社会に価値を提供している。本論文で取り扱う、金融市場の混乱を防ぐ規制・制度、および取引市場間の競争は、これらの機能をより高めるために存在・行われているものであり、社会にとって極めて重要な論点であることを強調しておきたい。

*1 2次市場の流動性は重要な研究領域でありよく研究されている [太田 11]

*2 投資家と投機家の定義はさまざまであるが以後この定義で使う

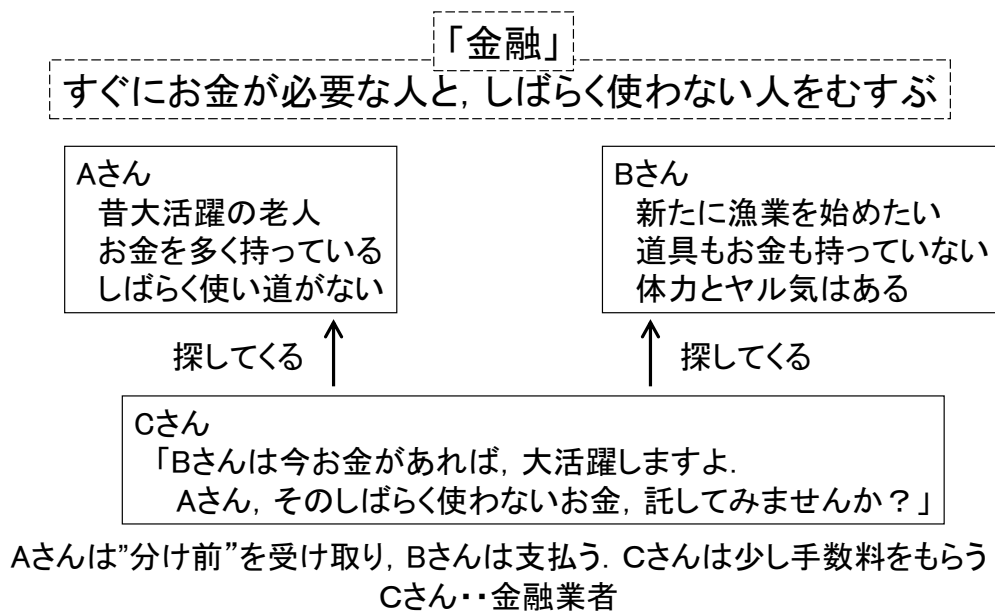


図 2.1 金融の役割

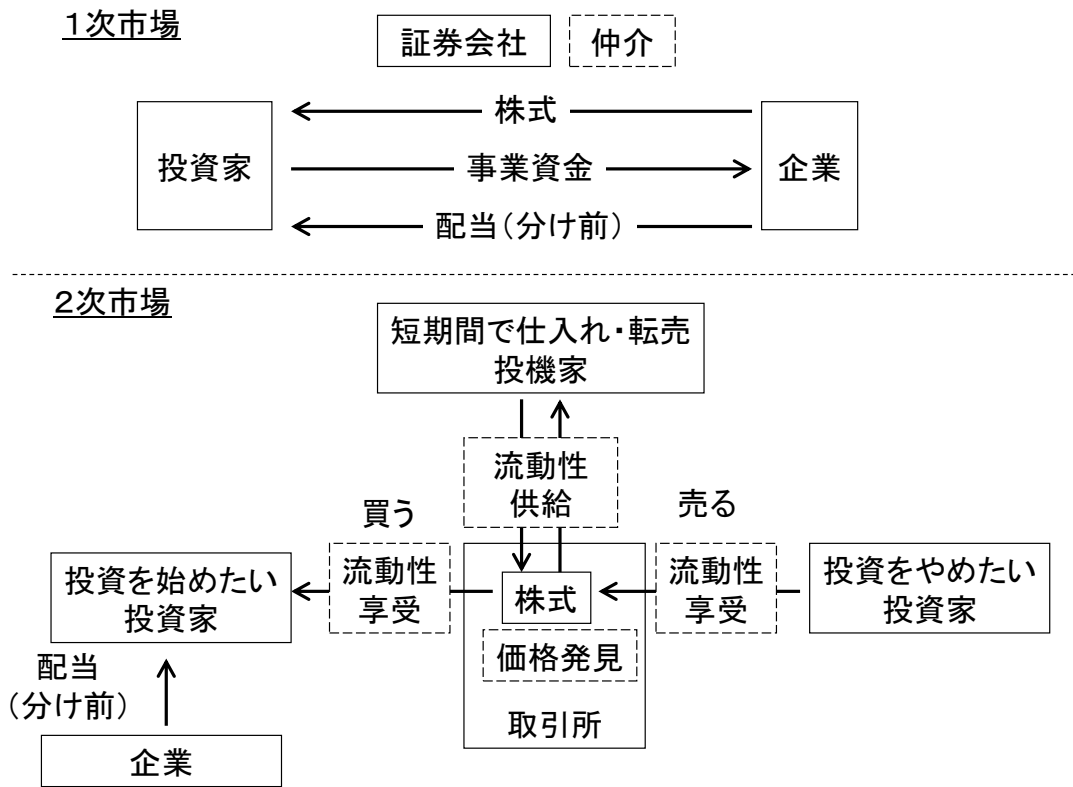


図 2.2 株式市場における金融の機能

2.3 効率的市場仮説

金融市場の研究は、第 2.2 節で述べたような金融市場に期待される機能から、金融市場の性質に関する仮説を立て、その仮説について検討するための実証分析を行うというアプローチをとることが多い。物理学などでは実証データを見てから仮説を立てる場合が多いが、そうではなく、まず仮説を立ててからそれを実証するという順番が多いのである。なお、第 2.4 節で述べるように、実証データを見てから仮説を立てる手法をとった場合、金融工学や経済物理学とよばれることが多い。

それらの仮説のなかで、もっとも盛んに議論されているものが効率的市場仮説 [Malkiel 70] である。第 2.2 節で述べたように、そもそも金融市場は、市場参加者たちの取引を通じてファンダメンタル価格を発見する、価格発見機能を持つことが期待されており、そのため、ファンダメンタル価格から大きく乖離していない価格で取引されることが期待されている。それが達成された状態を効率性が高いとよぶ。効率的市場仮説は、実際の金融市場の効率性が高い状態で維持されているという仮説である。効率的市場仮説は、後に述べるように、金融市場の効率性やアノマリーといった価格形成の性質の議論を深めただけでなく、金融工学が作り出したマクロモデルの単純な場合の仮定として多く使われるなど、大きな貢献をした。一方で、多くの批判もある*3。

図 2.3 はファンダメンタル価格と市場価格（株価）の時間推移の模式図である。ここでは株式を例に説明するが、他の資産（債券や不動産、または金などの商品も含め市場取引されるもの全て）でも、本質的には同じ考え方をする。株式の価格（株価） \times 全株式数（発行済株式数）は時価総額とよばれ、これが市場価格（市場で測定された企業の価値）である。また、市場価格は別にはファンダメンタル価格が存在すると考え、1時間や1分といった企業活動の時間軸に比べて短い時間軸では動かないと考えられている。一方、市場価格は企業活動とは関係なく、市場（取引所など）においてとても短い時間で変動する。効率的市場仮説では、ファンダメンタル価格と市場価格の差をノイズと考える。そして合理的な投資家というものを定義し、合理的な投資家はファンダメンタル価格を合理的に測定でき、市場価格がファンダメンタル価格より高いときに売り、逆に市場価格がファンダメンタル価格より安いときに買うことで、収益を得ようとする。[Malkiel 70] は、効率性の度合いを3つの段階に分類し、実際の金融市場がどの段階の効率性を持つのかを実証分析することが、金融市場研究の1つの大きなテーマとなった。3つの段階とは強い順に、強度の効率性 (Strong Form)、準強度の効率性 (Semi-strong Form)、弱度の効率性

*3 代表的な批判の例として [Shiller 00]。なお、[Shiller 00] の著者、ロバート・シラーは効率的市場仮説を唱えたユージン・ファーマ ([Malkiel 70] の第2著者) と同じ 2013 年にノーベル経済学賞を受賞したことからも、効率的市場仮説は大きな功績があるとともに、多くの批判があることも分かる。

(Weak Form) である。

強度の効率性では、いかなる情報を用いても収益を上げられないというものである。経営者などの企業の内部のものしか知りえず、かつ企業活動に重大な影響を及ぼすような情報を情報はインサイダー情報とよぶ。インサイダー情報を用いた株式の取引は、情報の非対称性を用いた不公正な商取引だとして、日本を含む多くの国において法律で禁止されている。強度の効率性を持つ市場では、合理的な投資家はこのようなインサイダー情報をも常に瞬時に把握してファンダメンタル価格を正確に算出できていることとなる。実際にはインサイダー情報の公開直後に市場価格が急変することが多く観測されているため、この強度の効率性は成立していないと考えられていることが多い。実際、インサイダー情報を用いた違法な取引で違法な収益を得る事件は後を絶たず [宮崎 13]、このことから強度の効率性が成立しているとは考えにくい。

準強度の効率性では、インサイダー情報を除く公開された情報を用いても収益を上げられないというものである。この効率性のもとでは、いくらその企業の活動を分析し、収益を予想したとしても、それらの情報は他の合理的な投資家はすでにすべて知っており、すでに市場価格はファンダメンタル価格に収束しているため、収益が得られないというものである。準強度の効率性は成立しているとする研究もあるが、[Fama 92] において、時価総額の絶対金額が比較的小さい企業や、自己資本に比べ時価総額が小さい企業が、その後の市場価格の上昇が他の企業に比べ統計的に有意に大きかったことが示されたことなどから、準強度の効率性も成立していないとする主張も多い。これらのような比較的単純な数値を用いて、市場価格の上昇が比較的大きい企業を選べることをアノマリーとよぶ場合がある。アノマリーがなぜ発生するのかを議論する研究も多い。たとえば、時価総額が小さい会社は会社の規模が小さいので倒産の確率が比較的高くリスクが高いため、そのリスクの見返りに株式投資による収益が得られる、という解釈がなされたりする [Fama 92, Carhart 97]。そして、リスクあたりの投資収益という意味では、たとえアノマリーがあったとしても準強度の効率性が成立しているという議論もある。

弱度の効率性では、過去の市場価格から未来の市場価格を予測できないというものである。過去の市場価格の推移を分析して収益を得ようとする戦略をテクニカル戦略（チャート戦略）とよばれる。弱度の効率性では、テクニカル戦略は機能しない。いっぽう、企業活動を調べ、企業収益を予測しファンダメンタル価格を計測して、市場価格との差を投資収益の機会とするファンダメンタル戦略は機能する。弱度の効率性のもとでは、合理的な投資家はファンダメンタル戦略を用いて投資収益を上げ、テクニカル戦略を用いた投資家は投資収益を上げられないため、時間がたてば、テクニカル戦略をとる投資家は減っていき、合理的な投資家が増えていくと考える研究もある [Friedman 53]。[Carhart 97] では、過去1年間の株価が比較的上昇した企業は、その後も株価が比較的上昇していたことを見つけた。これをもって、弱度の効率性は成立していないとする議論もあるが、一方

で、このアノマリーも、ファンダメンタル価格の変化に対して市場価格がそれに近づくのに時間がかかるため、弱度の効率性は成立しているという議論もある。

その他にもアノマリーは多数発見されている。たとえば、[Lev 96, Chan 01] では設備投資を多くしている企業は株価が比較的上昇していたことを報告している。このようにアノマリーが発見されるたびに、効率性が崩れたという意見と、リスクが高いから（リスクプレミアムがある、という表現をすることもある）リスクあたりリターンでは効率性は破れていない、とか、市場価格がファンダメンタル価格に近づく時間を考慮すると効率性は破れていないなどの意見が現れ、議論が続いている。このように存在すると分析されたアノマリーが、数年後の市場価格のデータを用いて分析すると逆の結果となることも少なくなく、アノマリー探しの研究に対する批判となっている。

実際に効率的市場仮説の考え方で説明しづらい現象の例として、バブルとアンダーシュートの例が挙げられる。効率的市場仮説への批判として、バブルは長期間にわたって市場価格がファンダメンタル価格を大きく上回る状態が続いており、合理的な投資家が支配的ならこのような価格で取引されないはずである、というものがある [Bradford 90, Shiller 00, Shiller 02, Soros 03, Allen 06, 広田 09]。効率的市場仮説を支持する人たちの中でも、そもそもバブルの存在を認めない、すなわち、ファンダメンタル価格も上昇しているから問題ないと主張する人たちと、図 2.4 のように、バブル時は市場価格がファンダメンタル価格を大きく上回る状態が続いていることを認めつつも、長期間ノイズによって、つまり合理的でない無能なトレーダーたちだけが取引している状態であると説明する人たちに分かれている。しかし、効率的市場仮説が否定しているテクニカル投資家の増加によって価格上昇（下落）が助長されていると考えるほうが説明しやすいという主張があり、これを支持する実証分析もある [Frankel 90, 山本 11, Yamamoto 13]。

図 2.5 では、市場価格が大きく下落したあと、上昇することが有意に多いこと [Bremer 91, Bremer 97, Benou 03] を効率的市場仮説がどのように解釈しているかを図示したものである。市場価格の大きな下落は、例えば企業の保有資産が天災により大規模に消失した場合など、短時間で明らかにファンダメンタル価格を棄損しファンダメンタル価格の急落によってもたらされると考える。ファンダメンタル価格の急落後は、ファンダメンタル価格が上昇しやすく、このような現象がおきると説明される（図 2.5 左）。一方、テクニカル投資家の増加を仮定し、ファンダメンタル価格の急落が1度だけおきその後のファンダメンタル価格は一定であり、市場価格急落時にはテクニカル投資家が増加しファンダメンタル価格を下回るところまで価格が下落し、下落後のファンダメンタル価格へ市場価格が戻ってくる、いわゆるアンダーシュートであると考えたほうが説明しやすい（図 2.5 右）という主張もある。後の章で述べるように後者の考え方ならば、人工市場研究においても再現がなされている [Yagi 12b, Mizuta 13f]。

本論文では、効率的市場仮説よりも説明しやすい仮定に基づいて人工市場モデルを構築

する。そして、金融市場の実務で議論となっている、各種の規制・制度、および市場分断化の分析を行い、取引制度や規制の変更に関する意思決定を支援することを最大の目的とする。

なお、投資の実務家の間では、効率的市場仮説が1つの値しか存在しないと仮定するファンダメンタル価格は、投資家ごとにその予想値が大きく異なりかなりの幅があると考えられている [Frankel 90, Allen 90]。また、投資家ごとの投資目的や保有資金などによりその投資家にとってのファンダメンタル価格が、つまり、その企業を保有する価値が、異なるとも考えられている。またファンドの運用者であるジョージ・ソロスは、ファンダメンタル価格は市場価格の関数となっている場合があり、市場価格の上昇によってファンダメンタル価格が上昇するような企業の場合、市場価格の上昇→ファンダメンタル価格の上昇→市場価格の上昇→,, , といった、ポジティブ・フィードバック（ソロスは自己強化プロセスとよんだ）が発生すると主張した [Soros 03]。このように投資の実務家の間では、効率的市場仮説の考え方は全面的に受け入れられているとはいいがたい。とはいえ次節で述べる、実務家も多く用いる金融工学の価格変動モデルは、価格変動モデルの単純な場合として効率的市場仮説を用いることが多く、実務家も効率的市場仮説の貢献の恩恵を受けている。

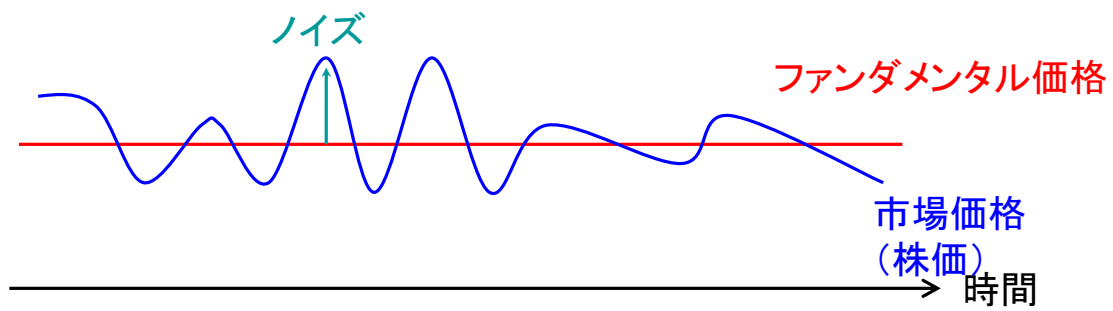


図 2.3 効率的市場仮説によるファンダメンタル価格と市場価格（株価）の関係.

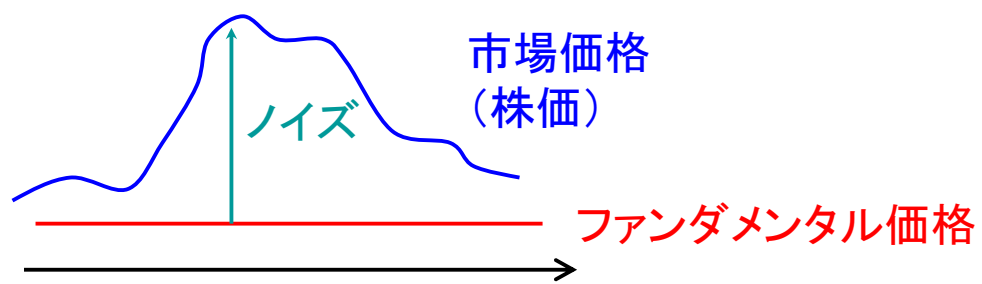


図 2.4 効率的市場仮説では説明しづらい価格推移の例として、バブル現象。赤い線はファンダメンタル価格。長期間にわたってファンダメンタル価格を大きく上回る価格で取引されると解釈する。

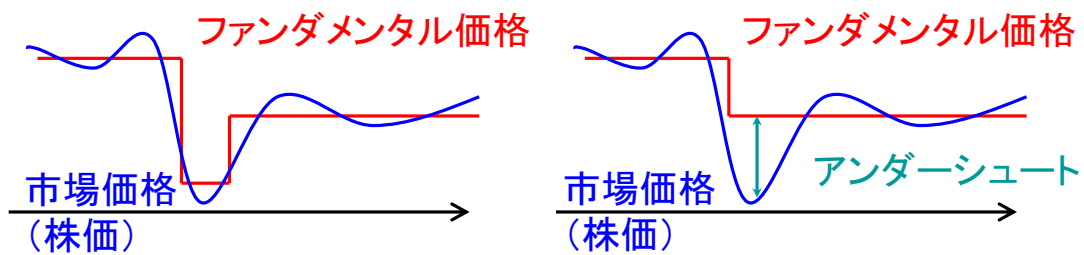


図 2.5 効率的市場仮説では説明しづらい価格推移の例として、アンダーシュート現象。赤い線はファンダメンタル価格。短時間で大きく下落した際リバウンドが多く観測される。(左) 効率的市場仮説ではファンダメンタル価格が急落した後、上昇しやすいと解釈する。(右) 他の説明として、ファンダメンタル価格急落時は、市場価格が急落後のファンダメンタル価格よりもさらに下落するという、アンダーシュートがおき、その後の上昇は急落後のファンダメンタル価格に戻るといったものがあり、こちらのほうが自然な説明であるという主張がある。

2.4 金融市場の実証的モデル (金融工学と経済物理)

金融工学は、投資の実務家の要望に応じた、実務に使えるモデルの提供を行っている。ここでは、市場価格の変動理由などを解明するといったことではなく、実務家が投資を行う際に使えるリスク管理の道具として発展してきた面が大きい。モデルを先に作り、それが実際に当てはまるかどうかを検討するのではなく、物理学などの多くの場合と同様に、実証データの分析を行い、それを表すモデルを作るというアプローチをとる。その際、投資家はどのような投資をしているかとか、なぜそのような価格変動になるのか、などは問わず、市場価格の変動そのものをモデル化する。つまり、投資家行動といったミクロプロセスは取り扱わず、その結果の積み重ねであるマクロ量である市場価格を直接モデル化する。

第2.3節で述べた多くの場合の金融市場研究と比べ、このようなアプローチの違いがあるため、金融工学と別の学問領域であるかのような名前ではばれている。このように同じ金融市場を対象にした研究分野であってもアプローチが違う場合は、別の学問領域であるかのような名前がつけられている。金融工学以外にも、次に述べる経済物理学や、第2.5節で紹介する、行動経済学、実験経済学といった名称がある。これは例えば、物質の巨視的な性質を研究対象にしている物性物理学が、理論、実験、シミュレーションと手法が異なっても、また、量子力学の知見を積み上げる考え方で作られた理論でも、経験則から巨視的な振る舞いを記述する考え方であっても同じ、物性物理学とよばれるのとは、大きく異なる。

経済物理学は、市場価格の統計的性質を明らかにしモデル化しようとする研究が多い(例えば [Sato 12])。また、経済物理学の一部では、エージェント・ベース・シミュレーションを用いて、統計的な市場価格の統計的性質を説明する最小限のミクロプロセスを追求する研究分野もあり [山田 11, Yamada 09]、こちらに関しては広い意味での人工市場研究といえるであろうし、人工市場研究は経済物理学であるという捉え方もある。いずれにせよ、これらの名称の領域は明確なものではない。

さて、金融工学で有名なモデルとして GARCH モデルがある [Bollerslev 86]。GARCH モデルでは、時刻 t における市場価格の騰落率 u_t を以下のようにあらわす。

$$u_t = \sigma_t \epsilon_t \quad (2.1)$$

ここで、 ϵ_t は正規分布乱数、 σ_t は、

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (2.2)$$

である。実際の金融市場のデータを用いた実証研究によって、 α_i 、 β_i を求めると有意に正

であることが分かった。 σ_t は市場価格の騰落率 u_t の 1 標準偏差を示すものであり、ボラティリティとよばれる。

ボラティリティは市場価格の変化の大きさを図る尺度として実務的によく用いられる。そのボラティリティが定数でなく時間に依存し、しかもボラティリティが上昇すると継続しやすいという、ボラティリティ・クラスタリングという現象があるということを示した [Mandelbrot 72, Cont 01, Sewell 06]。なお、ボラティリティ・クラスタリングのように、市場価格の騰落率などマクロ量の統計的な性質を、スタイライズド・ファクトとよぶ [Sewell 06]。ボラティリティ・クラスタリングのほかに市場価格の騰落率の分布の尖度*4が有意に正であるという、ファット・テールがある [Mandelbrot 63, Cont 01, Sewell 06]。その他にも多数のスタイライズド・ファクトが発見されているが、これら 2 つほどには安定して存在しておらず、資産 (株式、債券、為替など) の違いや地域の違い、計測時期の違いによって存在しない場合があることが報告されているものが多い。逆に言えば、ファット・テールとボラティリティ・クラスタリングはいずれの資産でもいずれの地域でもいずれの時期でも有意に存在することが知られており、ある程度普遍的に存在することが分かっている。ただし、その統計量の値は大小さまざまあり、普遍的な数値は存在していない。ファット・テールについては、実証分析でよく観測される騰落率の分布の尖度は 1 ~ 100 程度であり、ボラティリティ・クラスタリングについては、実証分析でよく観測される騰落率の自己相関は 0.01 ~ 0.2 程度と、かなりばらつきがある [Sewell 06]。

さて、GARCH モデルなどの市場価格のモデルによって、保有している資産の価格がどれくらいの損失をどのくらいの確率で被るのか把握できるようになり、投資の実務家の間で、リスク指標として使われている。ボラティリティと並んでよく使われるリスク指標に、Value at Risk がある (詳しい解説書籍として [Choudhry 13])。Value at Risk とは市場価格の 95% や 99% 点の騰落率のことである。市場価格の騰落率は正規分布ではなくファット・テールであるため、ボラティリティだけからは推定できない値となる。Value at Risk はボラティリティよりも稀な事象のリスクを把握するためによく用いられ、その計算には GARCH モデルなどで推定した分布がよく用いられる。

金融工学の大きな功績として、モダン・ポートフォリオ理論がある [Markowitz 52, Sharpe 64, Lintner 65]。資産を複数組み合わせたり、複数の企業の株式を組み合わせたりするなどして投資したものの全体をポートフォリオとよぶ。どのような資産や企業の組み合わせの時に、ポートフォリオの価値の騰落 (リターン) と予測されるリターンの振れ幅 (リスク) が最適なものになるかを、過去の市場価格のデータを用いて分析する理論である。市場価格の騰落率が逆相関のものを組み合わせると、ポートフォリオのリスクは低下

*4 ここでの尖度の定義は、正規分布で 0 となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

する。図 2.6 は、資産 A と資産 B をさまざまな比率で保有した場合の、リスクとリターン（図内では期待収益率）を示している。リスクを最小にしたい投資家は点 D の投資比率を選び、リターンを最大にしたい場合は、すべて資産 A に投資し、リスクあたりのリターンを最大化したい投資家は点 E を選ぶ。このように、投資の実務家たちにとって便利なツールである。

ここまで見てきたように、金融工学はマクロ量である市場価格を分析し、市場価格に関する統計量や特徴を抽出し、市場価格の動きを直接モデル化する。つまり、マクロ量の観測によってマクロ量そのものをモデル化する。そのため、なぜ価格変動がそのようになるのか、ミクロである投資家はどのような特性を持つかなどには触れない。ミクロの分析や、金融市場に潜む素過程やメカニズムの解明、ミクロとマクロの関係性などの分析は行わない。端的に言えば、便利なツールであるがなぜそうなのかは分からない、というものである。

近年、金融危機が起こると金融工学が原因であるとして批判される場合がある。2008 年のいわゆるリーマン・ショックでも一部で批判が展開された（例えば、[NHK 12]）。これまで述べてきたように、金融工学はあくまで過去のデータからわかるマクロ統計量を示したものであり、マクロ的な性質が未来も維持されるかどうかまでは分析したものではない。性質の理由を解き明かしていないので、普遍的な性質なのか一時的なものなのかは当然区別できない。そのようなことを理解せずに、金融工学が推定したモデルが常に成立すると過信した、金融工学の本質を理解せずに使用していた実務家の使い方の問題であり、金融工学そのものが学問的に無意味であるとか間違っているという批判はあたらな。[Taleb 10] の著者であるナシム・ニコラス・タレブは、このような金融工学への理解不足の投資の実務家に対し、「金融工学のモデルを絶対であると信じていることは、自分は過去のデータから死んだことがない、ゆえに、自分は不死身だ、と結論付けているようなものだ。」と分かりやすく説明している。

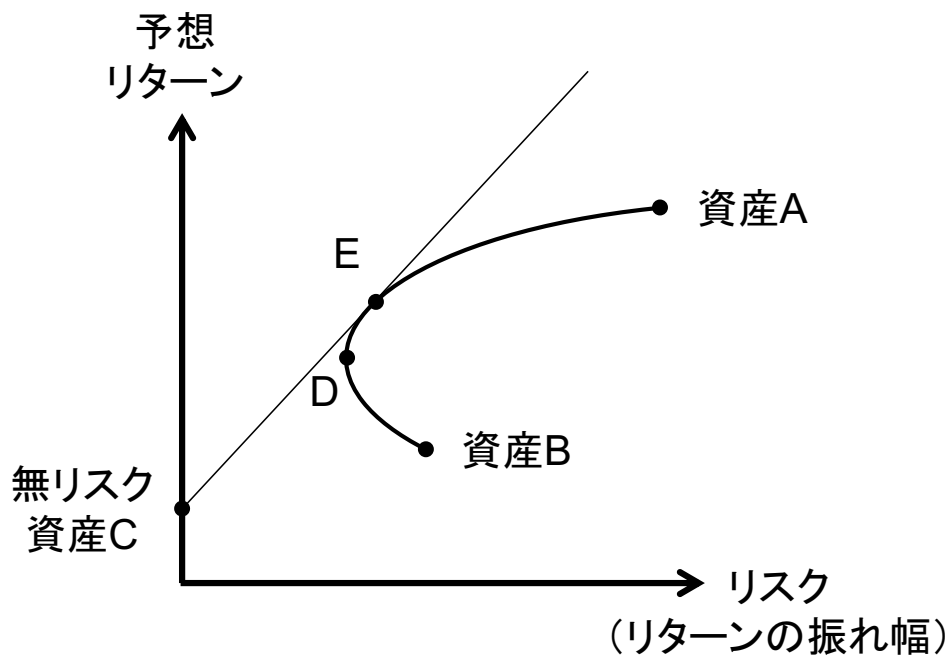


図 2.6 モダン・ポートフォリオ理論の考え方 (イメージ図)

2.5 行動経済学・実験経済学

行動経済学・実験経済学では、投資家へのアンケートや被験者を集めた実験を通じて、投資家の行動を明らかにしようとする。第2.5節で述べた金融工学で扱われていない、投資家というミクロ現象のメカニズムの解明に焦点をあてたものである。

行動経済学で初期の代表的な研究として [Kahneman 79] がある。被験者へのアンケートをもちいて、そもそも人間は、得をしているときは安全策を、損をしているときは危険な勝負にでてしまう傾向があることを明らかにした。また、100% 保障を過大評価してしまうことや、投資を始めた時の投資金額からの増減を不必要に重要視してしまう傾向も発見した。

実験経済学では、例えば、[Hommes 07] では、実験室内に架空の資産を取引する架空の取引市場を用意し、被験者にファンダメンタル価格を教えたとしても被験者たちはそれとは関係ない価格で取引して利益を得ようとする傾向があることを示した。

また、実際の市場の投資家へのアンケート調査を行い、ファンダメンタル価格に基づいた投資手法（ファンダメンタル戦略）と、過去の市場価格を用いた投資手法（テクニカル戦略）のどちらか、または両方を用いていると答える投資家が多く、その他の手法を用いていると答える投資家は少ないことが明らかになった [Frankel 90, Allen 90, Menkhoff 07]。しかも、市場価格が顕著に上昇してバブルが形成されていたのではないかと指摘されていた時期においては、テクニカル戦略を用いていると答えた投資家が増加することが分かっており、市場データを用いた実証研究でもこれを支持する結果が得られている [山本 11, Yamamoto 13]。

これらの結果は、ファンダメンタル価格の存在を仮定し合理的な投資家が支配的であり、テクニカル戦略をとる投資家は収益を上げられず減少していく [Friedman 53] とした効率的市場仮説の考えを否定するものである。そしてこれらの結果を用いれば、効率的市場仮説では“説明しづらかった”，バブルやアンダーシュートを“明快に説明”できるという主張がある [広田 09]。

とはいえ、行動経済学・実験経済学は、金融工学のようにマクロ現象を包括的に説明するような理論を打ち立てることはできておらず、具体的に実務に役立つツールを提供するに至っていない。行動経済学・実験経済学は、合理的な投資家を仮定すると説明しづらい現象のミクロメカニズムの解明に大きく貢献したが、金融市場の全体を包括的に説明し、効率的市場仮説や金融工学に完全にとって代わるものではない。これは、物性物理で例えれば、量子力学に基づいた考え方でミクロ現象を解明しようとする手法と、巨視的な観測からモデルを組み立てようとする手法が、どちらかが間違っているということではなく、おのおの長所短所をお互いに持ち相補的な手法であることと似ている。

2.6 人工市場シミュレーション

ここでは、本論文で使用する手法である、人工市場シミュレーションについて述べる。人工市場モデルの具体的な構築方法については第3章、第4章で詳しく述べるが、ここでは簡単に、どのような使われ方をしているかということと、これまで述べてきた他の手法で得られた結果をどのように取り込んでいるかを述べる。

人工市場シミュレーションは図2.7で示すように、投資家を計算機内で模倣したエージェント（多くの場合は複数）と、同じく計算機内で模倣した取引所を用意する。いずれも、計算機内にあるので、計算機だけで完結したシミュレーションとなる。人工市場シミュレーションは、これまで説明してきた手法ではできなかった、マイクロである投資家の振る舞いの積み上げによって、マクロである市場価格の形成を観測することができる。つまり、唯一、マイクロとマクロの相互作用をきちんと取り扱える手法となる。人工市場シミュレーションを用いて行う研究課題は大きく分けて、多くの市場で共通して起こっているマクロ現象をマイクロレベルでメカニズムを解明することと、金融市場で実際に問題となっているマイクロ・マクロ相互作用の分析の、2つに分けられる。

1つ目の、市場共通のマクロ現象をマイクロレベルでメカニズムを解明することは、例えば、金融工学が明らかにした市場価格の統計的性質、スタイライズド・ファクトを再現するために、最小限のマイクロメカニズムは何であるかという研究が行われている。例えば、[山田 11, Yamada 09]では、過去の市場価格の騰落率が上がっていれば将来も上がり、下がっていれば下がるであろうと予測する、テクニカル戦略でも特に順張り戦略^{*5}のエージェントさえいけばファット・テールが再現され、他のエージェントの注文間隔が短くなれば自分の注文の間隔も短くするようにすれば、ボラティリティ・クラスタリングも再現できることが示した。これについては、第3章でも詳しく述べるが、効率的市場仮説が仮定する合理的な投資家を一切入れなくても、市場価格の統計的性質を再現ことができ、逆に、効率的市場仮説が支配的には存在しないと主張するテクニカル戦略の投資家がいないと、主要なスタイライズド・ファクトが再現されない可能性を示したことは、学術的に大きな貢献である。このように、人工市場モデルはマイクロレベルである投資家がどのようなものであるかの分析の1つの方法を提示している。

2つ目の、金融市場で実際に問題となっているマイクロ・マクロ相互作用の分析では、例えば、これまでに行われたことがない金融市場の制度や規制の変更があった場合や、これまでほとんど問題とされてこなかった種類の特種な投資家の存在が多くなった場合、最

^{*5} テクニカル戦略には大きく分けて順張り（買い）と逆張り（売り）がある。順張りとは、市場価格が上昇（下落）していれば買う（売る）ことであり、逆張りとは市場価格が上昇（下落）していれば売る（買う）ことである。

近登場した高頻度取引の増加*6などが、市場価格の形成にどのような影響を与えるかを調べるものである。そもそも金融市場は、市場参加者たちの取引を通じて実態価値であるファンダメンタル価格を発見する、価格発見機能を持つことが期待されており、そのため、ファンダメンタル価格から大きく乖離していない価格で取引されることが期待されている。市場価格は取引されるものの価値測定という価格発見メカニズムの結果であるが、ファンダメンタル価格と乖離し続けたり、また、市場価格が乱高下したりするなどの金融危機が起こることは、避けるべきことである。そのための、これまでにない規制・制度の設計や、これまでにない投資家、取引手法が与える影響をシミュレーションであらかじめ知り、どのような影響が“あり得るのか”を事前に知ることはとても有益である。

ここで、“あり得る”と強調しているのには意味がある。人工市場シミュレーションは現段階では、未来を正確に予測する能力を持っていない。これは他の社会現象をシミュレーションする、社会シミュレーション全般に言える [出口 09]。むしろ社会シミュレーションでは、起こり得るシナリオを多く作り出して、そこで観測されるミクロ・マクロの相互作用から、これまでに考えられてこなかったメカニズムでの現象や社会的な副作用をあらかじめ見つけておくことが、重要な役割となる。

このようにあり得る社会をあらかじめ調べ上げることを、[和泉 12a]では可能世界ブラウジングとよんだ。図 2.8 に人工市場シミュレーションが得意な領域を示した。金融工学やその他の実証分析は、過去起きた現象の一部を分析できる。過去起きた現象を全て網羅しているとは限らないが、実際に起きたことを取り扱っていることは保障されている。一方、人工市場はこれから起こる現象を取り扱うことができることが強みである。しかし、それが本当にこれから起きる現象なのかは、人工市場シミュレーションだけからは分からない。あくまであり得る現象を多く出力することを得意とする。また、金融工学やその他の実証分析が取りこぼした過去起きた現象を分析できる場合もあるであろう。もちろん、市場共通のマクロ現象をミクロレベルでメカニズムを解明するといった、金融工学で取り扱っている現象を、マクロ・ミクロ相互作用に踏み込んで分析することも強みとなる。

さて、金融市場の規制・制度では、導入した時に市場価格の形成にどのような影響を与えるか議論される。人工市場シミュレーションが用いられる前は、“おそらくこういう影響があるのではないか”という分析がなされないか、または分析されるにしても似たような規制・制度が導入された際の実証分析や、分析したい規制・制度以外の環境が大きく異なる環境での実証分析しか行えないことが多く、純粋な規制・制度の導入効果が事前にはっきりすることはほとんどなかった。人工市場シミュレーションはその導入の純粋な効果を見ることができうるうえ、過去に導入されたことがないものも分析することができる。ただその効果は確実な予想ではない。さまざまなケースでのシミュレーションを行い、こ

*6 実証分析として、[中山 13]

れまで予想されていなかったメカニズムでの現象や社会的な副作用を見つけておき、その知見を加えて、導入の是非を検討するのである。言われてみれば当たり前だが、シミュレーションがそれを示すまでは誰も主題に取り上げなかった，“コロンブスの卵”的な現象やメカニズムを、規制・制度の導入議論に入れることが、人工市場シミュレーションの大きな役割となる。すなわち、それらの導入によって、あり得る世界をあらかじめ探索しておく、可能世界ブラウジングを行っておくことで、導入の是非の議論が客観的で深いものとなっていく。

さて、人工市場シミュレーションは計算機の中で行われ、通常は実際の市場のデータは入力されない。そのため、モデルが実際の市場で起こり得る世界をシミュレーションしていることを、人工市場シミュレーションの世界だけで示すことはできず、これまで述べてきた他の手法で解明された実際の市場についての知見を用いた分析が不可欠である。

図 2.9 は人工市場シミュレーションと他の手法との関係を示したものである。人工市場モデルは、少なくとも、金融工学がどのような資産でも、どのような時期でも存在するであろうと明らかにしてきた、マクロ現象の性質であるファット・テールとボラティリティ・クラスタリングというスタイライズド・ファクトを再現する必要がある。そして、マクロ現象である市場価格の性質を再現できれば、エージェント部分のミクロモデルはなんでもよいという訳ではない。行動経済学や実験経済学が明らかにしてきたような投資家像とある程度の整合性を持つ必要がある。これらとかけ離れたエージェントモデルでマクロ現象を再現したとしても、ミクロ・マクロ相互作用メカニズムを分析する際、実際の市場と対応付けした解釈や意味づけができなくなってしまうからである。これらの要素を満たした、マクロ現象、ミクロ現象ともに、金融工学や行動経済学で明らかになった知見をつかって妥当なものとすることによって初めて、実際の市場に対応したマクロ・ミクロ相互作用を議論することができる。そして、未知の環境を実験し、可能世界ブラウジングを行い、実際の金融市場での制度設計・政策の議論に、見落とされていた経路での現象や副作用を提示することが、人工市場シミュレーション研究の大きな役割の1つである。

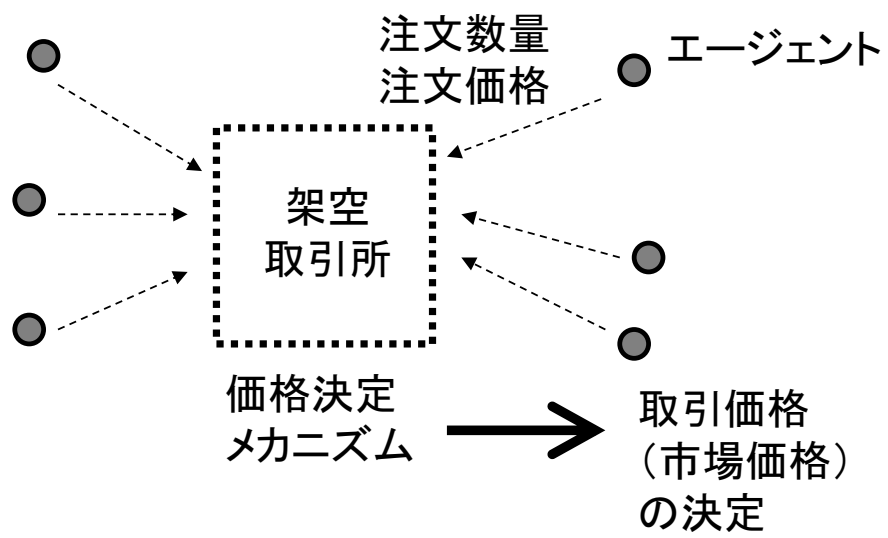


図 2.7 人工市場モデル

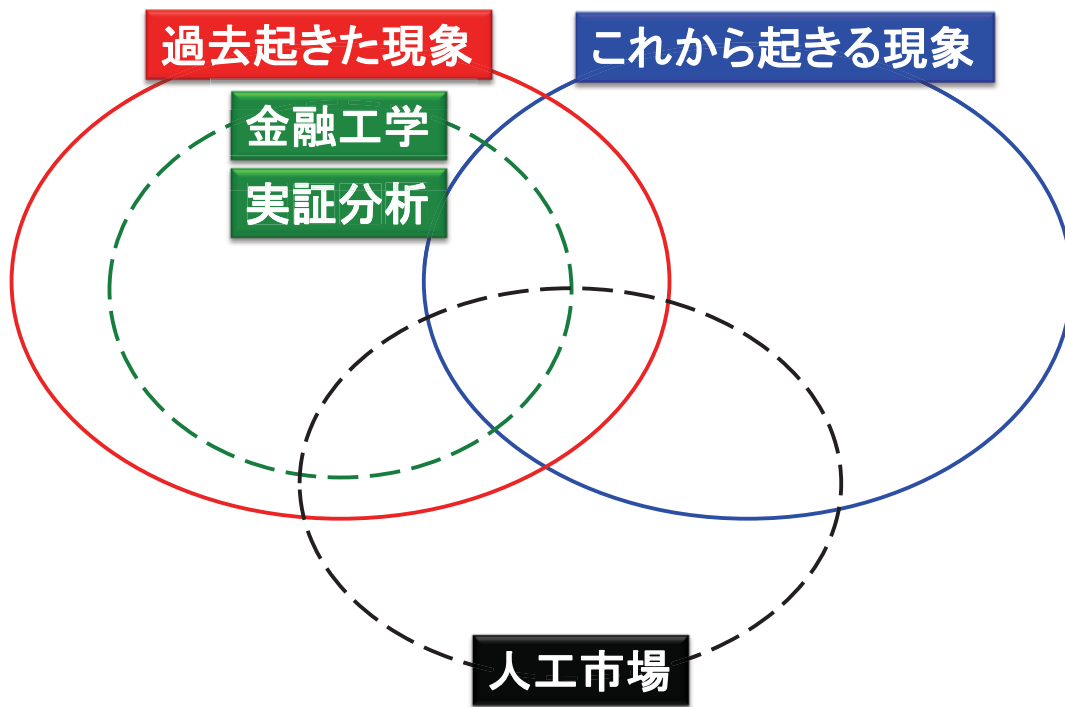


図 2.8 人工市場シミュレーションが得意な領域

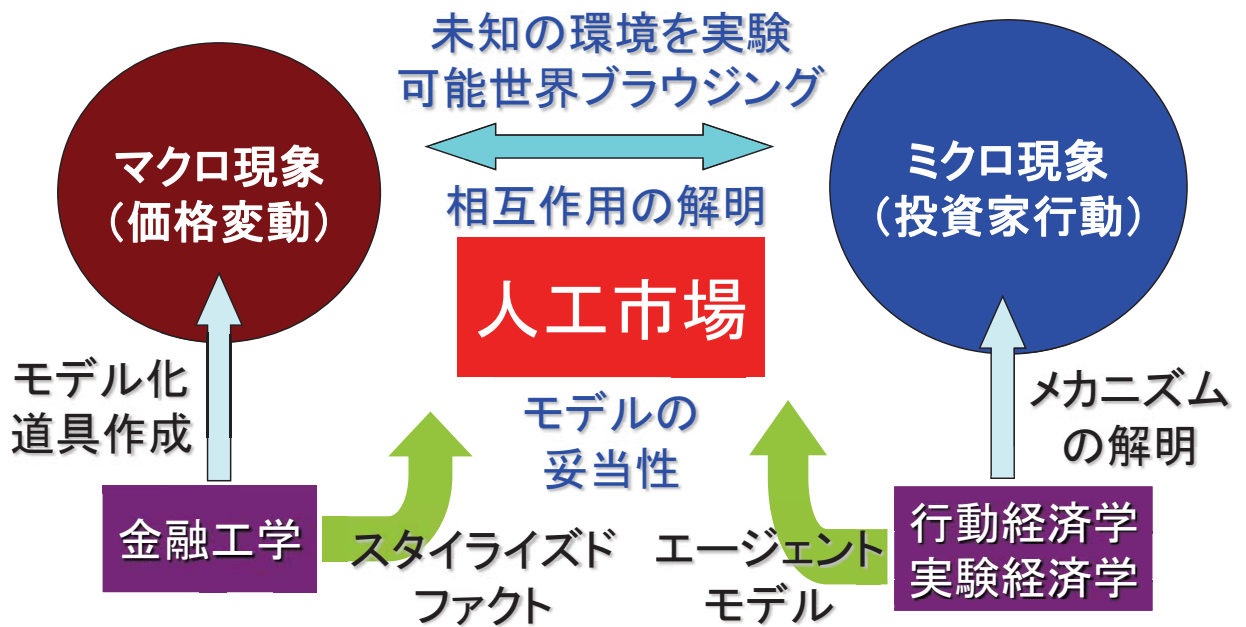


図 2.9 人工市場分野から見た周辺分野との関係

2.7 まとめ

本章ではまず、金融市場の研究は期待される機能から、金融市場の性質に関する仮説を立て、その仮説について検討するための実証分析を行うというアプローチをとることが多く、代表的な仮説として効率的市場仮説を取り上げた。効率的市場仮説は金融市場の効率性やアノマリーといったマクロである価格形成の性質の議論を深めただけでなく、金融工学が作り出したマクロモデルの単純な場合の仮定として多く使われるなど、大きな貢献をした。一方、バブルやアンダーシュートなど明快には説明できない現象がいくつかあり、批判を浴びてきた。

金融工学はマクロ現象である市場価格の性質を実証分析し、マクロ現象を直接モデル化することを行い、金融市場の実務家の活動に役立つ道具を生み出してきた。一方、行動経済学や実験経済学は被験者や実際の金融市場での投資家へのアンケート調査や被験者を用いた仮想市場での実験により、金融市場でのミクロである投資家がどのような性質を持っているのかを明らかにしようとしている。

これらの手法は、マクロとミクロそれぞれの性質の解明を行っている。一方、人工市場シミュレーションでは、これらの手法ではできなかった、ミクロである投資家の振る舞いの積み上げによって、マクロである市場価格の形成を観測することができる。つまり、唯一、ミクロとマクロの相互作用をきちんと取り扱える手法となる。

金融市場の規制・制度では、導入した時に市場価格の形成にどのような影響を与えるか議論される。人工市場シミュレーションはその導入の純粋な効果を見ることができうるうえ、過去に導入されたことがないものも分析することができる。ただその効果は確実な予想ではない。さまざまなケースでのシミュレーションを行い、これまで予想されていなかった、“あり得る”メカニズムでの現象を見つけておくことが、人工市場シミュレーションの大きな役割となる。

人工市場シミュレーションは計算機の中で行われる。そのため、モデルが実際の市場で起こり得る世界をシミュレーションしていることを、人工市場シミュレーションの世界だけで示すことはできず、他の手法で解明された実際の市場についての知見を用いた分析が不可欠である。

人工市場のモデル化の論点に関しては続く、第II部で詳しく述べる。

第II部

人工市場モデルの設定

第3章

人工市場モデルの基本的な考え方とモデル化の選択軸

3.1 はじめに

ここでは、人工市場モデルを構築するにあたり、どのような考え方で構築され、モデルの設定に使用目的に応じてどのような選択軸があるのかを述べる。第2章で述べたように、人工市場モデルは他手法で得られた知見にもとづいて構築され、妥当であるかどうか考察される。まず、これら妥当性について述べ、その後、エージェントのモデル化について、どのような投資戦略でモデル化すべきかを述べる。そして、エージェントは学習すべきかどうか述べ、発注数量の決め方について述べる。また、価格決定メカニズム（架空の取引所）のモデル化について述べる。

3.2 妥当性について

人工市場モデルの妥当性は、図 3.1 に示したように、以下の3点について検討されるべきであると考えられる。

妥当性 (1) 現実のマクロ現象である市場価格の統計的性質を再現

妥当性 (2) ミクロモデルであるエージェントは現実の投資家像と整合

妥当性 (3) 調査目的に応じた適切な複雑さ

妥当性 (2) に関しては第 3.3 節以降で詳しく述べる。また妥当性 (3) についても詳細な個別議論は第 3.3 節以降で行い、ここでは考え方を述べる。

“妥当性 (1) 現実のマクロ現象である市場価格の統計的性質を再現” に関して述べる。人工市場モデルは普遍的に存在するマクロ現象を再現すべきであると考えられる。人工市場シミュレーションでは図 3.1 に示すように、マクロ現象である市場価格の騰落率や売買数量をモデル化しない。あくまで、投資家を模した“エージェント”と取引所を模した“価格決定メカニズム”といったミクロメカニズムをモデル化し、そのミクロメカニズムの相互作用の積み上げとしてマクロ現象が出力される。そのため、ミクロメカニズムのモデル化は現実の市場に即したものとし、結果として出力されるマクロ現象は現実の市場を再現されるように作る必要がある。

しかし、普遍的ではなく特定の時期や資産、地域で出現するマクロ的性質すべてを再現することは目的ではない。調査目的に応じて、着目する現象の時間スケールや地域や資産で出現するマクロ的性質の再現は必須であるが、調査目的とは直接関係のないマクロ的性質の再現は必須ではない。必要以上に多くのマクロ的性質を一つのモデルで再現しようとすると、過剰に複雑なモデルをもたらし、後に詳しく述べる妥当性 (3) に反する恐れがある。例えば、数ヶ月くらいの現象に着目しているのに、1秒以下の時間スケールで出現するマクロ現象の再現は必須ではない。逆に、数秒程度のいわゆるマイクロストラクチャーに着目しているときに、数日以上にわたって出現するマクロ現象の再現は必須ではない。

さて、第2章でも述べたように、市場価格や市場での売買数量（出来高）の統計的性質はスタイライズド・ファクトとよばれ、多く発見されている。[Sewell 06] など多くの研究で述べられているように、金融市場は不安定であり、安定的に、どのような時期にも有意に観測されるスタイライズド・ファクトは以下の2つしかない。すなわち、ファット・テール [Mandelbrot 63, Cont 01, Sewell 06] とボラティリティ・クラスタリング [Mandelbrot 72, Cont 01, Sewell 06] である。しかも、これらは統計量の有意に正であることだけが安定して観測され、値そのものは、時期によって異なる。ファット・テールについては、実

証分析でよく観測される騰落率の分布の尖度^{*1}は1～100程度であり、ボラティリティ・クラスタリングについては、実証分析でよく観測される騰落率の自己相関は0.01～0.2程度と、かなりばらつきがある [Sewell 06]。すなわち、金融市場に共通する性質を分析対象とする人工市場が再現すべきは、これらの統計量が有意に正であることであって、特定の値に近づけることは本質的ではない。

ファット・テールは、市場価格の騰落率の分布が正規分布ではなく裾が厚い、すなわち、尖度が正であることである。正規分布で予想されるよりも、大きな上昇・下落が多いことを示している。ファット・テールはほとんどの金融資産、時間スケール、地域や時期に存在していることが知られている。しかしながら、尖度の値の大きさは、おのおの異なり、安定していない。

ボラティリティ・クラスタリングは市場価格の騰落率の2乗が、大きなラグでも自己相関係数が有意に正であることである。ラグが小さいほうが自己相関係数は大きいですが、それでもせいぜい0.2程度であり、ラグが大きくなると有意に正であるとはいえ、0.01から大きくても0.1程度である。すなわち、人工市場モデルがボラティリティ・クラスタリングを再現したかどうか議論する場合、自己相関係数が大きすぎると、かえって、実際の金融市場を再現しているとはいいがたい。ファット・テール同様、値の大きさは安定していないため特定の値に近づけることが問題ではなく、妥当な値の幅に入っているかどうかは検討すべきことである。

“妥当性 (3) 調査目的に応じた適切な複雑さ”について述べる。モデルがどの程度複雑であるべきかは、調査目的によって異なる。シミュレーション結果が、定量的にも現実の金融市場に近くなるようにすることが目的であれば、複雑なモデルが必要となる。現実の金融市場で起きている現象に関連する要素をできるだけ網羅するようにモデル化を行い、現実と同じことがシミュレーションでも起こすことが目的となる。例えば、実際の金融市場で過去に起きたイベントを忠実に再現して、何が起きていたのかを分析する場合があげられる。

一方で、現実を忠実に再現するというよりは、未来に起こる可能性がある現象を調べ上げ、それらの現象の発生メカニズムを分析して知識を得る調査の場合、モデルが複雑すぎると関連する要素が多くなりすぎて、発生メカニズムの理解を妨げてしまう。本研究では、現実の金融市場で議論されている規制・制度を取り扱うが、金融市場でこれから実際におこる現象を定量的にも忠実に再現することが目的ではなく、それらの規制・制度がどのようなメカニズムで価格形成に影響を与え、どのようなことが起こり得るのかという知識獲得が目的である。そのため本研究では、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実

^{*1} ここでの尖度の定義は、正規分布で0となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

装するため、現実の取引所（取引市場）を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは妥当性 (1),(2) を満たす範囲内で、なるべくシンプルなモデルを目指した。

複雑な人工市場モデルに対して、モデルが複雑になるとパラメータが増えモデルの評価が困難になるという批判がある [Chen 12]。パラメータが増えるほどさまざまな出力がだせるようになり、モデルを作った人が導きたい結果へ恣意的に導くためのパラメータ設定が行われる恐れがある。シンプルでパラメータが少ないモデルほど、パラメータ調整によって特定の結果に導くことが困難であるため評価が容易となる。恣意的でないにしても、例えば、数日程度の時間スケールの現象を見ようとしているのに数ミリ秒といった時間スケールのスタイライズド・ファクトを再現するためだけにパラメータを増やしたとする。パラメータは増やさなくても数日程度の時間スケールのスタイライズド・ファクトは再現されているとする。この余計なパラメータ調整によって、現実には非常に起こりにくい長時間・短時間スケールの相互作用による現象を起こしてしまうかもしれない。そのような現象はこの調査においては本質的でなく、余計な可能性について検討してしまう恐れがある。なお、長時間・短時間スケールともに重要であるような現象の分析であるならば、このようなパラメータは必要であることはいうまでも無い。その場合でも、長時間スケールだけのシミュレーション結果、短時間スケールでのシミュレーション結果をよく研究された上で、そのような相互作用が起こり得るのかどうか慎重に検討し、パラメータの増加の是非を検討すべきだと考えられる。

次節以降、具体的にどのようにマイクロ（エージェントおよび価格決定メカニズム）をモデリングするかを述べる。すなわち、“妥当性 (2) ミクロモデルであるエージェントは現実の投資家像と整合”について述べていく。そこでは、“妥当性 (1) 現実のマクロ現象である市場価格の統計的性質を再現”しつつ、“妥当性 (3) 調査目的に応じた適切な複雑さ”に留意することとなる。すなわち、正確に規制・制度が実装できる価格決定メカニズムのモデルを作成する一方、分析対象にとって本質的なマクロを再現できて、かつ現実に即しているエージェントモデルのうち、なるべくシンプルなエージェントモデルを探す、ということを行っていく。

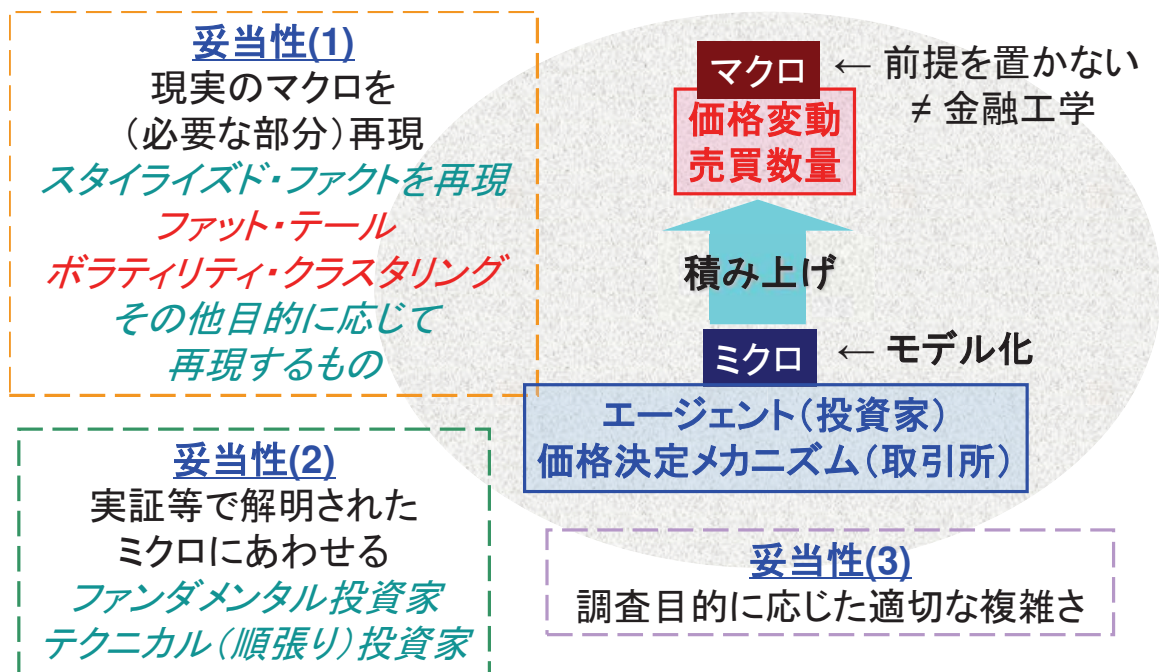


図 3.1 人工市場モデルの3つの妥当性

3.3 エージェントの価格の予想方法（投資戦略）

ここでは投資家を模したエージェントがどのように取引されている資産の価格を予想するか、すなわち投資戦略についてどのようにモデル化するかについて述べる。エージェントがとり得る戦略は無限に存在する。しかし本研究では、前節で述べたように、みだりに戦略を増やすことは行わず、マクロ現象を再現するに本質的な戦略のみを実装する。

Natureに掲載された [Lux 99] では、エージェントがとる戦略をファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の2つに集約することにより、比較的シンプルなモデルで重要なスタイライズド・ファクトであるボラティリティ・クラスタリングを再現した。この研究により、エージェントがとる投資戦略はこれら2つを軸に実装されるようになった。

図 3.2 は、これら2つの戦略を模式的にあらわしたものである。ファンダメンタル戦略は、市場価格とファンダメンタル価格を比較し、市場価格のほうが高ければ市場で取引されている資産を売り、安ければ買う戦略である。一方、テクニカル戦略は過去の市場価格と比べて上昇していれば買い、下落していれば売る戦略である。なお、一般的にテクニカル戦略は過去の市場価格を用いた投資戦略すべてをさし、例えば、市場価格が下落（上昇）していれば買い（売り）といった“逆張り戦略”も含んでいる。しかし、本論文では市場価格が上昇（下落）していれば買う（売る），“順張り戦略”のみを取り扱う。後で述べるように、順張り戦略のみが、スタイライズド・ファクトを再現するのに必要であることが分かっているからである。

図 3.2(a) は、ファンダメンタル戦略とテクニカル戦略（順張り戦略）の投資判断が逆になったケースである。市場価格がファンダメンタル価格を上回っており、市場価格が上昇しているため、ファンダメンタル戦略は売り判断、テクニカル戦略は買い判断となる。(b) のケースも両戦略の判断が逆になっており、(a) とは逆に、ファンダメンタル戦略が買い、テクニカル戦略が売り判断となっている。(c)、(d) のケースのように、同じ判断になる場合もあり、例えば (c) の場合、市場価格がファンダメンタル価格を下回っており、市場価格が上昇している場合、両戦略とも買い判断となる。(d) はこの逆のケースで両戦略が売り判断となっている。

[Lux 99] では、なぜこの2戦略にしたのかは議論されていない。その後の研究においてもこの論点はあまり議論されていない。実験経済学などによって行われたアンケートを用いた研究や被験者を対象に行った実験研究によって、この2戦略を使用する妥当性が示されていると考えられることを述べる。

実際の金融市場での投資家を対象に行った多くのアンケート調査において、どのような投資戦略を使用しているか尋ねたところ、多くの投資家がファンダメンタル戦略かテクニカル戦略またはその両方を使用していると答えた（優れたレビューとして [Menkhoff

07]). 図 3.3 は [Menkhoff 07] の Table.2 を引用したものである。いずれのアンケート調査の研究においても、ファンダメンタル戦略かテクニカル戦略だけで、少なくとも半分以上を占めており、80% 以上の高い数値を示す研究もある。すなわち、現実の金融市場での投資家たちの多くは、これらの 2 戦略を軸に投資を行っていることがわかる。

被験者に対して行った実験研究により、人間は本来的にテクニカル戦略、しかも順張り戦略を行うことが知られている。[橋本 08] は、被験者に架空の価格の推移を見せ、被験者にその後価格がどうなるかを予想させた。図 3.4 は [橋本 08] の図 1 を引用したものであるが、被験者にはこのような画面を見せた。この際、表示されているものが架空の価格であること、そしてその価格は完全にランダムに動いている（騰落率は正規乱数で決定）されていることも、被験者は説明を受けている。つまり、表示されている価格がその後どうなるかは予測できるものではないことを、被験者は知らされている。それにも関わらず、多くの被験者が、価格がその後どのようなようになるかを予想することを試み、しかもその予想は順張り戦略であることが分かった。このような実験研究により、確かに、人間は本来的に順張り戦略を用いることが示された。

多くの経済物理学の研究（例えば、[山田 11, Yamada 09]）によって、テクニカル戦略である順張り戦略と、注文間隔に対しての順張り、つまり注文間隔が狭くなるとエージェントも高頻度に注文するようになる、というモデル化だけで主要なスタイライズド・ファクトであるファット・テールとボラティリティ・クラスタリングが再現されることが示されている。

これまでに、ファンダメンタル戦略だけでこれらが再現されるという研究はない。そのため、市場のマクロ現象を再現するのにファンダメンタル戦略は必要ないという主張もある。第 2 章で示したように、効率的市場仮説によれば、ファンダメンタル戦略が主要な戦略であり、テクニカル戦略はいたとしてもノイズであり、テクニカル戦略は利益をあげることができないため減少していくと考えられている [Friedman 53]。しかし、これまで述べてきたようなアンケートを用いた研究では、テクニカル戦略を使用していると申告する投資家は実際に多く存在し、実験研究では人間は本来的にテクニカル戦略を用いることが示され、経済物理学はテクニカル戦略のみでスタイライズド・ファクトが再現されマクロ現象を再現できることを示している。そのため、人工市場のエージェントのモデル化においては、テクニカル戦略は必要であり、ファンダメンタル戦略は、必ずしも必要ではないと考えられる。

とはいえ、アンケート調査が示しているようにファンダメンタル戦略を行っていると申告している投資家は多く、テクニカル戦略よりも多くのファンダメンタル投資家の存在を示す研究も多い。資産の種類によっては、ファンダメンタル価格の存在が、その資産の本質的な性質から明らかな場合がある。例えば、債券は満期になれば一定のあらかじめ決められた金額が手に入り入るため、債務者が破産する可能性や、一般的な他の債券市場での

金利の変動などの不確定要素はあるにせよ、その決められた金額から平均的な金利などから逆算できる価格付近で取引されていることも多い。その、何らかの方法で逆算された価格をファンダメンタル価格とみなすことは可能であろう。また、株式においては、株式を全て手に入れたものは取締役を交代させて全ての利益を配当する取締役にに入れ替えることにより、全ての利益を未来永劫現金で手に入れることができる。この考えから、未来の全ての利益を手に入れることの価値を計算してファンダメンタル価格とすることは可能である(例えば, [Ohlson 95])。

しかし、いずれの場合も破綻するかどうかや、未来の利益がどうなるか、また未来の利益はどれくらい割り引かれたものでよとするか、また場合によっては、買う人がもともと行っている事業がその株式会社と協力すれば付加的な利益を出せる場合など買う人による価値の違いなどもあり、ファンダメンタル価格は投資家全員が合意した1つの値が見出せることはありえない。つまり、ファンダメンタル戦略は多く存在するのは確かだが、投資家全員が合意した1つの値に収束するようなものではなく投資家ごとにファンダメンタル価格はばらつきがあり、明らかにファンダメンタルからの大きな乖離が起きていない範囲ではでたらめな投資を行うノイズ・トレーダーのようなモデルで十分再現できている可能性すらある。そのため、ファンダメンタル戦略は人工市場モデルに必ず入れなければならないものというよりは、分析する対象によっては入れても差し支えない、というものであると考えるのが妥当であろう。

ファンダメンタル戦略を入れたほうが良い場合は以下のようにいくつか考えられる。

- (1) 取引価格帯を変えたくない
- (2) ファンダメンタル価格を急変させることにより市場混乱をモデル化したい
- (3) ファンダメンタル価格の変化量と市場価格の変化量を比較したい
- (4) 誤発注などで著しく押し下げられた市場価格が戻る過程を見たい

(1) は、テクニカル戦略のみの場合、市場価格が10倍になったり1/10になったりすることは多く発生するが、何かしらの理由で市場価格をある水準付近にしておきたい場合はファンダメンタル戦略を入れても良いと考えられる。例えば、似たような価値の2つの資産を取引する場合や、ある価格帯での取引が前提となる制度や規制を分析している場合などが考えられる [水田 13c, Mizuta 13d, 水田 14a, Mizuta 14c]。 (2) は市場混乱を対象とした分析をしたい場合に有効な方法である [八木 12a, 水田 13b, Mizuta 13e, Mizuta 13f]。 実際、金融市場では企業の保有資産が天災により大規模に消失した場合などファンダメンタル価格が棄損されファンダメンタル価格の急落によってもたらされると考える市場価格の大きな下落がしばしば観測される。 (3) では、ファンダメンタル価格の変化量が増幅された形で市場価格が形成されているという仮説を調べるのに用いられる(例えば, [Chiarella 02, Chiarella 09])。 (4) は誤発注による市場混乱をどのような制度・規制なら混乱を大きくしないかを分析する場合などに用いられる [水田 13a, Mizuta 14b]。

これらの理由は、注目している現象をシミュレーションするための技術的な理由である。ファンダメンタル価格が存在するかどうかを検証したり、効率的市場仮説の是非を議論したりするためのものではなく、あくまで、あったほうがシミュレーションしやすいかどうか、という観点である。

図 3.5 は本節の議論をまとめたものである。本節では人工市場のエージェントのモデル化において、エージェントが採用する投資戦略がファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の2つを軸に議論されることを述べた。実際の金融市場の投資家へアンケート調査を行った多くの研究は、ファンダメンタル戦略かテクニカル戦略、またはその両方を用いている投資家が少なくとも半数以上を占めていることを示した。効率的市場仮説では、ファンダメンタル戦略を行う投資家が支配的であり、テクニカル投資家は少数であると考えられる。しかし、行動経済学・実験経済学では被験者に行う実験を通じて、人間は本来的にテクニカル戦略を用いることを示した。さらに、経済物理学ではテクニカル戦略のみでスタイライズド・ファクトを再現、すなわち金融工学がモデル化したマクロ現象の再現ができることを示した。これらの結果により、テクニカル戦略は人工市場のエージェントに必要であると考えられ、また、ファンダメンタル戦略は必ずしも必要ないと考えられる。また、債券や株式の定義から、幅はあるにせよファンダメンタル価格は存在すると考えられる。また、アンケート研究から、ファンダメンタル戦略を実施している投資家は多い。そのため、ファンダメンタル戦略は必要があれば実装されることは問題ないとも考えられる。

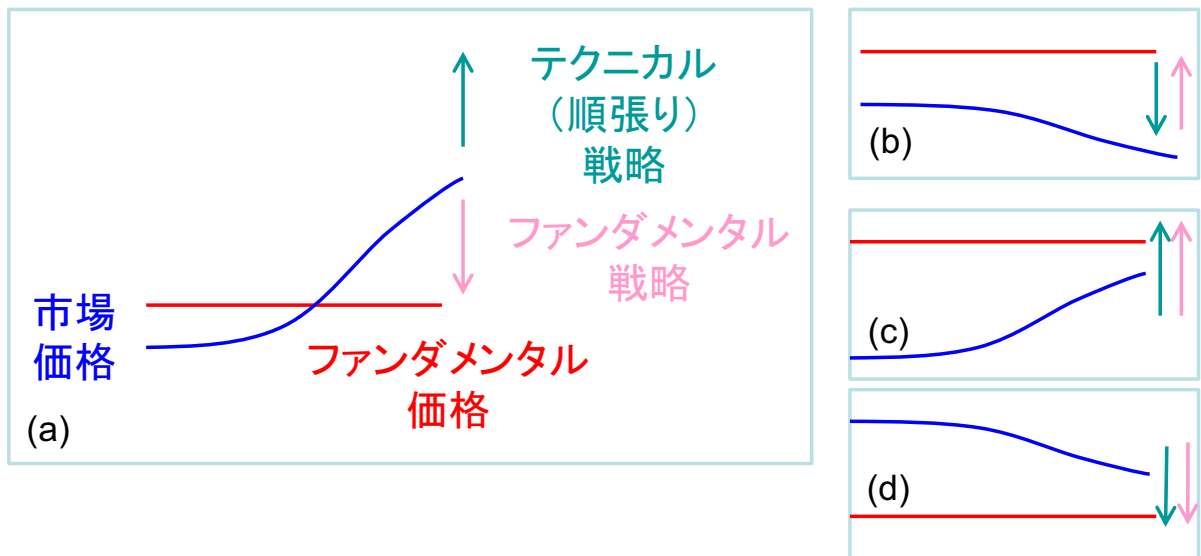


図 3.2 エージェントのモデル化に用いられる 2 つの投資戦略，ファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の模式図

TABLE 2
THE IMPORTANCE OF TECHNICAL ANALYSIS ACCORDING TO QUESTIONNAIRE SURVEYS

Study	form of analysis for decision making	some use of technical analysis	share of technical plus fundamental analysis to total forms ⁽²⁾	share of technical analysis to technical plus fundamental analysis ⁽²⁾	the relation between the weight of technical analysis and horizon
Taylor and Allen (1992)	fundamental analysis; technical analysis	89.4%	100%	32% ⁽⁴⁾	strictly negative
Menkhoff (1997)	fundamental; technical; flow analysis	>90%	82%	45%	weakly hump-shaped
Lui and Mole (1998)	fundamental; technical	~100%	100%	51% ⁽⁵⁾	strictly negative
Cheung and Wong (2000) ⁽¹⁾	fundamental; technical; bandwagon; overreaction; speculative forces	n.a.	62% ⁽³⁾	40% ⁽³⁾	strongly hump-shaped
Oberlechner (2001)	fundamental; technical	>98%	100%	49%	strictly negative
Cheung and Chinn (2001) ⁽¹⁾	see Cheung and Wong (2000)	n.a.	56%	29%	strongly hump-shaped
Cheung, Chinn and Marsh (2004)	see Cheung and Wong (2000)	n.a.	49% ⁽⁶⁾ 54% ⁽⁷⁾	47% ⁽⁶⁾ 29% ⁽⁷⁾	strongly hump-shaped
Gehrig and Menkhoff (2004)	fundamental; technical; flows analysis	>90%	77%	53%	weakly hump-shaped

図 3.3 [Menkhoff 07] の Table.2 より

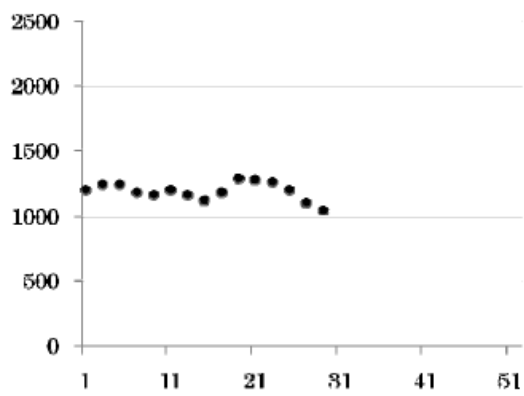


図 1. 提示された過去データグラフの例

図 3.4 [橋本 08] の図 1 より

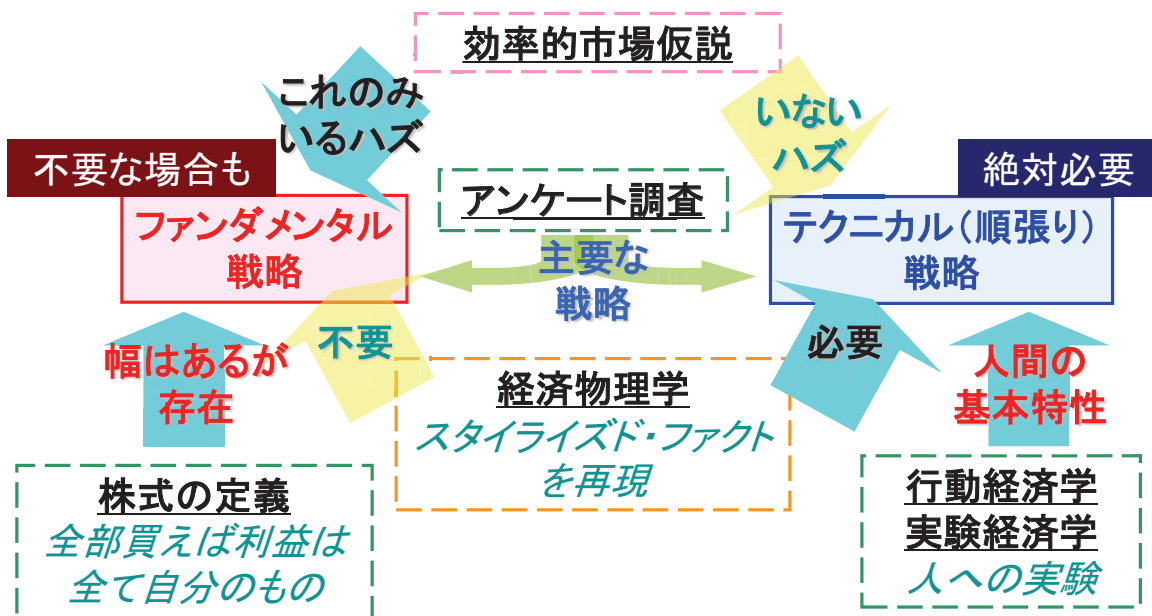


図 3.5 エージェントが採用する投資戦略がファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の2つを軸に議論されることのまとめ

3.4 エージェントの学習

エージェントにおける学習とは、各エージェントが過去の投資成績や過去の市場価格の推移から、パラメータを調節したり戦略を切り替えたりすることである。当然、投資成績が良くなることを目的としてこれらを行う。学習を追加しても新たに説明可能となるスタイルズド・ファクトが無いとして不要だという主張も多い [Chen 12]。実際、学習が実装されていないシンプルな人工市場モデルでスタイルズド・ファクトを再現する人工市場モデルが提唱されている (例えば, [Chiarella 02, Chiarella 09])。しかし実際には、学習が実装された人工市場のほうが多かった ([Izumi 96, Arthur 97, Lux 99, 山田 11, 八木 11a, Ohi 11, 大井 13, 湯浅 13, Nakada 13] など多数)。これまで、学習に関して同一のモデルで学習あり・なしの場合を詳細に比較し、比較のための基準の提示などは行われてこなかったが、[Mizuta 13f] がはじめてこれらの議論を行った。この議論の詳細は第6章で行うとし、ここでは、これまで多くの人工市場モデルがなぜ学習を実装してきたのかを述べる。

金融市場において、バブル形成時には学習が重要であることはさまざまな観点から知られていた。世界で最初のバブルとして紹介されることが多い1637年のオランダで起こったチューリップ価格のバブルにおいても価格上昇につれファンダメンタル価格にもとづいた売買からテクニカル戦略による売買が支配的になっていったと考えられている [Bradford 90, Shiller 00, Shiller 02, Soros 03, Allen 06, 広田 09]。[Hirota 07] は、被験者に行った実験によって、バブル期は投資家がテクニカル戦略に自信を深めテクニカル戦略に傾斜することを示した。[山本 11, Yamamoto 13] は、実証分析によって、市場価格がファンダメンタル価格から乖離すればするほど、テクニカル戦略を行う投資家が増えることを示した。世界的に著名な投資家であるジョージ・ソロスは自己強化プロセスよぶ学習過程こそが市場価格の変動を支配していると主張し、実際にその考えにもとづいて取引した結果を示している [Soros 03]。このように投資家は学習をしていることが各方面から知られており、とくにバブルの形成には重要なプロセスであると考えられてきた。そのため、多くの人工市場モデルで学習が実装されてきたのである。

一方で、バブルは一般的なスタイルズド・ファクトの測定期間に比べれば、短い期間で生成され崩壊することが知られている。図3.6は、これも模式的にあらわしたものである。このようなことはバブルだけでなく、ファンダメンタル価格が急上昇(急下落)した際に市場価格がそれ以上の上昇(下落)をする、オーバーシュート(アンダーシュート)に関しても当てはまる。スタイルズド・ファクトは測定期間全体に満遍なくおきている現象を捉える統計量であり、その測定期間中にバブルやオーバーシュート(アンダーシュート)があっても値が変わらない。すなわち、計測期間に比べて十分短い期間におきた現象

は起きても起きなくてもその統計量が変わらない。つまり、主要なスタイライズド・ファクトであるファット・テールとボラティリティ・クラスタリングは、バブルやオーバーシュートがあってもなくてもその値は変わらず、バブルやオーバーシュートが起きているかどうかの分析には使えない。[Mizuta 13f] は、実証分析で用いられている測定期間内にバブルがあったかどうかを判定するハザード・レート [McQueen 94, Chan 98] を用いて、人工市場モデルがバブルやオーバーシュート（アンダーシュート）を再現できるかどうかを、学習を実装した場合と実装しなかった場合で調べ、学習が実装されている場合のみ再現されることを示した。これにより、バブルやオーバーシュートなどの市場混乱時を分析対象としたシミュレーションでは学習過程は実装が必要であるが、市場が安定している場合を分析対象にした場合、学習は実装しなくてよいことを示した。これについては第6章で詳しく述べる。

図 3.7 は、バブル時における典型的な投資家の行動を、株式を例に模式的に示したものである。まず、何らかの理由で今の価格より高く買ってくれる人が多いに違いないと予想する。その理由はさまざまであり、バブルごとに異なる。これはバブルのトリガーとなるが、その時点ではもっともらしい理由であって、それがバブルのトリガーであったことははっきりとするのは後になってからである。そのように予想した人が株を買い、その買うという行動によって株価が上昇したとする。同じ予想をしている人が多いほどこの現象はおきやすい。この上昇は自分の買うという行動によって引き起こされたものであるが、自分の予想が的中したと考え、初めの予想に確信を持つようになる。そして、初めの予想により確信を持つためさらに株を買うという循環が生まれる。実態としては初めの予想が検証されたわけではないが、予想の結果買うという行為は、予想が強化されるという、ポジティブ・フィードバックを与えている。このようなポジティブ・フィードバックにより、循環的な投資家の学習が行われバブルが助長される。金融市場のさまざまなところで起きていると考えられている。

図 3.8 は、[NICM 08] より引用した図であるが、2008 年 9 月に起きた、いわゆるリーマン・ショック時に起きたと考えられている事象と因果関係を図示している。赤で囲んだ 2 つの部分でポジティブ・フィードバックが起きており（図中では“スパイラル”と表記）、先の例とは種類の異なる複数のポジティブ・フィードバックがあることが分かる。バブルや金融危機では、このようなポジティブ・フィードバック現象が重要であると考えられ、これが引き起こされるのは投資家が学習過程を持つからである。人工市場以外の研究手法では、このようなポジティブ・フィードバックを扱える手法はほとんどなく、人工市場シミュレーションの貢献が期待されている。金融市場においてバブルや金融危機のメカニズムやそれを防ぐにはどうしたらよいかといった研究は言うまでもなく社会的に非常に重要であるが、このようなポジティブ・フィードバックを扱える人工市場シミュレーション研究がもっと多くなされることが要請されていると考えられる。

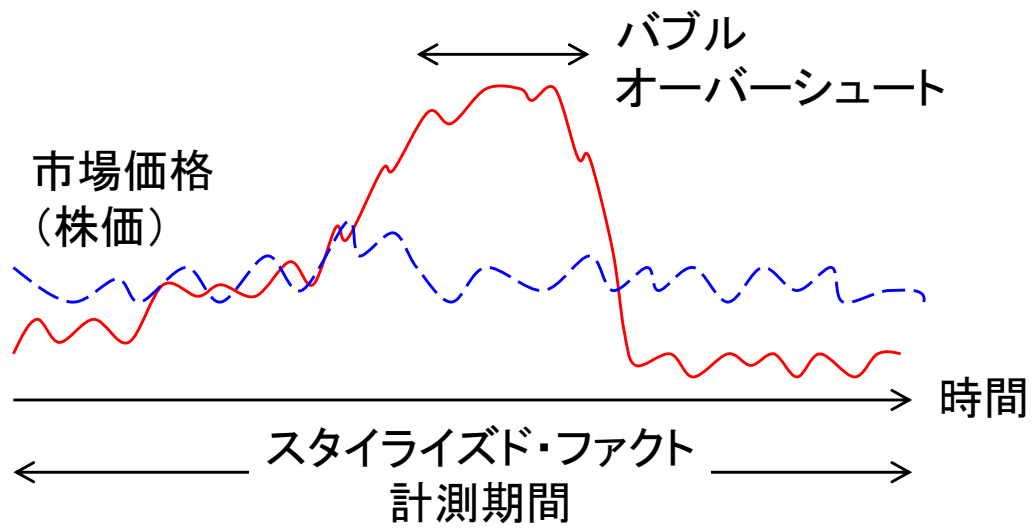


図 3.6 バブルは一般的なスタイライズド・ファクトの測定期間に比べれば、短い期間で生成され崩壊することを模式的にあらわした

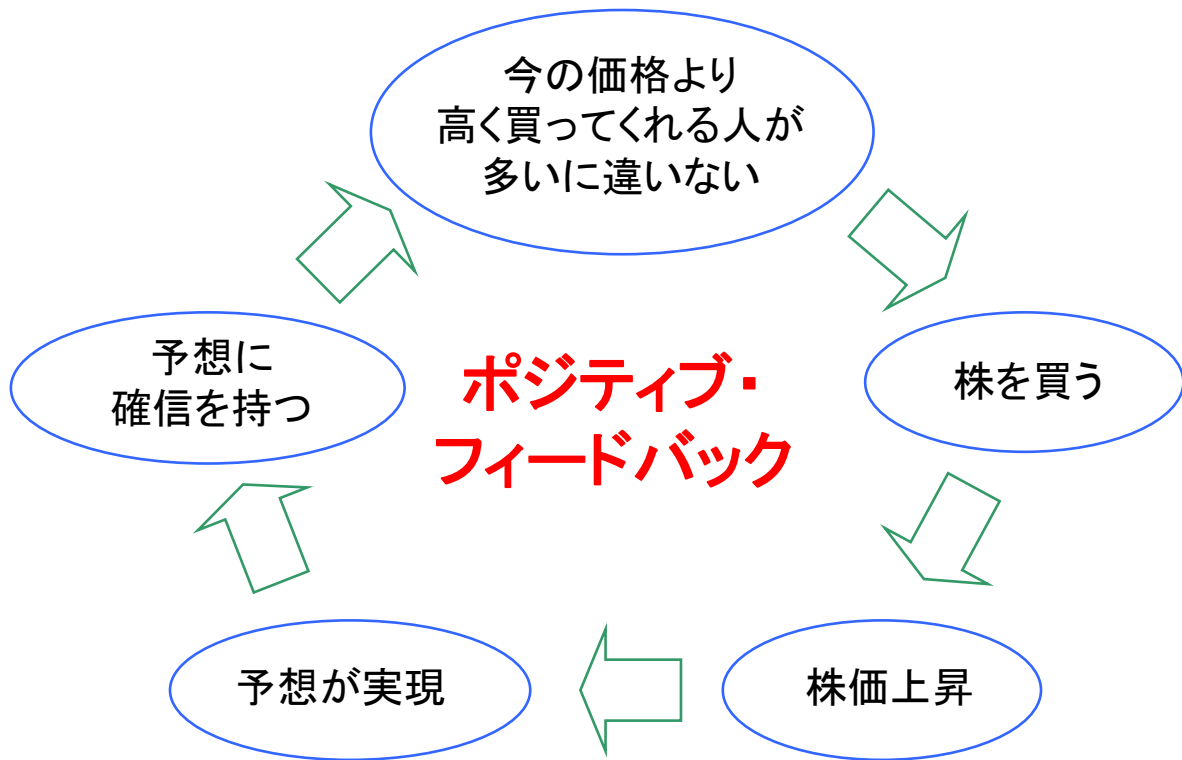
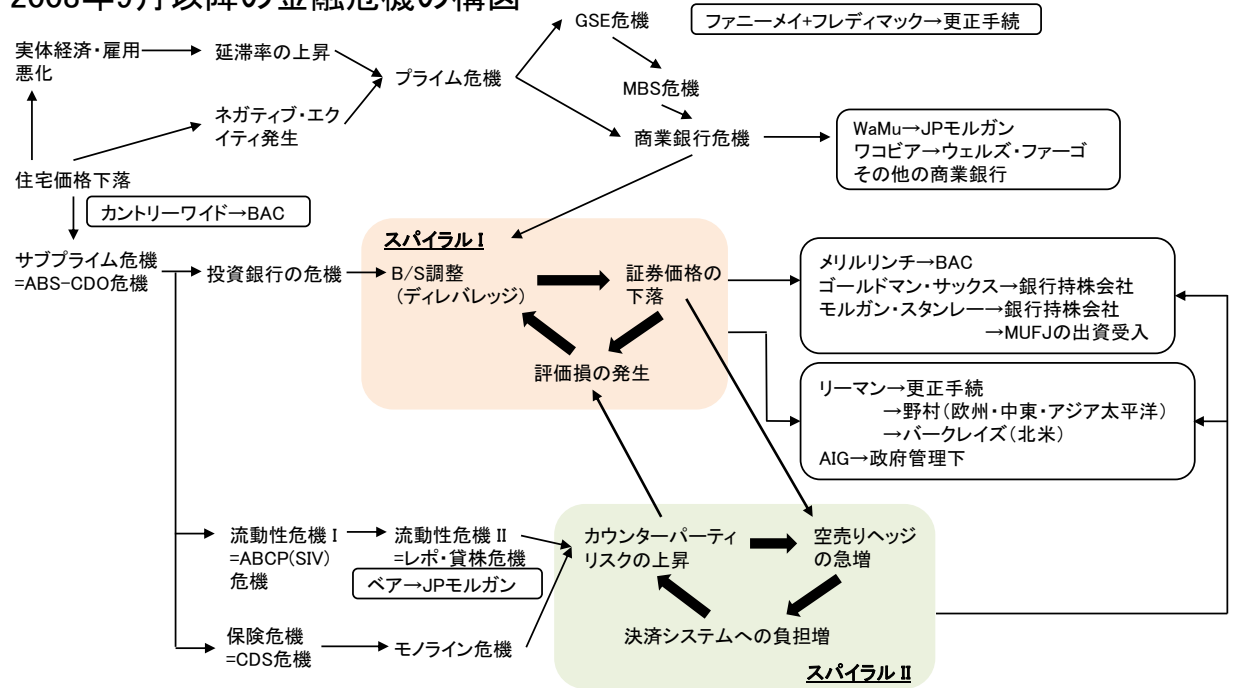


図 3.7 バブル時における典型的な投資家の行動を，株式を例に模式的に示した

2008年9月以降の金融危機の構図



(出所) 各種資料より野村資本市場研究所作成

図 3.8 [NICM 08] より引用. 2008 年 9 月に起きた, いわゆるリーマン・ショック時に起きたと考えられている事象と因果関係

3.5 エージェントの注文数量, 均一・不均一性, 価格決定メカニズム

この説では, エージェントモデルのうち注文数量をどのように決めるのかというエージェントの注文数量について, エージェントが戦略ごとに注文内容が均一 (homogeneous) で数体しかいないモデル (以後, 均一モデル) と同一戦略内でも注文内容が不均一 (heterogeneous) で数十から数千体のエージェントがいるモデル (以後, 不均一モデル) について, および, 価格決定メカニズムについて述べる. これらは非常に密接に関係していて別々に述べるのが困難なため, 本節でまとめて述べる.

人工市場モデルで用いられる市場価格の決定メカニズムはさまざま考えられる. 大きく分けて, 市場価格の騰落が売買注文の需給に比例する方式 (以下, 簡易型) と, 実際の金融市場の取引所で行われている方式をそのまま導入する (以下, 現実型) の2つに分けられる.

簡易型は例えば以下の式で現される,

$$\Delta p^t = \alpha(O_{\text{buy}}^t - O_{\text{sell}}^t) = \alpha z^t \quad (3.1)$$

ここで, Δp^t は時刻 t での市場価格の変化量, α は定数, $O_{\text{buy}}^t, O_{\text{sell}}^t$ はそれぞれ時刻 t における全エージェントの買い注文数量, 売り注文数量である. また $z^t \equiv O_{\text{buy}}^t - O_{\text{sell}}^t$ とした. z^t は需給の差をあらわし, 市場価格の騰落 Δp^t は需給の差に比例することをあらわしている.

簡易型の長所は, エージェントが注文価格を決める必要がなく, 売り買いの別と注文量だけを決めればよいので, モデルのパラメータが減らせることがあげられる. また, 全エージェントの注文量だけが必要なので, 不均一モデルにする必要がなく, 同一の投資判断となるエージェントは1つにまとめることができるので, エージェントが数体でもシミュレーション可能であることもあげられる.

簡易型の短所としては, エージェントが注文数量を決めなければならないそのモデル化が必要であることがある. つまり, 注文数量を常に一定とする簡略化はできない. また, 各エージェントが実際にどれだけの数量を売買したのかが分からないため, 各エージェントが取引資産をどれだけの数量を保有しているかの情報がない. そのため, 重要なマクロ指標である売買数量 (出来高) が分からないとともに, エージェントは保有数量に依存した投資戦略は扱えないし, エージェントごとの損益も分からない. さらに, 簡易型は実際の金融市場の取引所が行っている市場価格決定メカニズムと大きく異なるため, 取引所の制度や取引の規制に関する調査はほとんど行えない. また, 同一のエージェントが買いと売りの注文を同時にだすなど, 高頻度取引でよく行われているような注文を再現できない

ため、高頻度取引の影響を見るといった調査はできない。

そのため、簡易型は、一般的な市場価格の特性を見る場合などに、モデルの簡略化をもたらすため、優れた手法といえる。実際、スタイライズド・ファクトを再現するエージェントモデルの分析や（例えば [Lux 99] など多数）、バブルに関する分析（例えば [Arthur 97] など多数）など、広く簡略型の価格決定メカニズムが使われている。

一方で、簡易型は実際の金融市場の価格決定メカニズムと大きく異なるため、市場価格は需給の差に比例するという仮定は妥当であるのかどうか、また妥当であるとしても、比例係数 α は何で決まるのかという議論が必要である。このような議論はこれまでほとんどされてないが、[水田 12b] によって初めてこの議論が行われた。この議論に関しては第4章で詳しく述べる。

さて、実際の金融市場の取引所で行われている方式をそのまま導入する現実型の長所・短所は簡易型のほぼ逆である。すなわち、短所はエージェントが注文価格なども決める必要があり、不均一モデルにする必要があるため、パラメータが増えることである。長所は、各エージェントの注文数量は一定にできること、また、エージェントが損益や保有数量に依存した戦略をとることが可能であり、売買数量の分析ができ、取引所の制度や取引にかかわる規制に関する調査をしたり、高頻度取引の影響を分析したり [Wang 13, 叶 13, 叶 14, 草田 14]、マーケット・インパクトの量を見積もったり [Oesch 14]、原資産とデリバティブ間のヘッジ取引を分析したり [Ohl 11, Kawakubo 13] も可能である、ことなどがあげられる。

現実型にもさまざまな方式が存在する。ここでは、特に日本で多く用いられている“板寄せ”(call market) [TSE 13, 東証 12] と“ザラバ”(continuous double auction) [Friedman 93, TSE 13, 東証 12] について述べる。

図 3.9 は、板寄せの注文状況の例を模式的に示したものである。売り・買いそれぞれの注文の、注文価格、注文数量が集計されて表示されているのが分かる。このような集計された表を“板”(order book) とよび、通常はどの投資かもリアルタイムに閲覧可能である。板寄せでは、あらかじめ決められた時刻がくるまで注文は処理されず板上に注文が蓄積される。その時刻が来ると、売り注文に関しては注文価格が安い注文から順に注文数量を足し上げていき、買い注文に関しては注文価格が高いほうから順に注文数量を足し上げていく。足し上げた注文数量が、買い注文と売り注文で一致した注文価格が取引価格となる。この際、ここで決まった取引価格以下の売り注文を出していた投資家と、取引価格以上の買い注文を出した投資家の注文が執行され、すべて、決定された取引価格で売買が行われる。この方式は、例えば日本の株式市場においては、1日の取引の始まるときと終わるとき、それに昼休みが始まるときと終わるときに使用される方式である。

図 3.10 は、ザラバの中も印状況の例を模式的に示したものである。ザラバでは相対する注文、つまり、買い注文であれば注文価格よりも安い価格の売り注文、売り注文であれ

ば注文価格よりも高い価格の買い注文，があれば即座に売買が成立する．図 3.10 の例であると，99 円以上の買い注文は，99 円の数量 130 の売り注文と相対しており，買い注文数量が 130 より少なければ，これを相手として即座に 99 円で売買が成立する．また，98 円以下の売り注文であれば，98 円の数量 150 の買い注文が相対しており，売り注文数量が 150 以下であれば即座に 98 円で取引が成立する．日本の株式市場においては，市場の開始時と終了時に行われる板寄せと板寄せの間はずっとザラバで取引が行われている．

最後に，エージェントの注文数量を決めるモデルについて述べる．注文数量の決め方は大きく分けて，一定にする方式と一定ではない方式に分けられる．一定にする方式はシンプルでありエージェントが注文数量を決定するモデルをもたなくてすむためパラメータが減るというメリットがある．しかし，先に述べたようにこの方式はエージェントが不均一型のときしか使用できない．そのため，価格決定メカニズムが現実型でエージェント不均一型の場合にパラメータを減らす方法として，注文数量一定方式は有効である．

一方，注文数量が一定でない方式では，エージェントが数体だけでよい均一型にすることができる．注文数量が一定でない方式はいろいろと考えられるが，もっともよく使われるのが市場価格とエージェントの予想価格の差に比例した量を注文数量とする CARA(Constant Absolute Risk Aversion) である [Brock 98]．この方式は，効率的市場仮説が仮定する合理的な投資家であるリスク回避型投資家をモデル化したものである．そのためもあってか，この方式は広く人工市場モデルに使われているが，この設定が是非について詳細に議論されたことはなかった．[水田 12b] は，テクニカル戦略が実装されていなくても，CARA が実装されていればボラティリティ・クラスタリングが再現されることを示し，これまでの人工市場モデルがテクニカル戦略ではなく CARA によってボラティリティ・クラスタリングを生み出している可能性を指摘した．この議論に関しては第 4 章で詳しく述べる．

またそもそも，行動経済学・実験経済学では効率的市場仮説が仮定するリスク回避型投資家自体を否定する研究も少なくない [Kumar 09, 岩澤 11]．そして例えば，[叶 14] は人工市場を用いて，投資家のリスク回避型が CARA の場合と，行動経済学・実験経済学が存在を示唆している DARA(Decreasing Absolute Risk Aversion) の場合を比較し，市場環境の変化が収益に与える影響が両者で大きく異なることを示した．そのため，CARA と行動経済学・実験経済学で予想されるような投資家像による発注数量決定モデルとを比較して，価格形成や市場環境にどのような影響をおよぼすかを分析することは，とても重要な課題であると考えられる．

板寄せ				
安い方から	売り	注文	買い	高い方から
累積	注文数量	価格	注文数量	累積
260	10	103	10	10
250	30	102	30	40
220		101	70	110
220	50	100	110	220
170	130	99	20	240
40	30	98		240
10		97	30	270
10	10	96	40	310

←需給が一致する
ところで取引成立

時間が来るまで注文は成立しない

図 3.9 板寄せの注文状況の例の模式図

ザラバ		
売り 注文数量	注文 価格	買い 注文数量
10	103	
30	102	
	101	
50	100	
130	99	←ここに注文を入れるとすぐ取引成立
ここも同様⇒	98	150
	97	
	96	70

相対する注文があるとすぐに売買成立

図 3.10 ザラバの注文状況の例の模式図

3.6 まとめ

本章では、人工市場モデルを構築するにあたり、どのような考え方で構築され、モデルの設定に使用目的に応じてどのような選択軸があるのかを述べた。人工市場モデルの妥当性は、図 3.1 に示したように、以下の3点について検討されるべきであることを述べた。

妥当性 (1) 現実のマクロ現象である市場価格の統計的性質を再現

妥当性 (2) ミクロモデルであるエージェントは現実の投資家像と整合

妥当性 (3) 調査目的に応じた適切な複雑さ

妥当性 (1) は、人工市場モデルは普遍的に存在するマクロ現象を再現すべきであると考えられることからきている。しかし、普遍的ではなく特定の時期や資産、地域で出現するマクロ的性質すべてを再現することは目的ではない。調査目的に応じて、着目する現象の時間スケールや地域や資産で出現するマクロの性質の再現は必須であるが、調査目的とは直接関係のないマクロの性質の再現は必須ではない。必要以上に多くのマクロ的性質を一つのモデルで再現しようとする、過剰に複雑なモデルをもたらす、妥当性 (3) に反する恐れがある。市場価格などの統計的性質はスタイライズド・ファクトとよばれ、多く発見されているが、金融市場は不安定であり、安定的に、どのような時期にも有意に観測されるスタイライズド・ファクトはファット・テールとボラティリティ・クラスタリングしかない。しかも、これらは統計量の有意に正であることだけが安定して観測され、値そのものは、時期によって異なる。すなわち、金融市場に共通する性質を分析対象とする人工市場が再現すべきは、これらの統計量が有意に正であることであって、特定の値に近づけることは本質的ではない。

妥当性 (3) は、モデルがどの程度複雑であるべきかは、調査目的によって異なる。現実を忠実に再現するというよりは、未来に起こる可能性がある現象を調べ上げ、それらの現象の発生メカニズムを分析して知識を得る調査の場合、モデルが複雑すぎると発生メカニズムの理解を妨げてしまう。そのため本研究では、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引所（取引市場）を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは妥当性 (1),(2) を満たす範囲内で、なるべくシンプルなモデルを目指した。

そのうえで、妥当性 (2) の詳細を述べた。(1) を満たしつつ (3) を考慮し、投資家像をモデル化するにあたり論点となる選択軸をあげた。

投資家を模したエージェントが採用する投資戦略がファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の2つを軸に議論されることを述べた。実際の金融市場の投資家へアンケート調査を行った多くの研究は、ファンダメンタル戦略かテクニカル戦略、またはその両方を用いている投資家が少なくとも半数以上を占めていることを示し、さらに、経済物理学ではテクニカル戦略のみでスタイライズド・ファクトを再現、すなわち金融工学がモデル化したマ

クロ現象の再現ができることを示した。テクニカル戦略は人工市場のエージェントに必要であると考えられ、また、ファンダメンタル戦略は必ずしも必要ないと考えられる。そして、エージェントの学習プロセスは、バブルやオーバーシュート(アンダーシュート)などの市場混乱時を分析対象としたシミュレーションでは実装が必要であるが、市場が安定している場合を分析対象にした場合は実装しなくてよいことを示した。

取引所を模した市場価格の決定メカニズムに関しては、市場価格の騰落が売買注文の需給に比例する簡易型と、実際の金融市場の取引所で行われている方式をそのまま導入する現実型の2つに分けられる。簡易型の長所は、エージェントが注文価格を決める必要がなく、売り買いの別と注文量だけを決めればよいので、モデルのパラメータが減らせることがあげられる。また、全エージェントの注文量だけが必要なので、不均一モデルにする必要がなく、同一の投資判断となるエージェントは1つにまとめることができるので、エージェントが数体でもシミュレーション可能であることもあげられる。実際の金融市場の取引所で行われている方式をそのまま導入する現実型の長所は、エージェントが損益や保有数量に依存した戦略をとることが可能であり、売買数量の分析ができ、取引所の制度や取引にかかわる規制に関する調査をしたり、高頻度取引の影響を分析したりすることも可能である、ことなどがあげられることを述べた。

第4章

簡易型価格決定メカニズムの比例係数と CARA 型発注数量モデルの考察

4.1 はじめに

人工市場モデルでは、実証研究や行動ファイナンス研究との相互検証が十分でない設定や、ミクロメカニズムとマクロの結果の関係が良く分かっていないものが使われている場合があった。これらの設定の中にはスタイライズド・ファクトでは調べることができないものもある。例えば、第3.6節でも述べたように、価格の変化が、買い注文の総量と売り注文の総量の差に比例するという簡易型価格決定メカニズムを用いた人工市場^{*1}が存在する。これらのモデルでは需給のギャップと価格変動の間の係数が、実際の市場のどの要素で決まるのかは示しておらず、適当なパラメータとして扱われていた。簡易型価格決定メカニズムの妥当性が示されておらず、妥当であるとしてもこの係数が実際の市場のどの要素で決まるのか示せていない。また、人工市場ではエージェントがどのくらいの数量を発注するか決める必要があるが、この設定についても十分には調べられていない。人工市場においては、リスクが大きい資産ほど少なく保有し期待リターンの確信度が高いほど多く保有するように効用関数を定義し、この効用関数が最大となるように発注数量を決める CARA(Constant Absolute Risk Aversion) 方式を用いる場合が多い^{*2}。この方式はファイナンス研究で仮定されているリスク回避的な投資家 [Lintner 65] と整合的であるが、こ

^{*1} 簡易型価格決定メカニズムを用いた人工市場モデルは [Arthur 91, Palmer 94, Arthur 97, Lux 99] など多数ある。

^{*2} CARA 方式 [Brock 98] を用いた人工市場モデルとして [Izumi 96, Arthur 97, Izumi 99, Yagi 10, 八木 11a, Chiarella 09, Gsell 09] など多数ある。

の方式を用いた場合とそうでない場合とで価格形成にどのような違いをもたらすのかは議論されてこなかった。このように、人工市場モデルにおける各種の設定は、多方面から分析する必要である。

本章では、まず、簡易型価格決定メカニズムをマイクロメカニズムから調べるため、現実の価格決定メカニズムを考慮した価格決定理論モデルを構築した。そして、TOPIX 先物のティックデータを用いて作成された理論モデルを分析した。作成された理論モデルは簡易型価格決定メカニズムと同様に、買いの注文総量と売りの注文総量のみから価格が決まる。そのため、簡易型価格決定メカニズムの妥当性と需給と価格の間にある係数がどのような要素で決まるかを検討することができるため、これを検討した。次にスタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象を、構築した理論モデルを用いて分析する。株式市場においては、大きく市場全体が急落した後、反発する場合があります、多くの実証分析がなされている*3。一方、スタイライズド・ファクトの1つに価格の騰落率の自己相関が有意に存在しない [Cont 01] というものがあり、一見矛盾する。これはスタイライズド・ファクトが長い期間をとった静的な統計量であるのに対し、急落後の反発は大きく急落するという特別なメカニズムが働いているときを分析するという動的なメカニズムという違いをもたらしている。このようなスタイライズド・ファクトでは分析できない動的な現象について、人工市場モデルのどの設定がそのような結果を導きだしているのかマイクロメカニズムを解明する。さらに本章では、CARA 方式の発注株式数モデルが価格形成にどのような影響をもたらすかを調べる。構築したモデルを用いて CARA 方式の発注株式数モデルを分析し、人工市場におけるボラティリティ・クラスタリングの発生原因が、CARA 方式による保有株式数の決定方式にある可能性があることを示す。

*3 例えば, [Bremer 91, Bremer 97, Benou 03] など

4.2 現実の価格決定メカニズムを考慮した価格決定理論モデル

ここでは、現実の市場で用いられている板寄せ方式の価格決定メカニズムを用いた価格決定理論モデルを構築し、ティックデータを用いてこのモデルの妥当性を示す。構築されたモデルは、注文の需給の総量の差だけで価格が決定されるため、このモデルが妥当であれば、価格の変化が買い注文の総量と売り注文の総量の差に比例するという簡易型価格決定メカニズムを用いた人工市場の妥当性を示すことが出来る。これらのモデルでは需給のギャップと価格変動の間の係数が、実際の市場のどの要素で決まるのかは示しておらず、適当なパラメータとして扱われていた。その係数が、市場参加者の予想価格の標準偏差に比例することを示す。

4.2.1 理論モデルの構築

現実の市場で用いられている板寄せ方式の価格決定メカニズムを用いた価格決定理論モデルを構築する。ここではファンダメンタルな投資家のみが存在し、買い手にも売り手にも十分多くの投資家が存在するとする。双方共にファンダメンタルに基づいて価格を予想し、予想した価格どおりに注文を入れる。図 4.1 は双方の指値 (注文価格) の分布を示している。指値分布は正規分布に従うとする。買い手の指値分布の平均値を p_0 、標準偏差を σ 、面積を a_b とする。売り手の指値分布の平均値、標準偏差は買い手と同じ p_0 、 σ とし、面積のみ異なる値 a_s とする。買い手と売り手の性質は、発注総量 (面積がそれに相当する) 以外はまったく同じとする。

次に板寄せ方式^{*4}による価格決定を行う。板寄せ方式では、需要と供給がマッチする価格で取引を行う方式である。図 4.2 は板寄せ方式の概要を示している。買い手の指値分布から需要曲線、売り手の指値分布から供給曲線を作成しそれが交わったところが取引価格となる^{*5}。供給曲線 $A_s(p)$ は、ある価格 p 以下の価格で発注する売り手の注文数の和 (累積注文数) である。つまり、売り手の指値分布を価格の安い方から高い方へ累積した形となり、

$$A_s(p) = \frac{a_s}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{p - p_0}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right] \quad (4.1)$$

^{*4} 例えば、[和泉 03] などが詳しい

^{*5} 図 4.2 は横軸が価格、縦軸が累積注文量であることに注意。

とあらわされる。ここで、 erf は誤差関数であり、

$$\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (4.2)$$

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

$$A_b(p) = a_b - \frac{a_b}{2} \left[1 + \text{erf} \left(\frac{p - p_0}{\sqrt{2\sigma^2}} \right) \right] \quad (4.3)$$

となる。図 4.2 左に示すように $a_s = a_b$ の場合は価格 p_0 で取引される。しかし図 4.2 右が示すように、 $a_s \neq a_b$ の場合は、 p_0 で取引されない。つまり、もっとも多くのファンダメンタルな投資家が予想している価格とは違う価格になることを示している。 $A_s(p) = A_b(p)$ より p を求めると、

$$p = p_0 + \sqrt{2\sigma^2} \text{erf}^{-1}(z) \quad (4.4)$$

ここで、 erf^{-1} は誤差関数の逆関数、

$$z \equiv \frac{a_b - a_s}{a_b + a_s} \quad (4.5)$$

と定義し、 z は、

$$|z| < 1 \quad (4.6)$$

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

$$p = p_0 + \sqrt{\frac{\pi\sigma^2}{2}} z \quad (4.7)$$

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

4.2.2 ティックデータを用いた理論モデルの妥当性分析

まず、実際の市場において式 4.7 が一般的にどの程度妥当であるかを調べる。 p_0 が一定であるような短い期間 (1 日くらい) の場合に式 4.7 がどの程度成立しているか、ティックデータを用いて分析する。以下、株式会社 QUICK が提供するティックデータを用いた。

図 4.4 の実線は、2011 年 8 月 9 日の日中における東京証券取引所に上場されていた TOPIX 先物 9 限月 (2011 年) の最良気配の買いと売りの平均を時系列で示している。この日は、午前中に大きく下げ、午後に大きく盛り返すという動きを見せ、需給などのファ

ンダメンタルに基づかない要因で大きく騰落したのではないかと実務家の間で話題になった日である*6。ここで、 a_s にその瞬間に注文板上にある売り注文数の合計、 a_b に買い注文の合計を用いる。本データはザラ場のデータであるが、きわめて細かいスパイク的な変動がない限り、ザラ場においても板寄せと同様、準均衡状態として需給バランスが均衡するところで価格が決定される。そのため、板寄せを念頭において構築したモデル式 4.7 はザラ場のデータでも妥当性を調べることができる。そして、本データ内にはスパイク的な変動はなかった。

図 4.4 の点線は、これによって計算された z を示している。騰落の方向性が似ていることが分かり、式 4.7 の妥当性が示されている。図 4.5 は、図 4.4 と同じデータを、横軸に z 、縦軸に取引価格(最良気配の売りと買いの平均)に示した。両者の相関係数の 2 乗は 0.7529 と高い値を示した。つまり式 4.7 が高い精度で成立していることが分かる。

このように、 z と価格にはいつも高い相関があるのかどうか、つまり式 4.7 がどの日でも成立しているかどうかを分析する。図 4.6 は、2011 年 6 月 13 日から同年 8 月 25 日までにおいて、各日において同様の相関係数の計測を時系列で行い、相関係数を実線で示している。点線は日中の平均の価格である。概ね相関係数はプラスで推移しているが、0.3 程度まで落ち込むことがあることが分かる。つまり、式 4.7 は、需給が主導すると考えられている環境ではよく当てはまるが、そうでない環境が存在し、そのときは当てはまりが良くないことが分かる。つまり、簡易型価格決定メカニズムを用いた人工市場は、ファンダメンタルな価値が大きく変動するような環境や、ファンダメンタルが変化するのが当然であろう長期間を想定した場合は、妥当性がない可能性があると考えられる。

*6 例えば、[東証 11] などで議論された

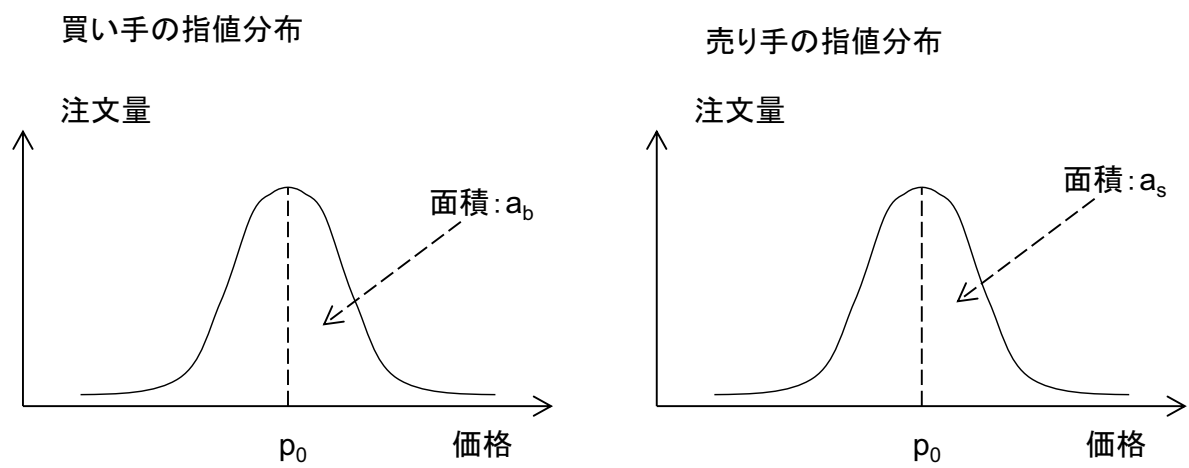


図 4.1 買い手と売り手の指値分布.

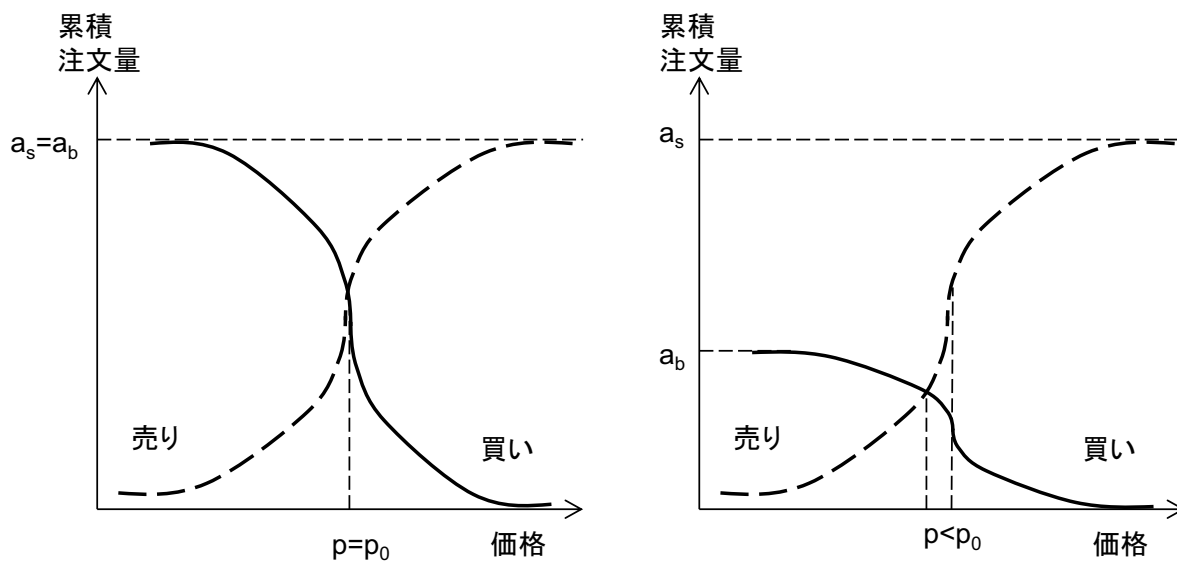


図 4.2 板寄せによる取引価格の決定. 横軸が価格, 縦軸が累積注文量であることに注意.

4.3 スタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象の分析

ここではスタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象を、第4.2.1節で構築した理論モデル式4.7を用いて分析する。株式市場においては、大きく市場全体が急落した後、反発する場合があります。多くの実証分析がなされている。このようなスタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象を構築した理論モデルで分析し、人工市場における市場急落後の反発の要因が、価格決定メカニズムにおける需給の歪みと、その後その歪みが正常に戻る過程に由来することを示す。

4.3.1 人工市場による先行研究結果の特徴

[八木 12a, Yagi 12b] では、人工市場をもちいたシミュレーションによって、価格急落後の反発を見出した。簡単に、行われたシミュレーションとその結果を説明する。取引参加者は、ファンダメンタルエージェント、テクニカルエージェント、ノイズエージェントであり、それぞれ、45:45:10の割合で存在する。ファンダメンタルエージェントは、価格を予測してそれより割安なら買い、割高なら売りを行う。テクニカルエージェントは過去の価格だけから順張りか逆張り*7で売買を行う。ノイズエージェントはランダムに発注し流動性を供給する。ファンダメンタルエージェントが予想する価格の平均値をある時点で半分にする。これは株式のファンダメンタルが急落した場合に相当する。このシミュレーションの結果、価格は急落するがその後反発が見られた。このシミュレーション結果の特徴は、

1. ファンダメンタルエージェントの予想する価格にばらつきがある。
2. 売り注文の総量は、買い注文の総量よりかなり多い。
3. ファンダメンタルエージェントが予測する価格の分布の中央値よりもさらに大きく下落する。
4. その中央値に向かって反発する。
5. オーバーリアクション仮説はモデルに組み込んでいない

理論モデル式4.7において、注文のばらつき σ が0でないことは(1)の予想する価格にばらつきがあることに相当している。また(2)は式4.7において δ が大きく負になることに対応している。(3)が示していることは、ファンダメンタルが急落した場合、ファ

*7 順張りとは、市場価格が上昇(下落)していれば買う(売る)ことであり、逆張りとは市場価格が上昇(下落)していれば売る(買う)ことである。

ンダメンタルエージェントはそれに伴い予想価格を引き下げるが、(1)、(2)が理由で、一番多くのファンダメンタルエージェントが予想している価格よりも、さらに大きく下落してしまうということである。このことは、式 4.7 において、 σ が正の値を持ち、 z が大きく負になることによって、 $p < p_0$ となることに対応している。

4.3.2 理論モデルによる市場急落後の反発の分析

[八木 12a, Yagi 12b] と同様に、ファンダメンタル価格が急落した場合の価格の推移を理論モデル式 4.7 を用いて分析する。市場急落時を想定して、 p_0 と z を時系列で外から与える。 p_0 は時刻 30 までは 100、時刻 30 に 90 に急落させその後ずっと 90 と設定した。 z は時刻 30 まで 0 であるが、ファンダメンタルが急落した時刻 30 に急落して -0.2 となりその後徐々に上昇、時刻 50 でもとの 0 に戻ると設定した。 σ は 33 とした。これらの条件を与えた下で、式 4.7 をもちいて p を時系列に計算した。図 4.3 は p , p_0 , z の推移を示す。ファンダメンタルが急落した時刻 30 において、 p は p_0 よりもさらに下落し、80 に達している。その後、反発し、 p_0 と同じ 90 に収斂した。スタイライズド・ファクトでは分析できない動的な現象である市場急落後の反発を再現することができている。つまり、市場急落後の反発の要因が需給の歪み (z の下落) とその後正常に戻る過程 (z の戻り) に由来することを初めて示し、スタイライズド・ファクトでは分析できない価格決定メカニズムというミクロメカニズムを分析できた。

[八木 12a, Yagi 12b] のシミュレーション研究においても、ファンダメンタル価格急落時に売り注文の総量が買い注文の総量よりかなり多くなり、 z の下落に相当する現象が観測されている。しかし、なぜ z 下落を仮定できるかは自明ではなく、今後の課題である。現実の金融市場においては、投資家が損をした場合それ以上の損を拡大させないために損を確定させる売却を行われることがあり、これを損切という。[Osler 03] は為替市場において損切による取引がかなりの割合存在するという推定を行っている。ファンダメンタルの急落時においては損切が多く発生し、それに伴う売り注文がでて需給が歪みやすいという、経験的に知られる動的な市場の特性があり、そうであれば z は下落する。通常はファンダメンタルよりも安いと考えているときにわざわざ売ることは少ないと考えられるが、市場急落時にはそれが分かってもリスク管理上強制的に損切を行うなど通常期とは異なる行動をとらざるを得ない投資家が多いことが実務上は知られている。しかしこれらは実証分析されているものではなく、今後の課題である。

このような動的な現象は長期間の統計量であるスタイライズド・ファクトでは分析できない。理論モデル式 4.7 を用いれば、このようなスタイライズド・ファクトでは分析できない動的な現象を、人工市場のどの設定によってもたらされているのか、どのミクロメカニズムがマクロ的な価格変動に結びついているのかといった、動的なメカニズムの解明に

寄与することができた。急落時の反発が起こる急落の大きさは実証分析により概ね 10% 以上であると知られており*8，この水準あたりで強制的な損切を行う投資家が多いことを示唆している。これは，実務の世界では広く知られているが，詳しい実証分析はなされていない。今後の課題である。

*8 例えば，[Bremer 91, Bremer 97, Benou 03] など

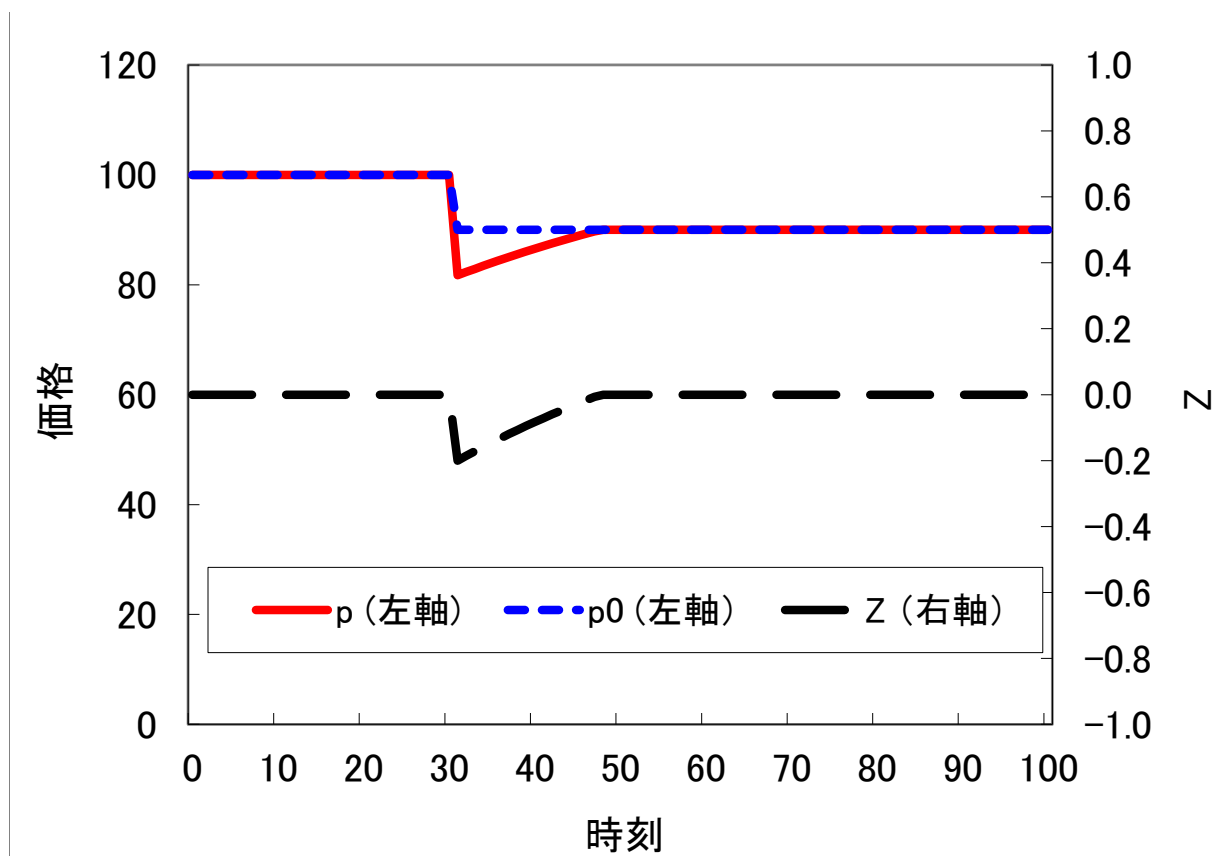


図 4.3 ファンダメンタル価格急落時の理論モデルの結果。横軸は時刻，縦軸は，取引価格 p ，指値の平均 p_0 ，および需給の歪み z 。

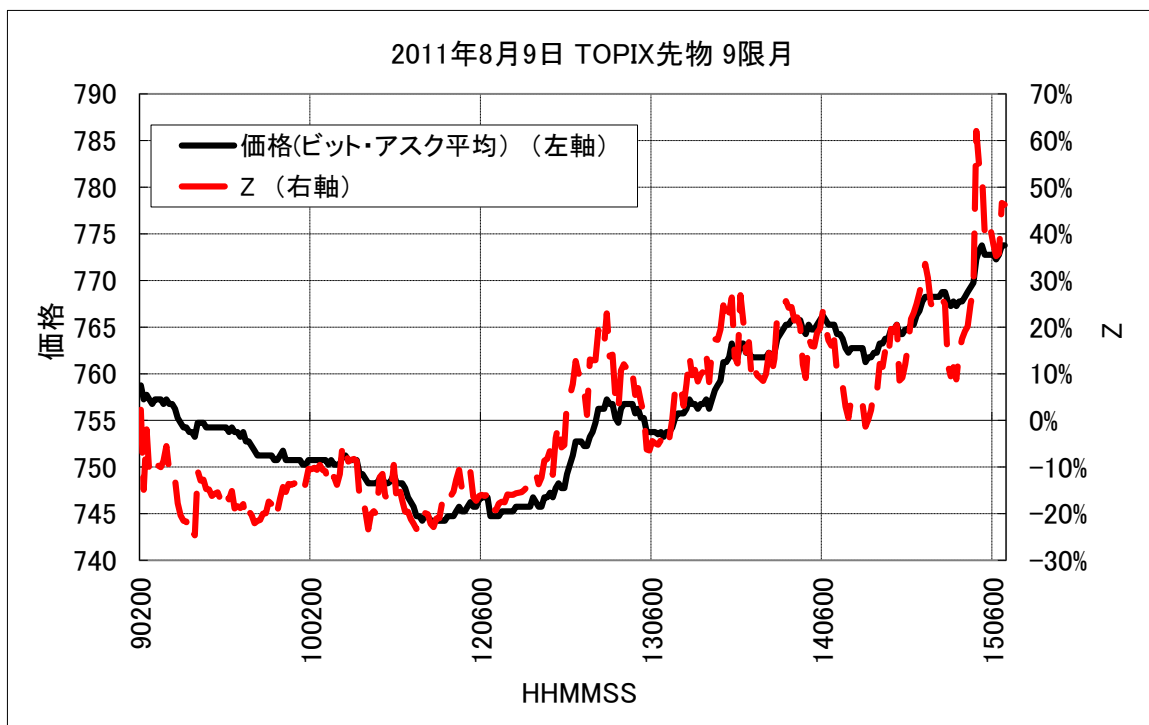


図 4.4 2011 年 8 月 9 日の日中における東京証券取引所に上場されていた TOPIX 先物 9 限月 (2011 年) の最良気配の買いと売りの平均を時系列で示している。ここで、 a_s にその瞬間に注文板上にある売り注文数の合計、 a_b に買い注文の合計を用いる。点線は、これによって計算された z を示している。騰落の方向性が似ていることが分かる。

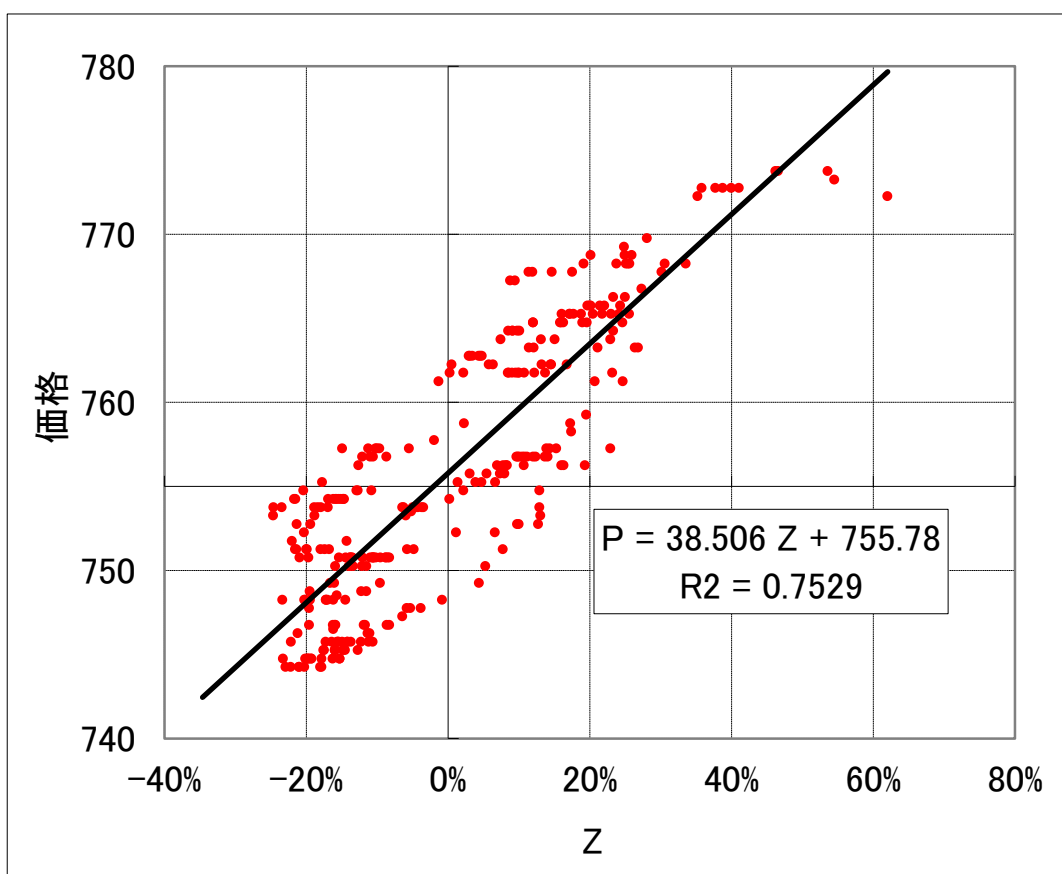


図 4.5 4.4 と同じデータを，横軸に z ，縦軸に取引価格 (最良気配の売りと買いの平均) に示した．両者は相関係数 0.7529 と高い相関を示した．

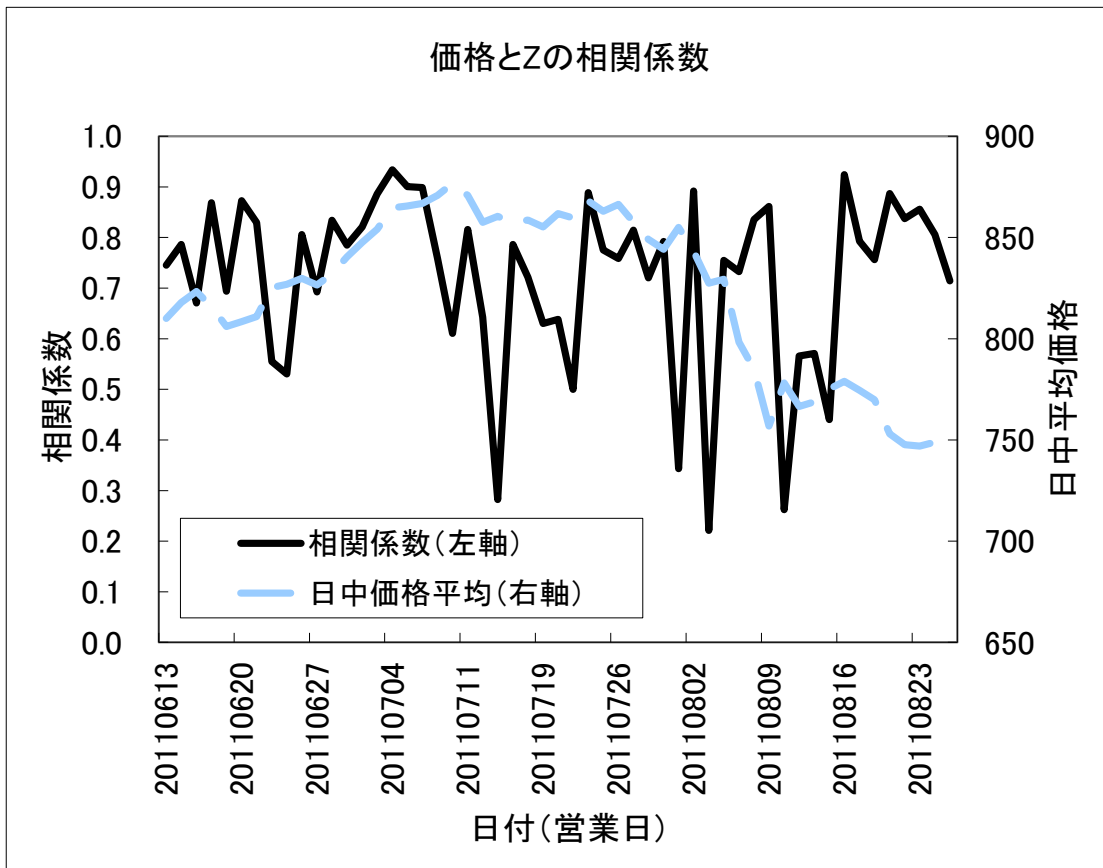


図 4.6 2011 年 6 月 13 日から同年 8 月 25 日までにおいて、各日において 4.5 と同様の相関係数の計測を時系列で行い、相関係数を実線で示している。点線は日中の平均の価格である。概ね相関係数はプラスで推移しているが、0.3 程度まで落ち込むことがあることが分かる。

4.4 保有株式数の決定方式の違いがもたらす価格形成の分析

人工市場でしばしば用いられる CARA 方式の発注株式数モデルが価格形成にどのような影響をもたらすかを調べる。ここでは、CARA 方式による保有株式数の決定方式を理論モデル式 4.7 を用いて分析し、ボラティリティ・クラスタリングが発生することを示す。CARA 方式でない数量一定方式ではボラティリティ・クラスタリングが発生しないことも示し、人工市場におけるボラティリティ・クラスタリングの発生原因が、CARA 方式による保有株式数の決定方式にある可能性があることを示す。

4.4.1 数量一定方式と CARA 方式の調査モデル

ここではごく簡単なマルチエージェントモデルを使う。ノイズエージェントは買いと売りの注文を両方だす。注文の分布は、平均 p_0 (= ファンダメンタル価格)、標準偏差 σ の正規分布である。注文総量は、平均 s_0 、標準偏差 s_σ の正規分布に従う乱数により、每期、売り・買いそれぞれで決定する (売りと買いの総量は異なる)。ファンダメンタルエージェントは、期待リターン r がプラスだと買い注文だけを入れ、マイナスだと売り注文だけを入れる。前期の価格を p とすると $r = p_0/p - 1$ とあらわされる。注文の分布はノイズエージェントと同様で、平均 p_0 (= ファンダメンタル価格)、標準偏差 σ の正規分布である。注文総量であるが、2つの方式を考える。1つは“数量一定方式”とよび、注文総量は常に $a = \text{一定}$ とする。もう1つは“CARA 方式”^{*9}とよび、注文総量は r/α と r に比例する。ここで α はリスク回避度である。CARA 方式は人工市場モデルで良く用いられる方式であり、リスク回避的なエージェントはもっとも効用が高い (効用関数が最大) 保有数量を求め、その保有数量になるように注文を出す。この場合、おおむね期待リターン r に比例した注文を出すこととなるため、これをモデル化したものが、今回の CARA 方式である。

いずれの方式においても、ノイズエージェント、ファンダメンタルエージェントともに、総量以外は全く同じ注文の分布となるため、第 4.2.1 節で示した理論モデル式 4.7 で価格を計算できる。ここでパラメータは、 $p_0 = 1,000, \sigma = 100, s_0 = 100, s_\sigma = 10, a = 16, \alpha = 10$ とした。この価格の計算を各方式に対して、10,000 期行った。

^{*9} リスクが大きい資産ほど少なく保有し期待リターンの確信度が高いほど多く保有するように効用関数を定義し、この効用関数が最大となるように発注数量を決める方式。[和泉 03] が詳しい。

4.4.2 調査モデルによるボラティリティ・クラスタリングの分析

各方式に対して、価格の騰落率の基本的な統計量を表 4.1 に示す。尖度^{*10}がマイナスとなっており、実際の市場の分析結果と逆である。実際の市場では尖度がプラス (ファット・テール) であることが知られており、これが再現されていない。このモデルではノイズエージェントの注文の分布の平均が p_0 となっているため、どのような p になっても p_0 に戻されてしまう傾向がある。そのため一方向への騰落が続きにくく、尖度が低くなる傾向になってしまう。本来なら p を平均にすべきであるが式 4.7 で計算できなくなってしまうために p_0 を用いた。今後の課題である。図 4.7 は、価格の騰落率の 2 乗の自己相関を各方式に対して示した。横軸がラグを何期とったかであり、縦軸が自己相関係数である。CARA 方式のみ、ボラティリティ・クラスタリングが観測されることが分かる。つまり、人工市場において、CARA 方式の発注数量の決定が、ボラティリティ・クラスタリングを生み出す要因である可能性が示唆される。CARA 方式は、ボラティリティが高まると各エージェントの予想価格と市場の価格の乖離が大きくなりやすいため発注数量が大きくなる。その大きくなった発注数量により価格が大きく変動しボラティリティが高い状況が維持される。ボラティリティが高い方が、発注量が増えるため、高いボラティリティが維持されるというメカニズムが考えられる。しかしながら、詳しい実証分析はなされていない。

^{*10} ここでの尖度の定義は、正規分布で 0 となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

表 4.1 ごく簡単なマルチエージェントモデルの結果。価格の騰落率の基本的な統計量を示した。尖度がマイナスとなっており，実際の市場の分析結果と逆である。

基本統計量

	数量一定方式	CARA方式
平均	0.03%	0.04%
標準偏差	2.25%	2.76%
歪度	0.01	0.05
尖度	-1.13	-0.61

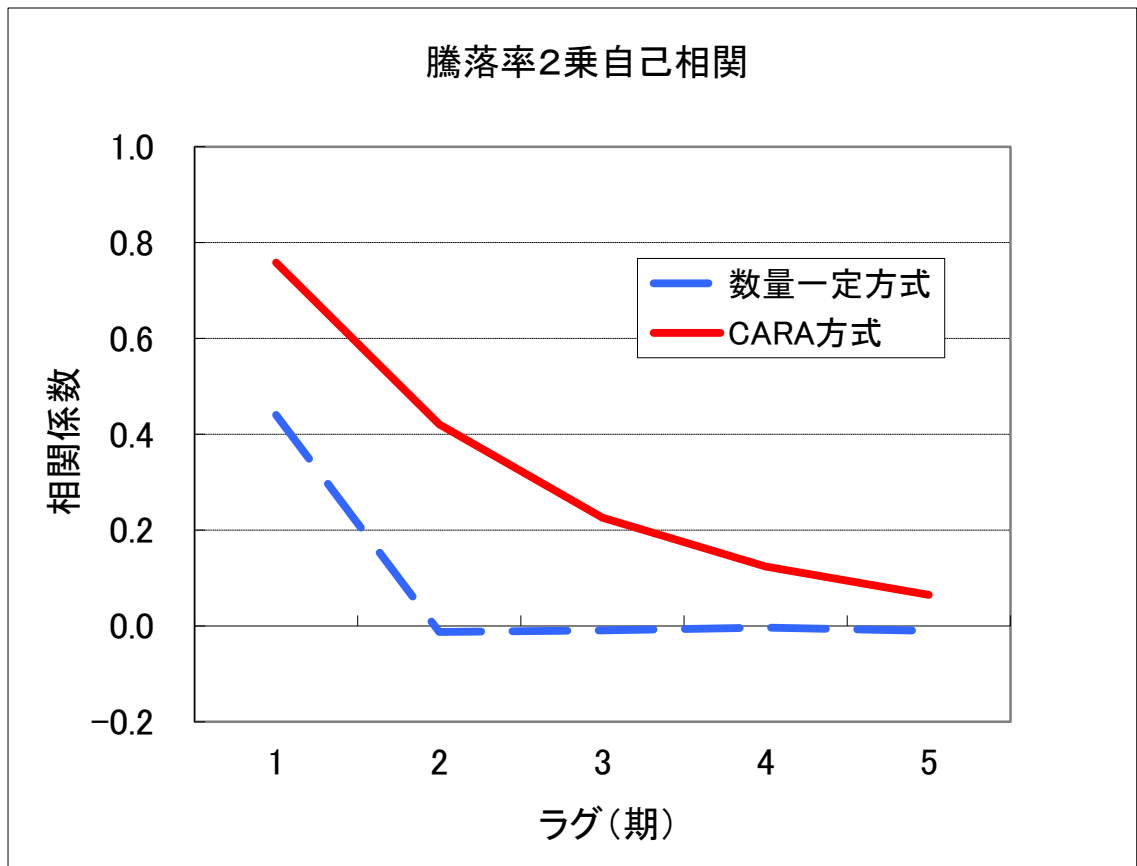


図 4.7 価格の騰落率の2乗の自己相関を各方式に対して示した。横軸がラグを何期とったかであり、縦軸が自己相関係数である。CARA方式のみ、ボラティリティ・クラスタリングが観測されることが分かる。

4.5 まとめ

本章ではまず，人工市場モデルで用いられている設定の妥当性を，マイクロメカニズムから調べるため，現実の市場で用いられている板寄せ方式の価格決定メカニズムを用いた価格決定理論モデルを構築し，ティックデータを用いてこのモデルの妥当性を示した．構築されたモデルは，注文の需給の総量の差だけで価格が決定されるため，このモデルが妥当であれば，価格の変化が買い注文の総量と売り注文の総量の差に比例するという簡易型価格決定メカニズムを用いた人工市場の妥当性を示すことが出来る．これらのモデルでは需給のギャップと価格変動の間の係数は適当なパラメータとして扱われていたが，その係数が，市場参加者の予想価格の標準偏差に比例することを初めて示した．

次にスタイライズド・ファクトで分析できない動的な現象を，構築した理論モデルを用いて分析した．株式市場における市場急落後の反発について，人工市場でどのようなメカニズムで再現されているのかを分析した．その結果，人工市場における市場急落後の反発の要因が，価格決定メカニズムにおける需給の歪みと，その後その歪みが正常に戻る過程に由来することを示した．

人工市場でしばしば用いられる CARA 方式の発注株式数モデルが価格形成にどのような影響をもたらすか，構築した理論モデルを用いて調べた．その結果，CARA 方式の発注数量モデルは，ボラティリティ・クラスタリングをもたらす可能性があることが分かった．CARA 方式は，ボラティリティが高まると各エージェントの予想価格と市場の価格の乖離が大きくなりやすいため発注数量が大きくなる．その大きくなった発注数量により価格が大きく変動しボラティリティが高い状況が維持されるというメカニズムが考えられる．また，CARA 方式のエージェントモデルはリスク回避型の投資家を仮定しているが，行動経済学・実験経済学の研究においてリスクテイク型の投資家がかなりいるのではないかとわれ始めている [Kumar 09, 岩澤 11]．また，同じリスク回避型でも DARA (Decreasing Absolute Risk Aversion) 方式の場合，CARA 方式と価格形成が異なることを示した人工市場シミュレーション研究もある [叶 14]．このように，行動経済学・実験経済学で示唆された投資家のリスク選好特性を人工市場で分析することは，今後の重要な研究課題であると考えられる．

第 5 章

人工市場・ベースモデルの構築

5.1 はじめに

ここでは [Chiarella 02, Chiarella 09] の人工市場モデルをベースに、第 6 章以降で用いるベースモデルを構築する。第 3 章で述べたように、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引市場を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは分析目的を果たせる範囲内で、なるべくシンプルなモデルを目指した。実際の市場を完全に再現することを目的としておらず、実際には存在するだろう投資家をすべて網羅することはあえておこなわない。決定されたパラメータを用いて、実証分析で得られているファット・テール (価格の騰落率の尖度*1がプラスであること) やボラティリティ・クラスタリング (価格の騰落率の標準偏差が自己相関を持つこと) といった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうか、妥当性を検討する。そして、パラメータ決定のための分析を示す。

*1 ここでの尖度の定義は、正規分布で 0 となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

5.2 ベースモデルの詳細

ここでは [Chiarella 02, Chiarella 09] の人工市場モデルをベースに、第6章以降で用いるベースモデルを構築する。[Chiarella 02, Chiarella 09] では、シンプルでありながら、実証分析で得られた長期間に存在する価格変動の統計的性質を再現できるエージェントモデルの構築に成功している。

第3章でも述べたように、人工市場モデルを用いたシミュレーション研究は、実際の市場にみられる多くの統計的性質 (スタイライズド・ファクト) を再現したり規制の効果を分析したりと、多くの成果をあげている [Cont 01, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。一方で、多くの人工市場モデルはパラメータが多すぎて不必要に複雑すぎるという指摘もされている [Chen 12]。なぜなら、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テール (価格の騰落率の尖度がプラスであること) やボラティリティ・クラスタリング (価格の騰落率の標準偏差が自己相関を持つこと) といった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価されるが、モデルを複雑にしても多くの場合は、再現できるスタイライズド・ファクトの種類が増えたり再現の精度が上がったりしないからである。そのため、できるだけシンプルなモデルでスタイライズド・ファクトを再現できた方がよいという主張がなされている [Chen 12]。というのもパラメータが多く複雑なモデルほど、モデルや計算結果の評価が難しくなるからである。本研究では、第3章で述べたように、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引市場を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは分析目的を果たせる範囲内で、なるべくシンプルなモデルを目指した。実際の市場を完全に再現することを目的としておらず、実際には存在するだろう投資家をすべて網羅することはあえて行っていない。

5.2.1 基本事項

本モデルは1つのリスク資産のみを取引対象とする。 n 体のエージェントがおり、エージェント番号 $j = 1$ から順番に $j = 2, 3, 4, \dots$ と注文を出す。出された注文の処理は第5.2.2節で述べる。最後のエージェント $j = n$ が注文を出すと、次の時刻にはまた初めのエージェント $j = 1$ から注文を出し繰り返される。時刻 t は1体のエージェントが注文を出すごとに1増える。つまり、注文をしただけで取引が成立しない場合も1ステップ進む。各エージェント j は第5.2.3節で述べる手順に従って、売りか買いか、注文価格 $P_{o,j}^t$ を決定する。注文数量は常に1と一定とする。また、各エージェントは資産を何単位でも買うことができ (キャッシュが無限大)、空売り (資産の保有数量がマイナスになること) も自由に行うことができる。

5.2.2 価格決定メカニズム

価格決定メカニズムは，売り手と買い手の双方が価格を提示し，売り手と買い手の提示価格が合致するとその価格で直ちに取引が成立する，連続ダブルオークション方式（ザラバ方式）とした [Friedman 93, TSE 13]．価格の変化幅の最小単位は ΔP とし，それより小さい端数は，買い注文の場合は切り捨て，売り注文の場合は切り上げる．買い（売り）注文は，注文価格より安い（高い）注文が既に存在すれば，最も安い（高い）売り（買い）注文と即座に取引が成立する．このような即座に取引が成立する注文を成行注文とよぶ．即座に取引が成立する，相対する注文がなければ注文を残す．このように即座に成立せず残された注文を指値注文とよぶ．指値注文がキャンセル時間 t_c だけ経過しても取引が成立しなかった場合は，キャンセルされる．

5.2.3 エージェント

エージェントは，実際の市場の価格形成の性質を再現するために導入するものであり，スタイライズド・ファクトを再現する範囲内であるべくシンプルなモデルとした．

エージェントは注文価格 $P_{o,j}^t$ ，売り買いの別を以下のように決める．時刻 t にエージェント j が予想する価格の変化率（予想リターン） $r_{e,j}^t$ は，

$$r_{e,j}^t = \frac{1}{w_{1,j} + w_{2,j} + u_j} \left(w_{1,j} \log \frac{P_f}{P^t} + w_{2,j} r_{h,j}^t + u_j \epsilon_j^t \right). \quad (5.1)$$

ここで， $w_{i,j}$ はエージェント j の i 項目の重みであり，シミュレーション開始時に，それぞれ 0 から $w_{i,max}$ まで一様乱数で決める． u_j はエージェント j の 3 項目の重みであり，シミュレーション開始時に 0 から u_{max} まで一様乱数で決める． \log は自然対数である． P_f は時間によらず一定のファンダメンタル価格， P^t は時刻 t での取引価格（取引されなかった時刻では直近取引された価格であり，時刻 $t = 0$ では $P^t = P_f$ とする）， ϵ_j^t は時刻 t ，エージェント j の乱数項であり，平均 0，標準偏差 σ_ϵ の正規分布乱数である． $r_{h,j}^t$ は時刻 t にエージェント j が計測した過去リターンであり， $r_{h,j}^t = \log(P^t/P^{t-\tau_j})$ である．ここで τ_j はシミュレーション開始時に 1 から τ_{max} までの一様乱数でエージェントごとに決める．

式 5.1 の第 1 項目はファンダメンタル価格と比較して安ければプラスの予想リターンを高めればマイナスの予想リターンを示す，ファンダメンタル価格を参照して投資判断を行うファンダメンタル投資家の成分である．第 2 項目は過去のリターンがプラス（マイナス）ならプラス（マイナス）の予想リターンを示す，過去の価格推移を参照して投資判断を行うテクニカル投資家の成分であり，第 3 項目はノイズを表している．

予想リターン $r_{e,j}^t$ より予想価格 $P_{e,j}^t$ は,

$$P_{e,j}^t = P^t \exp(r_{e,j}^t) \quad (5.2)$$

で求まる. 注文価格 $P_{o,j}^t$ は $P_{e,j}^t - P_d$ から $P_{e,j}^t + P_d$ までの一様乱数で決める. ここで, P_d は定数である. そして, 売り買いの別は予想価格 $P_{e,j}^t$ と注文価格 $P_{o,j}^t$ の大小関係で決める. すなわち,

$$\begin{aligned} P_{e,j}^t > P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の買い} \\ P_{e,j}^t < P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の売り,} \end{aligned} \quad (5.3)$$

とする.

5.3 ベースモデルのパラメータと妥当性分析

ベースモデルでは、第 5.4 節で述べるようにさまざまなパラメータを検討し、第 5.3.1 節で述べる妥当性分析を行った結果、妥当性の高い以下のパラメータを採用した。第 5.4 節で述べるように、例えば、テクニカル投資家の成分が十分多くないとファット・テールとボラティリティ・クラスタリングが再現されないことが知られているため、これらが十分再現されるようテクニカル投資家成分の最大値 $w_{2,max}$ をファンダメンタル投資家のそれ $w_{1,max}$ より大きくし、調整した [Yamada 09]。そして、エージェント数 n はそれ以上増加させてもスタイライズド・ファクトがほとんど変わらない水準とした。本研究でのエージェント 1 体は、現実の投資家 1 人に対応するものではなく、似たような戦略集団 ($w_{i,j}$ が同じ投資家集団) の 1 つを表現している。本研究では、投資戦略が同じでも個々の投資家の事情で投資行動が異なってしまうような現象、例えば行動経済学で知られているような損益の状況に応じてリスク回避度が異なる現象などは取り扱わないため、1 戦略集団を 1 エージェントで表現するといった抽象度でモデル化する。そして、エージェント数 n をそれ以上増加させてもスタイライズド・ファクトがほとんど変わらないということは、戦略の多様性が現実と比べても十分であることを示していると考えられる。

これらの分析の結果各パラメータの値は、 $n = 1,000, P_f = 10,000, w_{1,max} = 1, w_{2,max} = 10, w_{3,max} = 1, \tau_{max} = 10,000, \sigma_\epsilon = 0.03, P_d = 1,000, t_c = 10,000, \Delta P = 1$ とした。これは、表 5.3.1 にもまとめた。

5.3.1 妥当性分析

表 5.2 は価格の騰落率を用いた統計量を示した。シミュレーションは $t = 1,000,000$ まで行い、統計量は 100 回の試行の平均値を用いた。第 3 章でも述べたように、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テールやボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価される [Cont 01, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。表 5.2 では、100 期間ごとの騰落率を用いて計算した尖度と騰落率の 2 乗の自己相関も示している。というのも、本モデルの時刻は注文をただで取引が成立しない場合も時刻が進むため、時刻 1 ごとの全ての価格を用いたスタイライズド・ファクトは多くの価格変動が無いデータによりバイアスがかかってしまうため、100 ステップ間隔での測定とした。騰落率の尖度がプラスで、第 2.4 節でのべたような実証分析でよく観測される 1 ~ 100 程度の範囲に収まっている。標準偏差は平均値にくらべ小さく、有意にこの範囲であることが分かる。ゆえに、ファット・テールが再現されている。また、騰落率の 2 乗の自己相関もラグがあってもブ

ラスで第2.4節でのべたような実証分析でよく観測される0.01～0.2程度に収まっている。標準偏差は平均値にくらべ小さく、有意に正であることが分かる。ゆえに、ボラティリティ・クラスタリングが再現されていると考えられる。これらにより長期に観測される価格変動の統計的な性質が再現されていることが示された。

表 5.1 ベースモデルで用いるパラメータ

パラメータ	値
n	1,000
$w_{1,max}$	1
$w_{2,max}$	10
u_{max}	1
P_f	10,000
τ_{max}	10,000
σ_ϵ	0.03
t_c	10,000
P_d	1,000
ΔP	1

表 5.2 決定されたパラメータ (表 5.3.1) 下での、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関。100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)。

		尖度	3.01
		lag	
平均	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.13
		2	0.10
		3	0.08
		4	0.06
		5	0.05
		6	0.04

		尖度	0.22
		lag	
標準 偏差	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.02
		2	0.02
		3	0.02
		4	0.01
		5	0.02
		6	0.01

5.4 パラメータ決定のための分析

ここでは表 5.3.1 に示したパラメータをどのように決めたのかを述べる。実際には膨大な試行錯誤の上、これらのパラメータを決定しているが、そのプロセス全てを記載するのは冗長であり分かりにくい。そこでここではひとつのパラメータを変更した場合の統計量の変化を示し、どのような考え方でパラメータを決定したのかを述べる。

表 5.3.1 に示したパラメータのうち、いくつかは検討の必要がないものがある。ファンダメンタル価格 P_f は価格の水準を決定するだけであり、 ΔP に比べ十分大きければシミュレーション結果に影響を与えない。 $\Delta P/P_f$ が十分小さくない場合については、第 9 章で詳細に述べる。また、式 5.1 が示すように、 $w_{1,j}, w_{2,j}, u_j$ は、 $w_{1,j} + w_{2,j} + u_j$ で割られているため、その比だけが重要である。そのため、 $w_{1,max}, w_{2,max}, u_{max}$ のうち、2 つを決めればよい。しかも、第 3 項目であるノイズ項は、 $u_j \epsilon_j^t$ と積になっているため、 u_{max} が σ_ϵ のどちらかだけを決めればよい*2。そのためここでは、 $n, w_{2,max}, \sigma_\epsilon, \tau_{max}, t_c, P_d$ の 6 つを検討する。

図 5.3 は、エージェント数 n をさまざまに変えた場合の、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関の、100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下) を示した。その他のパラメータは表 5.3.1 と同じである。 n が小さいと、尖度の標準偏差が大きく、シミュレーション結果が安定しないことが分かる。また、2 乗の自己相関も小さくなってしまっている。 $n = 500$ 以上の場合、結果が安定し、これ以上 n を増やしても結果が変わっていない。本研究でのエージェント 1 体は、現実の投資家 1 人に対応するものではなく、似たような戦略集団 ($w_{i,j}$ が同じ投資家集団) の 1 つを表現している。本研究では、投資戦略が同じでも個々の投資家の事情で投資行動が異なってしまうような現象、例えば行動経済学で知られているような損益の状況に応じてリスク回避度が異なる現象などは取り扱わないため、1 戦略集団を 1 エージェントで表現するといった抽象度でモデル化する。そして、エージェント数 n をそれ以上増加させてもスタイライズド・ファクトがほとんど変わらないということは、戦略の多様性が現実と比べても十分であることを示していると考えられる。ここでは $n = 1,000$ を採用した。

図 5.4 は、テクニカル戦略の重みの最大値 $w_{2,max}$ をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。標準偏差を見ると、いずれの場合も結果が安定していることが分かる。しかし、 $w_{2,max} = 0, 0.1$ の場合は、尖度がマイナスであり、ファット・テールが再現されていない。 $w_{2,max} = 1$ の場合も尖度がプラスであるものの値は小さく、 $w_{2,max} = 100$ の場合は、2 乗の自己相関がプラスであるものの値が小さい。そのため、

*2 例えば、 u_{max} が 2 倍、 σ_ϵ が半分であれば、式 5.1 は全く変化がない。

$w_{2,max} = 10$ を採用した。なお、 $w_{2,max} = 1,100$ の場合は絶対に採用できない場合とまではいえないが、比較的良い結果を示す $w_{2,max} = 10$ を選ぶという考え方をとった。以後も、このような考え方をを用いる場合がある。

図 5.5 は、乱数項の標準偏差 σ_ϵ をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。 σ_ϵ が 0.1 以上の場合は、尖度がプラスであるものの小さいか、尖度の標準偏差が大きくなってしまっている。 $\sigma_\epsilon = 0.01$ の場合は、2 乗の自己相関が比較的小さい。 $\sigma_\epsilon = 0.03, 0.06$ のいずれの場合も、平均、標準偏差とも問題のない、比較的良い値をとっている。ここでは尖度がより高い $\sigma_\epsilon = 0.03$ を採用した。

図 5.6 は、テクニカル戦略の参照期間の最大値 τ_{max} をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。 τ_{max} が 20,000 以上の場合、結果が非常に不安定となっている。その他の場合は、似たような結果となった。 τ_{max} が大きいほど多様な投資家を表現することとなるため、ここではこの中でもっとも大きい値である $\tau_{max} = 10,000$ を採用した。

図 5.7 は、キャンセル時間 t_c をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。 t_c が 5,000 以下の場合、結果が非常に不安定である。 t_c が大きくなると指値注文が多く残ることになり計算に時間がかかるようになる。そのため、結果が変わらない範囲でもっとも小さい $t_c = 10,000$ を採用した。

図 5.8 は、注文価格の散らばり P_d をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。 P_d が 20 以下の場合は結果が非常に不安定であり、2,000 以上の場合は、2 乗の自己相関が小さくなっている。なお、第 6 章では途中でファンダメンタル価格を $P_f = 10,000$ から $P_f = 15,000$ へジャンプするケースを、第 7 章でも、 $P_f = 7,000$ へジャンプするケースを、第 8 章でも、誤発注による価格の急落をとりあつかう。そのため、価格の急騰・急落に対しても結果が安定するかどうかを調べる必要がある。図 5.9 は、時刻 $t = 400,000$ にファンダメンタル価格 $P_f = 15,000$ に変更した場合の、注文価格の散らばり P_d をさまざまに変えた場合について、図 5.3 と同様のものを示した。 P_d が 200 以下の場合は結果が非常に不安定となった。これらを考慮して少し余裕を持って、 $P_d = 1,000$ を採用した。

表 5.4 テクニカル戦略の重みの最大値 $w_{2,max}$ をさまざまに変えた場合の、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関。100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)。その他のパラメータは表 5.3.1 と同じ。

		w2max	0	0.1	1	10	100
		尖度	-0.33	-0.28	0.15	3.01	17.12
		lag					
平均	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.12	0.12	0.13	0.13	0.06
		2	0.05	0.05	0.07	0.10	0.05
		3	0.03	0.03	0.05	0.08	0.04
		4	0.02	0.02	0.04	0.06	0.04
		5	0.02	0.02	0.03	0.05	0.03
		6	0.02	0.02	0.02	0.04	0.03
		w2max	0	0.1	1	10	100
		尖度	0.03	0.03	0.04	0.22	2.11
		lag					
標準 偏差	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.02	0.01	0.01	0.02	0.03
		2	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02
		3	0.01	0.01	0.01	0.02	0.03
		4	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02
		5	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02
		6	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02

表 5.6 テクニカル戦略の参照期間の最大値 τ_{max} をさまざまに変えた場合の、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関。100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)。その他のパラメータは表 5.3.1 と同じ。

		T max	1,000	2,000	5,000	10,000	20,000	50,000
		尖度	2.82	2.89	2.94	3.01	622.38	1,594.77
		lag						
平均	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.11	0.12	0.12	0.13	-0.00	-0.00
		2	0.08	0.09	0.09	0.10	0.03	0.01
		3	0.06	0.06	0.07	0.08	0.03	0.01
		4	0.05	0.05	0.05	0.06	0.02	0.00
		5	0.04	0.04	0.04	0.05	0.02	0.01
		6	0.03	0.03	0.04	0.04	0.02	0.01
		T max	1,000	2,000	5,000	10,000	20,000	50,000
		尖度	0.18	0.19	0.19	0.22	470.31	1,209.79
		lag						
標準 偏差	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.02	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00
		2	0.02	0.02	0.02	0.02	0.05	0.04
		3	0.01	0.01	0.01	0.02	0.05	0.02
		4	0.01	0.01	0.02	0.01	0.03	0.02
		5	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02
		6	0.01	0.01	0.01	0.01	0.04	0.04

表 5.7 キャンセル時間 t_c をさまざまに変えた場合の，価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関，100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)．その他のパラメータは表 5.3.1 と同じ．

		t_c	2,000	5,000	10,000	20,000	50,000
		尖度	1,731.19	1,224.18	3.01	2.75	2.88
		lag					
平均	騰落率の 2乗の 自己相関	1	-0.00	-0.00	0.13	0.13	0.13
		2	0.00	0.02	0.10	0.10	0.11
		3	0.01	0.02	0.08	0.08	0.09
		4	0.00	0.01	0.06	0.06	0.07
		5	0.00	0.01	0.05	0.05	0.06
		6	0.00	0.01	0.04	0.04	0.05
		t_c	2,000	5,000	10,000	20,000	50,000
		尖度	1,303.89	1,121.27	0.22	0.21	0.18
		lag					
標準 偏差	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02
		2	0.01	0.05	0.02	0.02	0.01
		3	0.03	0.04	0.02	0.01	0.02
		4	0.02	0.02	0.01	0.02	0.01
		5	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01
		6	0.01	0.04	0.01	0.01	0.01

表 5.8 注文価格の散らばり P_d をさまざまに変えた場合の、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関。100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)。その他のパラメータは表 5.3.1 と同じ。

		pd	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000	
		尖度	2,074.97	1,385.49	0.21	0.19	0.41	1.24	3.01	6.82	18.77	
平均	騰落率の 2乗の 自己相関	lag										
		1	0.03	0.04	0.20	0.18	0.18	0.17	0.13	0.08	0.04	
		2	0.09	0.09	0.09	0.09	0.10	0.11	0.10	0.07	0.03	
		3	0.09	0.10	0.07	0.07	0.07	0.08	0.08	0.06	0.03	
		4	0.09	0.10	0.06	0.05	0.06	0.06	0.06	0.05	0.03	
		5	0.09	0.08	0.06	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.02
		6	0.08	0.09	0.05	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.02
		pd	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000	
		尖度	2,860.35	2,450.60	0.07	0.08	0.07	0.11	0.22	0.45	1.37	
標準 偏差	騰落率の 2乗の 自己相関	lag										
		1	0.03	0.03	0.02	0.02	0.01	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
		2	0.08	0.08	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02
		3	0.08	0.06	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02
		4	0.09	0.08	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02
		5	0.09	0.06	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02
		6	0.06	0.07	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02

表 5.9 時刻 $t = 400,000$ にファンダメンタル価格 $P_f = 15,000$ に変更した場合の、注文価格の散らばり P_d をさまざまに変えた場合の、価格の騰落率の尖度と騰落率の 2 乗の自己相関。100 回試行した平均値 (上) と標準偏差 (下)。その他のパラメータは表 5.3.1 と同じ。

		pd	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000
		尖度	1,513.14	1,358.07	2,473.19	2,578.42	551.60	1.57	2.33	5.93	19.25
平均		lag									
	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.04	0.03	0.03	0.02	0.13	0.27	0.21	0.22	0.25
		2	0.09	0.09	0.08	0.06	0.15	0.18	0.16	0.18	0.19
		3	0.10	0.08	0.07	0.06	0.13	0.15	0.13	0.17	0.17
		4	0.09	0.08	0.08	0.05	0.12	0.14	0.11	0.16	0.17
		5	0.08	0.08	0.07	0.06	0.13	0.12	0.10	0.14	0.15
		6	0.10	0.08	0.05	0.06	0.13	0.12	0.09	0.14	0.15
		pd	10	20	50	100	200	500	1,000	2,000	5,000
		尖度	2,410.51	2,100.84	3,050.04	2,422.45	1,371.16	0.63	0.37	1.69	7.15
標準 偏差		lag									
	騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.03	0.02	0.03	0.03	0.14	0.06	0.03	0.05	0.09
		2	0.07	0.08	0.08	0.08	0.10	0.04	0.03	0.05	0.06
		3	0.08	0.06	0.07	0.08	0.10	0.04	0.02	0.05	0.06
		4	0.08	0.08	0.09	0.08	0.09	0.04	0.02	0.05	0.05
		5	0.06	0.08	0.09	0.08	0.10	0.03	0.02	0.03	0.04
		6	0.09	0.07	0.05	0.10	0.10	0.04	0.02	0.05	0.05

5.5 まとめ

ここでは [Chiarella 02, Chiarella 09] の人工市場モデルをベースに、第6章以降で用いるベースモデルを構築した。第3章で述べたように、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引市場を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは分析目的を果たせる範囲内で、なるべくシンプルなモデルを目指した。決定されたパラメータを用いて、実証分析で得られているファット・テールやボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうか、妥当性を検討した結果、妥当なモデルであることが示された。そして、パラメータ決定のための分析も示した。本章で作成されたベースモデルを元に第6章以降のシミュレーション研究を進める。各章ごとの目的に応じて、ベースモデルを修正する。第7章、第8章では、金融市場が混乱した場合を扱うため、第6章で示すように、学習過程が必要であるためこれを加えている。また、第9章、第10章では、取引市場の選択に関する分析を行う。取引市場の選択は、数ミリ秒、数マイクロ秒といった、高頻度に発注を行うアルゴリズム・トレードなどで自動的に行われることが多い。そのため、取引市場の選択について分析を行うための人工市場モデルは、高頻度な時間スケールでの性質（マーケット・マイクロ・ストラクチャー [太田 11]）を再現する必要があると考えられる。そのため、細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現する。

第6章

学習過程の必要性分析

6.1 はじめに

第3章で述べたように、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テールや、ボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価される。[Chiarella 02, Chiarella 09]などのモデルは代表的なスタイライズド・ファクトを満たしているが、各エージェントの投資戦略もパラメータも初めに与えたものから全く変更がない、つまり価格情報や自身の損益情報をフィードバックして何らかの戦略切り替えやパラメータを変更するという“学習”がない。これまで人工市場評価に用いられてきた代表的なスタイライズド・ファクトでの評価だと、このような学習のないモデルでも妥当であると評価されている。

一方で、価格情報や自身の損益情報をフィードバックして何らかの戦略切り替えやパラメータを変更するような学習を組み込んだモデルも多数存在する ([Izumi 96, Arthur 97, Lux 99, 山田 11, 八木 11a, Ohi 11, 大井 13, 湯浅 13, Nakada 13] など)。なぜなら、多くの実証研究が、バブルやオーバーシュート（アンダーシュート）が起こるメカニズムでは、価格の上昇という情報のフィードバックを投資家が受け、それにより投資行動を変化させるという学習プロセスが重要であると指摘しているからである [Bradford 90, Shiller 00, Shiller 02, Soros 03, Allen 06, 広田 09]。アンケートを用いた研究でも、プロの投資家がバブル期に価格の上昇を受け投資戦略をファンダメンタル重視の戦略からテクニカル重視の戦略に変更するという、学習プロセスの存在を示している [Frankel 90]。また、価格情報や投資家情報を用いた実証分析でもこのような戦略変更が実際に行われていることが示されている [山本 11, Yamamoto 13]。

本章では、第5章で述べたベースモデルに、学習プロセスを追加した場合（学習あり）と、追加しなかった場合（学習なし）を比較し、オーバーシュートの引き金となるファンダメンタル価格の上昇があった場合、学習ありの場合はオーバーシュートが発生するが、学

習がない場合は大きなオーバーシュートが発生しないことを確認する。また、ハザード・レート [McQueen 94, Chan 98] を用いると、従来のスタイライズド・ファクトの分析ではできなかった、オーバーシュートを再現できるモデルであるかどうかを分析できることを示す。

6.2 エージェントの学習モデル

本章では、第5章で述べたベースモデルに、“学習”を加えたモデルを調べる。これまでの人工市場研究においても、価格情報や自身の損益情報をフィードバックして何らかの戦略切り替えやパラメータを変更するといった、様々な種類の学習モデルが組み込まれてきた ([Izumi 96, Arthur 97, Lux 99, 山田 11, 八木 11a, Ohi 11, 大井 13, 湯浅 13, Nakada 13] など)。これらの学習モデルの中には遺伝的アルゴリズム*1を実装した複雑なものから、比較的シンプルなものまで様々であった。本研究では、[Frankel 90, 山本 11, Yamamoto 13] といった実証研究が存在を示している、投資戦略の切り替えに焦点をあて、そのメカニズムの分析を行いやすいように比較的シンプルでパラメータの少ないモデルの構築を行った。

学習はエージェントごとに、各エージェントが注文を出す直前に行われる。式5.1において、ファンダメンタルな投資家成分だけの場合の予想リターン $r_{e,1,j}^t = \log(P_f/P^t)$ 、テクニカルな投資家成分だけの場合の予想リターン $r_{e,2,j}^t = r_{h,j}^t$ とする。これら $r_{e,i,j}^t$ が学習期間のリターン $r_i^t = \log(P^t/P^{t-t_i})$ と比べ、

$$\begin{aligned} \text{同符号なら, } w_{i,j} &\leftarrow w_{i,j} + k_l r_l^t \rho_j^t (w_{i,max} - w_{i,j}) \\ \text{異符号なら, } w_{i,j} &\leftarrow w_{i,j} - k_l r_l^t \rho_j^t w_{i,j}, \end{aligned} \quad (6.1)$$

のように $w_{i,j}$ を書き換える。ここで k_l は定数、 ρ_j^t は時刻ごと、エージェントごとに与えられる0から1までの一様乱数である。価格変化の方向を当てている戦略のウエイトを引き上げ、外れている戦略のウエイトを引き下げる。また、 r_l^t をかけることにより、小さい価格変動を当てたり外したりしても大きくウエイトが増減しない。

このような過去の実績から学習するプロセスとは別に、小さい確率 m で $w_{i,j}$ を再設定する。つまり、0から $w_{i,max}$ の一様乱数で決めなおす。これはランダム学習を意味しており、実績からの学習と組み合わせることにより、エージェントが試行錯誤的により良い戦略のウエイトを求める姿を客観的にモデル化している。

*1 優れた入門書として [北野 93] がある。

6.3 学習プロセスとオーバーシュート

第5章で述べたベースモデルに、学習プロセスを追加した場合(学習あり)と、追加しなかった場合(学習なし)の結果の比較分析を行った。学習に関するパラメータは $k_l = 4, m = 0.01, t_l = 10,000$ とした。 k_l は学習速度を示す重要なパラメータであるが、 k_l の感応度に関しては第6.3.3節で述べる。また、学習ありと学習なしのそれぞれについて、 $P_f = 10,000$ で一定である場合(ケース1)と、初め $P_f = 10,000$ で時刻 $t = 100,000$ で $P_f = 15,000$ に変化する場合(ケース2)を行った。

バブルやオーバーシュートはまず、何かしらのファンダメンタル価格の上昇が引き金となり、そのファンダメンタル価格の上昇以上に価格が上昇してしまうことによりバブルやオーバーシュートが形成されることが広く知られている [Shiller 00, Shiller 02, 広田 09]。そのため、ケース2によって、オーバーシュートの引き金を与えた場合にオーバーシュートが発生するかどうかを調べた。

6.3.1 スタイライズド・ファクトによる評価

図6.1はケース1における学習ありの場合と学習なしの場合の価格推移である。学習の有無にかかわらずとても似たような推移を示している。図6.2は、ケース2における価格の推移である。学習なしの場合、ファンダメンタル価格 P_f が変化した時刻 $t = 100,000$ から価格が上昇し $P_f = 15,000$ を少しだけしか超えず、すぐに価格がファンダメンタル価格に収束する。一方、学習ありの場合、ファンダメンタル価格 $P_f = 15,000$ を大きく超えていき 18,000 まで到達する。ファンダメンタル価格を大きく上回る価格上昇をみせており、まさにオーバーシュートである。その後、下落していくが $P_f = 15,000$ を大きく下回る 14,000 ほどまで下落して、その後はファンダメンタル価格に収束する。このように学習がある場合のみ、実際の市場で起きているような大きなバブルが再現できている。

表6.1は各シミュレーションでのスタイライズド・ファクトを示している。おのおの場合について100回試行し平均値をとった。スタイライズド・ファクトはすべて時刻100間隔での価格を用いて計算した。いずれのシミュレーションでも尖度^{*2}がプラスでファット・テールとなっており、騰落率の2乗の自己相関も大きなラグがあってもプラスでボラティリティ・クラスタリングも再現されている。ケース2、学習ありの場合においては、

^{*2} ここでの尖度の定義は、正規分布で0となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

大きなラグがある場合の騰落率の2乗の自己相関は、実証研究の結果に比べ大きすぎる値となっている。しかし、これはシミュレーションの試行が時刻 100,000 で打ち切っており、オーバーシュートが起きている時間帯が多くを占めているためである。実証研究のデータではオーバーシュートなどの市場混乱を含む期間はこれほど長くない。シミュレーションの試行の終了時刻を引き伸ばし、オーバーシュートが落ち着いた後の時間帯が多くなれば、ケース1の値に近づくと考えられ、実証研究の結果と似たような結果になると考えられる。よって、従来シミュレーションの妥当性を分析するのに使われてきた代表的なスタイライズド・ファクトは全てのシミュレーションで満たしているといえる。

6.3.2 ハザード・レートによるオーバーシュートの再現性評価

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

さて、本章のシミュレーション結果においてハザード・レート (H_i) は、ケース2の学習ありの場合がもっとも大きく i の増加に伴って大きな減少をしており、顕著なオーバーシュートが確認できたことを示す。ケース1学習ありの H_i も緩やかながら減少がみられ、オーバーシュートの引き金がなくとも小さいオーバーシュートがおきていることを示唆している。ケース1の学習なしの場合は H_i の減少が全く見られず小さいオーバーシュートも含め全くおきていない。ケース2の学習なしの場合は H_i の減少が見られるものの、学習ありの場合に比べて減少の程度は小さく、ファンダメンタル価格の急上昇という大きなオーバーシュートの引き金があるにも関わらず小さなオーバーシュートしかおきていない。このように学習がある場合のみ、実際の市場で起きているような大きなオーバーシュートが再現できている。

図 6.3 では、ケース2の学習ありの場合に関して、各戦略成分の合計ウエイト、

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j}}{\sum_{j=1}^n (w_{1,j} + w_{2,j} + u_j)}, \quad (6.2)$$

の時系列を示した。 $i = 1$ の場合がファンダメンタル成分であり、 $i = 2$ の場合がテクニカル成分である。オーバーシュート発生時にテクニカルな投資家の成分が増え、ファンダ

メンタルな投資家の成分が減っており，[Frankel 90, 山本 11, Yamamoto 13] などの実証分析と整合的な戦略切り替えが行われた。

これらをまとめると，ケース2において，学習ありのときのみ，実証研究と整合的なメカニズムでのオーバーシュートの発生が認められ，学習なしの人工市場ではオーバーシュートの発生が認められなかった。バブルやオーバーシュート（アンダーシュート）を分析したり，バブルやオーバーシュート（アンダーシュート）が起こり得る状況下での規制の議論をしたりする場合は，学習ありのモデルである必要がある可能性を指摘できた。また，ハザード・レートを用いると，従来のスタイライズド・ファクトの分析ではできなかった，バブルやオーバーシュート（アンダーシュート）を再現できるモデルであるかどうかも分析できることを示せた。

6.3.3 学習速度の価格形成に与える感応度

最後に，重要なパラメータである学習速度 k_l の価格形成に与える感応度について調べた。図6.4は，ケース2，学習ありの場合において， $k_l = 0$ (学習なし)， $k_l = 1, 4, 10, 40, 100$ としたときの価格の推移を示した。 $k_l = 40, 100$ の場合は，オーバーシュートが収束せず，繰り返しオーバーシュートが発生していることがわかる。このような繰り返しはシミュレーションが安定しないだけでなく，実際の金融市場ではこのようなきれいな周期でのオーバーシュートは発生しないため，このような k_l を選ぶのは適当でないと考えられる。表6.2は $k_l = 0, 1, 4, 10, 40, 100$ の場合において，100回の試行のうち，このような繰り返しが発生しシミュレーションが不安定になった割合を示した。 k_l が10以上の場合は，このような繰り返しが発生していることが分かる。表6.3は，このような繰り返しが発生しなかった k_l に対し，スタイライズド・ファクトを示した。 $k_l = 4$ の場合がハザード・レートの最も大きな減少が見られ，現実の金融市場の混乱の特性を最もよく再現している。そのため，本研究では $k_l = 4$ を用いることにした。

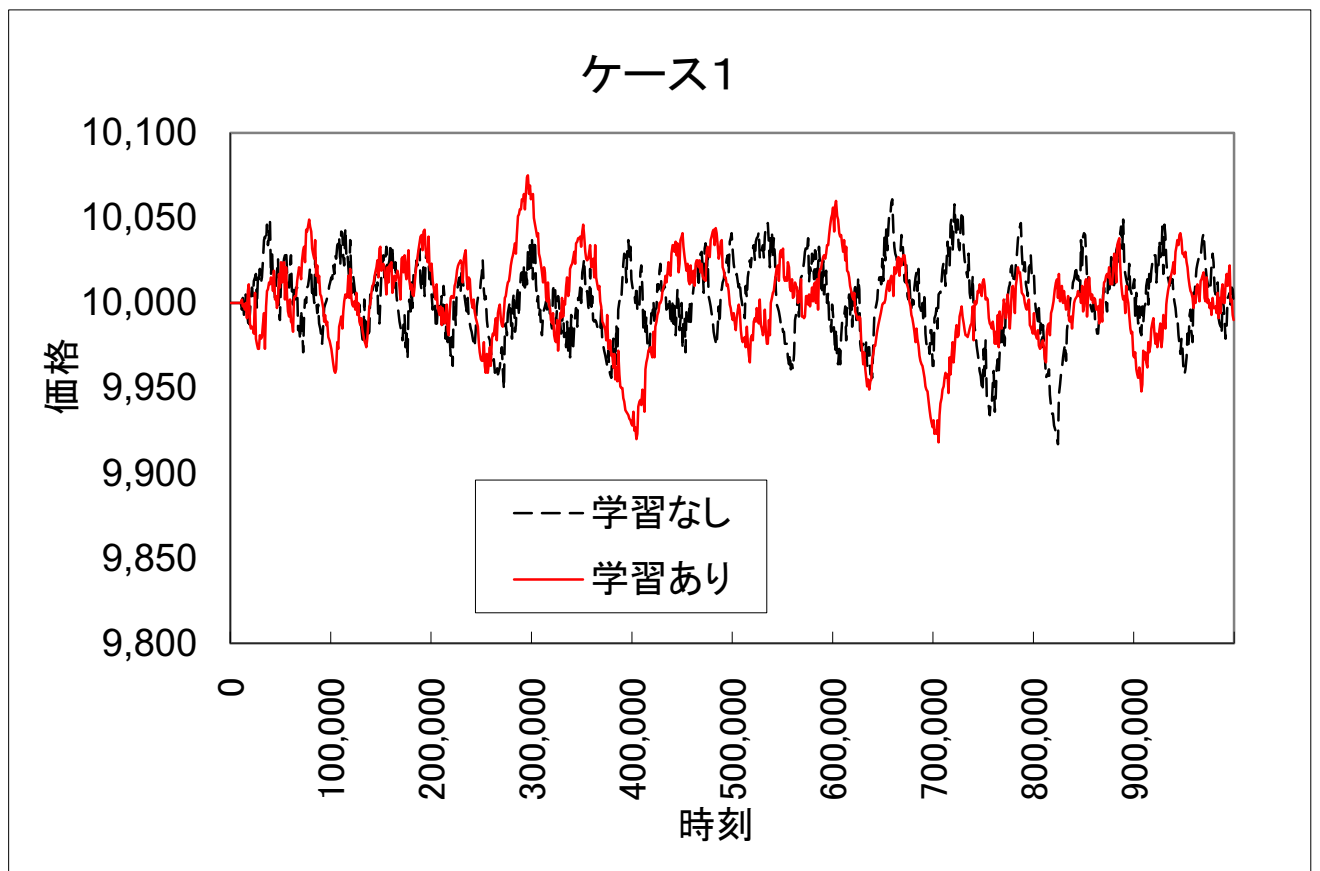


図 6.1 ケース 1(ファンダメンタル価格が常に一定).

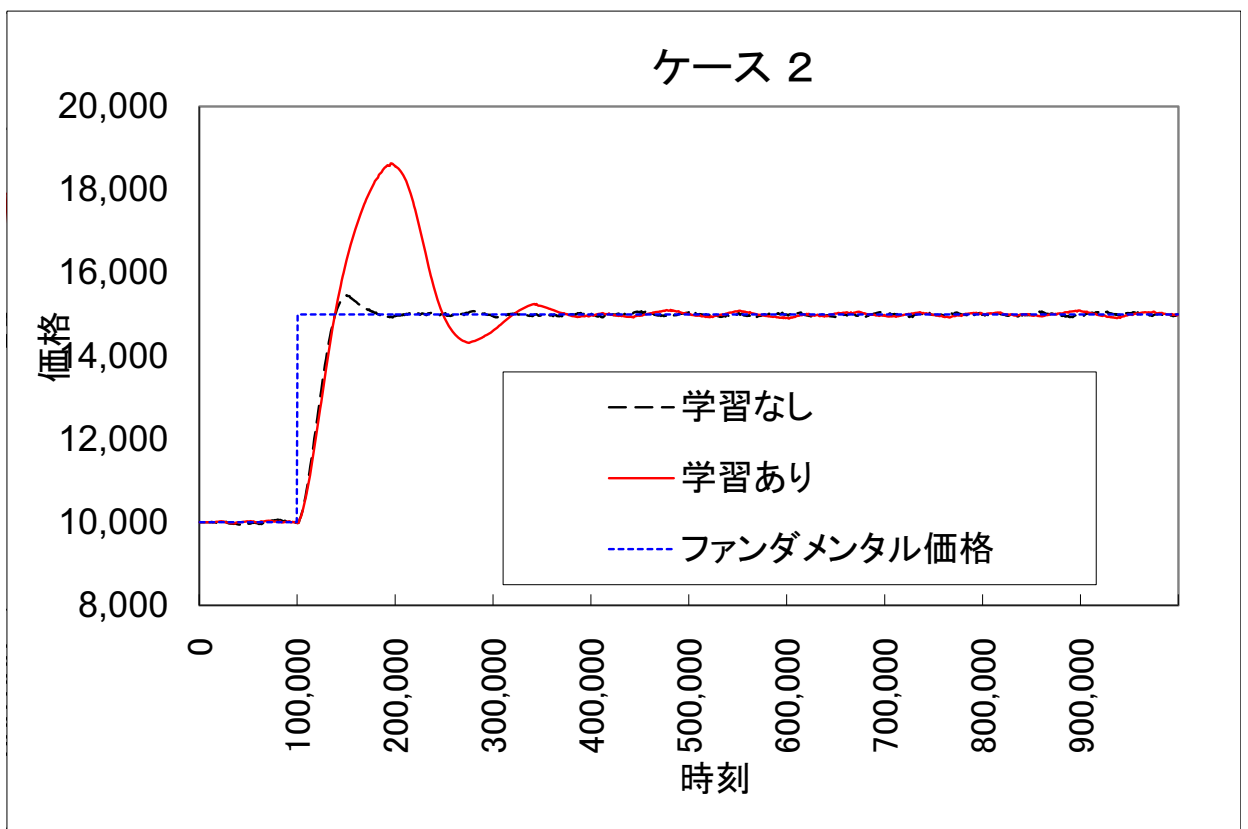


図 6.2 ケース 2(ファンダメンタル価格が一度急騰).

表 6.1 各シミュレーションのスタイライズド・ファクト.

尖度	ケース 1		ケース 2		
	学習なし	学習あり	学習なし	学習あり	
	3.018	5.394	2.079	3.180	
ラゲ					
	1	0.134	0.125	0.219	0.325
	2	0.101	0.105	0.164	0.293
	3	0.076	0.087	0.133	0.274
騰落率の2乗 の 自己相関	4	0.060	0.074	0.118	0.261
	5	0.052	0.061	0.108	0.253
	6	0.040	0.054	0.100	0.247
	7	0.036	0.048	0.092	0.241
	8	0.030	0.045	0.087	0.237
	9	0.026	0.039	0.082	0.238
	<i>i</i>				
	1	56%	55%	56%	55%
	2	55%	52%	55%	50%
	3	55%	50%	53%	45%
ハザード レート Hi	4	54%	49%	52%	40%
	5	54%	45%	48%	36%
	6	53%	44%	45%	29%
	7	52%	41%	40%	26%
	8	52%	40%	35%	22%
	9	53%	40%	30%	19%

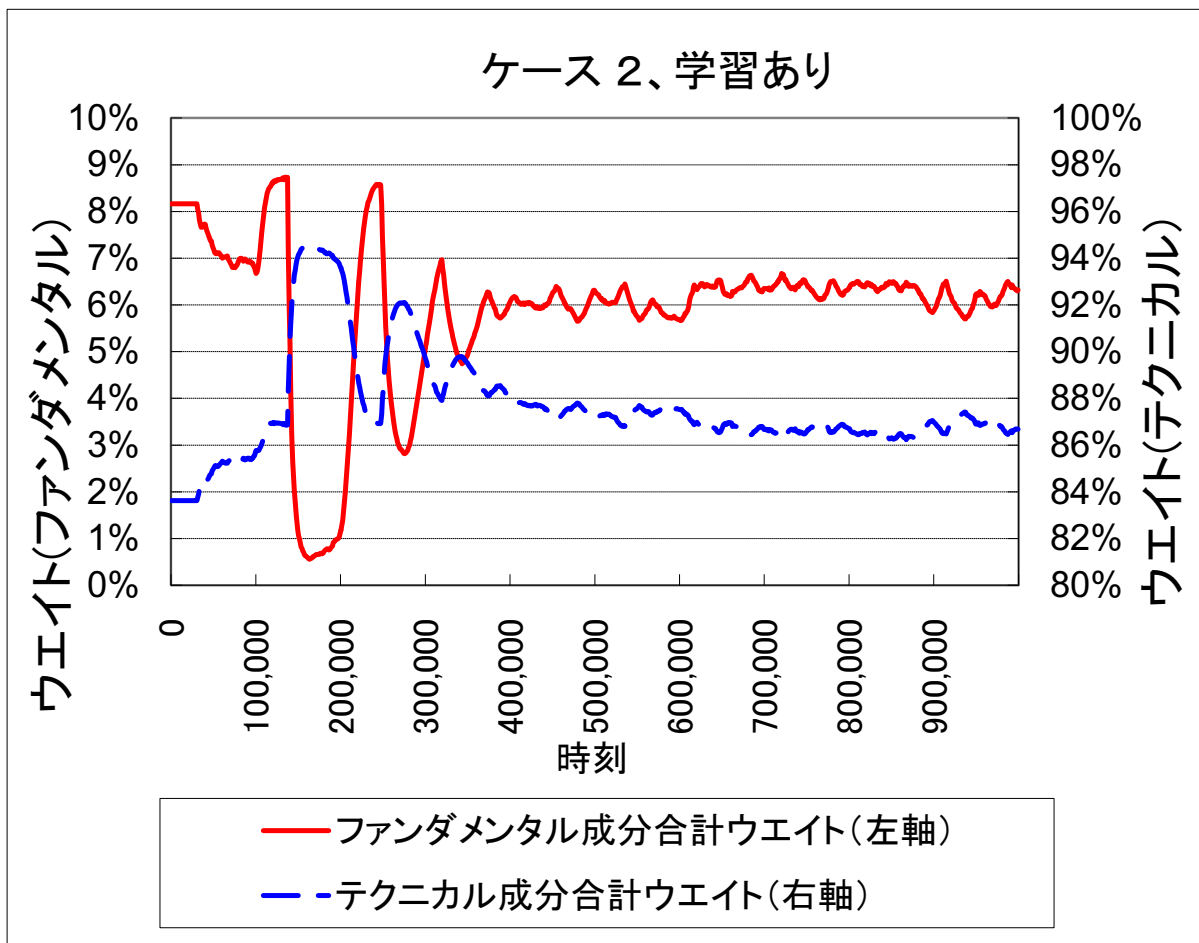


図 6.3 ケース 2・学習ありの場合の各投資戦略のウェイトの推移.

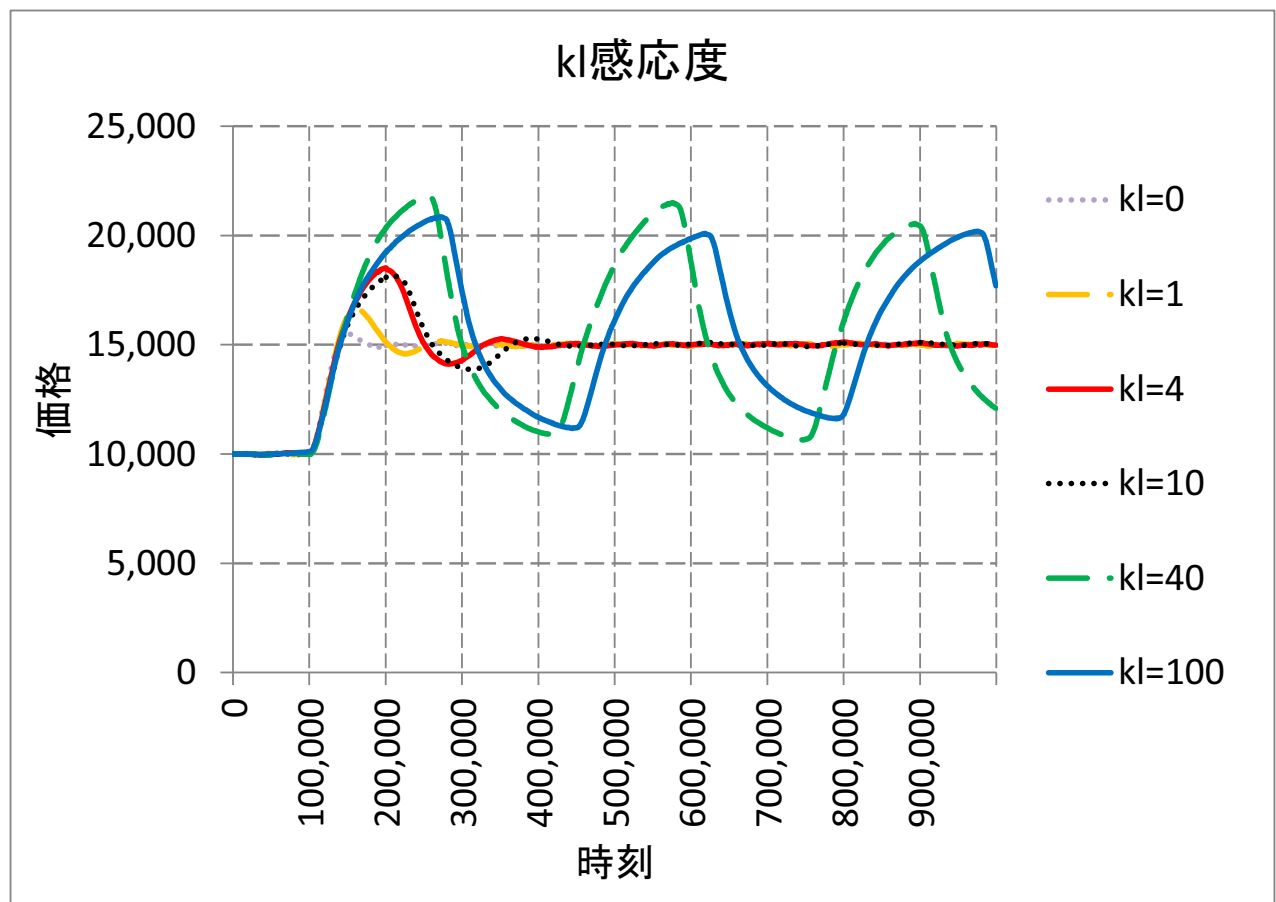


図 6.4 ケース 2, 学習ありの場合において, $k_l = 0$ (学習なし), $k_l = 1, 4, 10, 40, 100$ としたときの価格の推移.

表 6.2 ケース 2, 学習ありの場合において, 100 回の試行のうち, オーバーシュートの繰り返しが発生しシミュレーションが不安定になった割合.

kl	不安定な割合 (100試行中)
0	0%
1	0%
4	0%
10	13%
40	92%
100	97%

表 6.3 ケース 2, $k_l = 0, 1, 4$ の場合の, スタイライズド・ファクト.

kl 尖度		0	1	4
		2.075	2.513	3.082
ラグ				
騰落率の2乗 の 自己相関	1	0.220	0.242	0.331
	2	0.160	0.204	0.293
	3	0.132	0.182	0.273
	4	0.118	0.164	0.262
	5	0.107	0.157	0.253
	6	0.098	0.153	0.249
	7	0.088	0.145	0.244
	8	0.087	0.142	0.241
	9	0.082	0.140	0.236
<i>i</i>				
ハザード レート Hi	1	56%	55%	55%
	2	55%	52%	50%
	3	53%	49%	45%
	4	51%	44%	42%
	5	48%	42%	36%
	6	45%	37%	30%
	7	40%	31%	26%
	8	35%	23%	21%
	9	31%	21%	19%

6.4 まとめ

第5で述べたベースモデルに、学習プロセスを追加した場合(学習あり)と、追加しなかった場合(学習なし)を比較し、オーバーシュートの引き金となるファンダメンタル価格の上昇があった場合、学習ありの場合はオーバーシュートが発生するが、学習がない場合は大きなオーバーシュートが発生しないことを確認した。また、ハザード・レート [McQueen 94, Chan 98] を用いると、従来のスタイライズド・ファクトの分析ではできなかった、バブルやオーバーシュート(アンダーシュート)を再現できるモデルであるかどうか分析できることを示した。

これにより、バブルやオーバーシュート(アンダーシュート)などの市場混乱時を分析対象としたシミュレーションでは学習過程は実装が必要であるが、市場が安定している場合を分析対象にした場合、学習は実装しなくてよいことを示めせた。

第III部

人工市場モデルを用いた現実の金融 市場の規制・制度調査

第7章

市場混乱を防ぐ規制・制度の分析

I: ファンダメンタル価格急落時における値幅制限, 空売り規制, アップティック・ルールの分析

7.1 はじめに

金融取引所において、市場を安定化するため、ある時間内での価格変動が一定以上を超えた取引を禁止する、値幅制限制度を採用する場合がある。例えば、東京証券取引所では、1日の価格変動を制限する値幅制限制度と、3分以内の価格急変を禁止する特別気配という、2つの異なる時間内での値幅制限制度が存在する [TSE 13]。値幅制限制度は日本や中国（香港を除く）、韓国などアジアの取引所では採用されている場合が多い。しかし、米国やヨーロッパの取引所では採用されていない場合が多く、値幅制限が市場を効率化するかどうかは議論が分かれている。

他にも、金融取引所において、空売り（保有していない証券を他者から借りてきて売却すること）を完全に禁止する規制や、直近で約定した価格よりも低い価格で空売りすることを禁じるアップティック・ルールなど各種空売り規制についても、市場を効率化するかどうかは議論が分かれている [大塚 12]。

価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっているため、実証研究ではこれらの規制・制度の効果だけを取り出すことが困難である。そのため、実証研究だけでこれらの是非を議論するのは非常に難しい。そのため、近年では、これらの是非を議論するために人工市場シミュレーションが利用されている [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。完全な空売り規制に関しては人工市場シミュレーションによる分析が行われてい

る [Yagi 10, 八木 11a]. また, 市場が安定しているときの値幅制限がボラティリティやファット・テールに与える影響を人工市場シミュレーションで分析した研究として [Yeh 10] がある. しかしながら, 先進国で具体的に議論となっているアップティック・ルールを人工市場シミュレーションで分析した研究はない. また, 値幅制限に関しても, 市場混乱時を取り扱い, 値幅制限の効果を分析して最適な設計を議論した人工市場シミュレーション研究はない.

値幅制限や各種空売り規制はバブル崩壊時や金融危機など, 企業が本来持つ価値であるファンダメンタル価格の急落時(以後単に, 金融危機時とよぶ.)に機能することが期待される. 第6章で指摘したように, 人工市場を用いたシミュレーション研究によって, ファンダメンタル価格を重視した投資戦略からテクニカル分析を重視した投資戦略に切り替えるといった学習プロセスが, バブル時・金融危機時を再現するのに必要である.

本章では, 第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いて, 値幅制限と完全空売り規制, およびアップティック・ルールの効果を比較した. 平常時に相当するファンダメンタル価格が一定の場合と, 金融危機時に相当するファンダメンタル価格が急落した場合について分析を行い, 各規制が平常時とバブル崩壊時に市場の効率性を高めるか, または効率性を下げてしまうのかを検討した. さらに, 最適な値幅制限のパラメータを議論した. アンダーシュートを防ぎつつ, なるべく早くファンダメンタル価格に到達させる値幅制限のパラメータ条件を導く.

7.2 人工市場モデル

本章では第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いる。使用したパラメータも同様である。

7.2.1 規制のモデル化

本研究では、値幅制限制度、完全空売り規制およびアップティック・ルールが存在する場合を比較した。

値幅制限は以下のようにモデル化した。本モデルの値幅制限は、制限時間 t_{pl} 、制限値幅 ΔP_{pl} の2つのパラメータがある。時刻 t から t_{pl} 前の価格 $P^{t-t_{pl}}$ を基準とし、 $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ から $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ の間は、自由に注文を出せる。 $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ より高い買い注文は強制的に $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ とし、 $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ より安い売り注文は強制的に $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ とする。これにより、 $P^{t-t_{pl}} \pm \Delta P_{pl}$ の外側では、取引は行われない。

完全空売り規制は、リスク資産の保有数量が0のときに売り注文を禁止することでモデル化した。すべてのエージェントの初期に保有しているリスク資産は1単位である。アップティック・ルールは、リスク資産の保有数量が0のときに、 P^t 以下の売り注文した場合、注文価格を強制的に $P^t + \Delta P$ に変更させることでモデル化した。

7.3 シミュレーション結果

7.3.1 妥当性分析

第3章で述べたように、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テールや、ボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価される。

本章では、 $P_f = 10,000$ で一定である場合 (ファンダメンタル一定) と、初め $P_f = 10,000$ で時刻 $t = 100,000$ で $P_f = 7,000$ に変化する場合 (ファンダメンタル価格急落) を行った。またシミュレーションは $t = 1,000,000$ まで行った。また、値幅制限のパラメータとしてまずは、 $t_{pl} = 50,000, \Delta P_{pl} = 1,000$ で分析を行った。

表7.1は、いずれの規制もない場合 (規制なし)、値幅制限がある場合 (値幅制限)、完全に空売りが禁止されている場合 (完全空売り規制)、アップティック・ルールがある場合 (アップティック・ルール) の各試行でのスタイライズド・ファクトを示している。各々の場合について100回試行し平均値をとった。スタイライズド・ファクトはすべて100ステップ間隔での価格を用いて計算した。いずれのシミュレーションでも尖度^{*1}がプラスでファット・テールとなっており、騰落率の2乗の自己相関も大きなラグがあってもプラスでボラティリティ・クラスタリングも再現されている。これらにより長期に観測される価格変動の統計的な性質を再現していることを示された。

また、本章では、バブルやバブル崩壊など一時的な大きな価格変動があるときに効果が期待される値幅制限や各種空売り規制を分析するため、これらの現象も再現できる必要がある。第6章で述べたように、バブルやバブル崩壊が発生しているかどうかを定量的に測る手法としてハザード・レート (H_q) を用いた手法がある。 H_q はある測定期間 (1日や1週間) の価格の騰落率が q 回連続でプラス (マイナス) だった場合、次の測定期間の騰落率がマイナス (プラス) になった割合を示す。測定期間内にバブルやバブル崩壊が含まれている場合、 q の増加により H_q が減少することが知られている [McQueen 94, Chan 98, Mizuta 13f]。つまり、バブル (バブル崩壊) の期間は騰落率が連続でプラス (マイナス) になりやすく、その連続が続けば続くほど、その後プラス (マイナス) が続きやすくなることを示している。

表7.1では、騰落率が q 回連続でマイナスだったときにプラスになった割合を示した。測定期間は100ステップ間隔とした。 q が増えるに連れて H_q が減少する場合は、バブル

^{*1} ここでの尖度の定義は、正規分布で0となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

崩壊時のような価格推移が発生したことを示している。ファンダメンタル価格一定の場合は、完全空売り規制のとき、 H_q が減少している。ファンダメンタル価格急落時は値幅制限制度のとき以外は、 H_q が減少しており、バブル崩壊のような現象が発生している可能性がある。これらによりバブル崩壊も再現できるモデルであることが示され、本研究の目的である値幅制限や各種空売り規制の分析を行うのに妥当なモデルであることが示された。

7.3.2 価格推移

図 7.1 はファンダメンタル一定の場合の価格の推移を示している。そもそも金融市場は、市場参加者たちの取引を通じて実態価値であるファンダメンタル価格を発見する、価格発見機能を持つことが期待されており、そのため、ファンダメンタル価格から大きく乖離していない価格で取引されることが期待されている。それが達成された状態を効率性が高いとよぶ。規制なしと値幅制限の場合はファンダメンタル価格である 10,000 周辺を振動している。効率性が高い市場であるといえる。一方、完全空売り規制の場合は、常にファンダメンタル価格より高い価格で取引され、振幅は大きくないものの、バブルとバブル崩壊のような価格推移を繰り返している。これは先行のシミュレーション研究 [Yagi 10, 八木 11a] の結果と一致する。([Yagi 10, 八木 11a] では振幅が非常に大きいですが、初期のキャッシュを減らせば振幅が小さくなり、本研究と同程度の振幅になることを確認している。) アップティック・ルールの場合も完全空売り規制の場合ほどではないが、ファンダメンタル価格より常に高い価格で取引がされている。

次にファンダメンタル価格急落時の価格推移を議論する。最も効率的な市場では、取引価格がファンダメンタル価格と常に一致する。そのため、ファンダメンタル価格が急落すれば取引価格も同様に急落することが期待される。本研究のモデルでは、ファンダメンタル価格が急落すると、式 5.1 の第 1 項目は $P_f < P^t$ より、マイナスの予想リターンを示すため、取引価格は下落後の新しいファンダメンタル価格に近づいていく。

図 7.2 はファンダメンタル価格急落時の価格の推移である。規制がない場合、新しいファンダメンタル価格である 7,000 よりもさらに下落しアンダーシュートしている。もっとも速く新しいファンダメンタル価格に到達しているが、その後のアンダーシュートにより新しいファンダメンタル価格よりかなり低い価格で取引され、その後大きくリバウンドするという、バブル崩壊のような現象が見られる。このようなアンダーシュートとリバウンドは実際の市場でも多く観測されており多方面からの分析がなされている [Bremer 91, Bremer 97, Benou 03, 八木 12a, Mizuta 13f]。

一方、値幅制限、完全空売り規制、アップティック・ルールの場合、新しいファンダメンタル価格に達するまでの時間が規制なしの場合よりもかかっているものの、アンダー

シュートが発生していない。最も市場が効率的なのは、新しいファンダメンタル価格に瞬時に到達し、かつ、アンダーシュートが全く発生しない状態である。しかし、今回調べた範囲では、新しいファンダメンタル価格に到達する時間を短くすることと、アンダーシュートを小さくすることは、両立しないことが分かった。

7.3.3 戦略切り替え

図 7.3, 図 7.4 はファンダメンタル価格が急落したときの規制なしの場合と値幅制限の場合について、各戦略成分の合計ウェイト、

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j}}{\sum_{j=1}^n (w_{1,j} + w_{2,j} + u_j)}, \quad (7.1)$$

の時系列を示した。 $i = 1$ の場合がファンダメンタル成分であり、 $i = 2$ の場合がテクニカル成分である。図 7.3 が示すように、規制がない場合はファンダメンタル成分が極端に少なくなる時期が存在する。これは、アンダーシュートして新しいファンダメンタル価格からさらに下落しているときファンダメンタル投資が有効でなくなるため、テクニカル投資に切り替えるからである。ファンダメンタル成分が減少することにより新しいファンダメンタルへ向かうと予想するエージェントが減り、アンダーシュートがますます起きやすくなっている。

一方、図 7.4 が示すように、値幅制限の場合は、ゆっくり下落することによりアンダーシュートが発生しないため、テクニカル投資への切り替えが起きていない。つまり、値幅制限などの規制は下落を緩やかにしするかわりに、ファンダメンタル投資からテクニカル投資への切り替えをおさえ、アンダーシュートを発生させないことに成功している。完全空売り規制、アップティック・ルールの場合も値幅制限の場合と同様の結果であった。

7.3.4 買い注文数量の違い

規制がない場合と値幅制限がある場合の、新しいファンダメンタル価格 (7,000) 以下の買い注文数量の違いを調べる。新しいファンダメンタル価格以下の買い注文の量が多いと、それ以下の価格へ下落するのに多くの売り注文を必要とするため、アンダーシュートをより防ぎやすい。

図 7.4 は、買い注文量の測定時刻を示している*2。それぞれの測定時刻は、規制なしの場合は、新しいファンダメンタル価格に到達した時刻、値幅制限がある場合は、新しいファンダメンタル価格以下の売り注文が最初に許可された時刻とした。取引価格から大き

*2 図 7.2 とは初期乱数の違う試行を用いているため、価格推移が少し異なる。

く離れた、取引が成立する見込みのない買い注文は、上記のような効果を発揮するとは考えにくいため、価格 6,500 以上の買い注文のみを集計対象とした。この時刻においては、取引価格が新しいファンダメンタル価格に達しているため、新しいファンダメンタル価格以上の買い注文は存在しない。結果を表 7.7 に示した。規制がない場合は、対象の注文数量が 270 だったの対して、値幅制限がある場合は 426 であった。

第 7.3.3 節では、値幅制限にはテクニカル投資へ切り替えるという学習をおさえる効果があることを示した。本節ではその効果に加え、下落速度が落ちることにより、新しいファンダメンタル以下の買い注文が集まるまでの時間稼ぎをすることによっても、アンダーシュートをおさえていることを示した。

7.3.5 学習速度の値幅制限の効果に与える感応度

最後に、学習速度 k_l の値幅制限の効果に与える感応度を調べた。図 7.3 は、値幅制限がある場合において、 k_l をさまざまに変更したときの価格推移である。どの k_l に対しても、値幅制限は同様の効果を示している。第 6.3.3 節で述べたように、 k_l が大きいときは、新しいファンダメンタル価格到達後に不安定になることが分かっている。図 7.3 においても、 $k_l = 100$ の場合は、新しいファンダメンタル価格到達後に不安定になっているが、規制がなくても発生する現象であり、他の k_l の場合と同様に、値幅制限はアンダーシュートを防いでいる。

表 7.1 各試行のスタイライズド・ファクト.

尖度	ラグ	ファンダメンタル価格一定 (= 10,000)				ファンダメンタル価格急落 (= 10,000 → 7,000)			
		規制なし	値幅制限	完全空売り 規制	アップティッ ク	規制なし	値幅制限	完全空売り 規制	アップティッ ク
		5.39	5.39	7.28	9.37	4.96	8.15	9.21	9.27
リターン の2乗の 自己相関	1	0.13	0.12	0.10	0.15	0.24	0.14	0.09	0.18
	2	0.11	0.10	0.09	0.12	0.21	0.13	0.09	0.16
	3	0.09	0.09	0.07	0.10	0.19	0.11	0.07	0.15
	4	0.07	0.07	0.07	0.09	0.18	0.11	0.07	0.14
	5	0.06	0.06	0.06	0.08	0.18	0.10	0.06	0.14
	6	0.05	0.05	0.05	0.07	0.18	0.10	0.06	0.13
ハザード レート Hi	<i>i</i>								
	1	55%	55%	52%	70%	55%	55%	51%	70%
	2	53%	52%	48%	72%	50%	53%	47%	70%
	3	49%	49%	45%	72%	45%	50%	44%	65%
	4	47%	47%	41%	71%	40%	48%	41%	52%
	5	44%	46%	40%	65%	34%	46%	38%	38%
6	44%	45%	37%	61%	28%	44%	35%	25%	

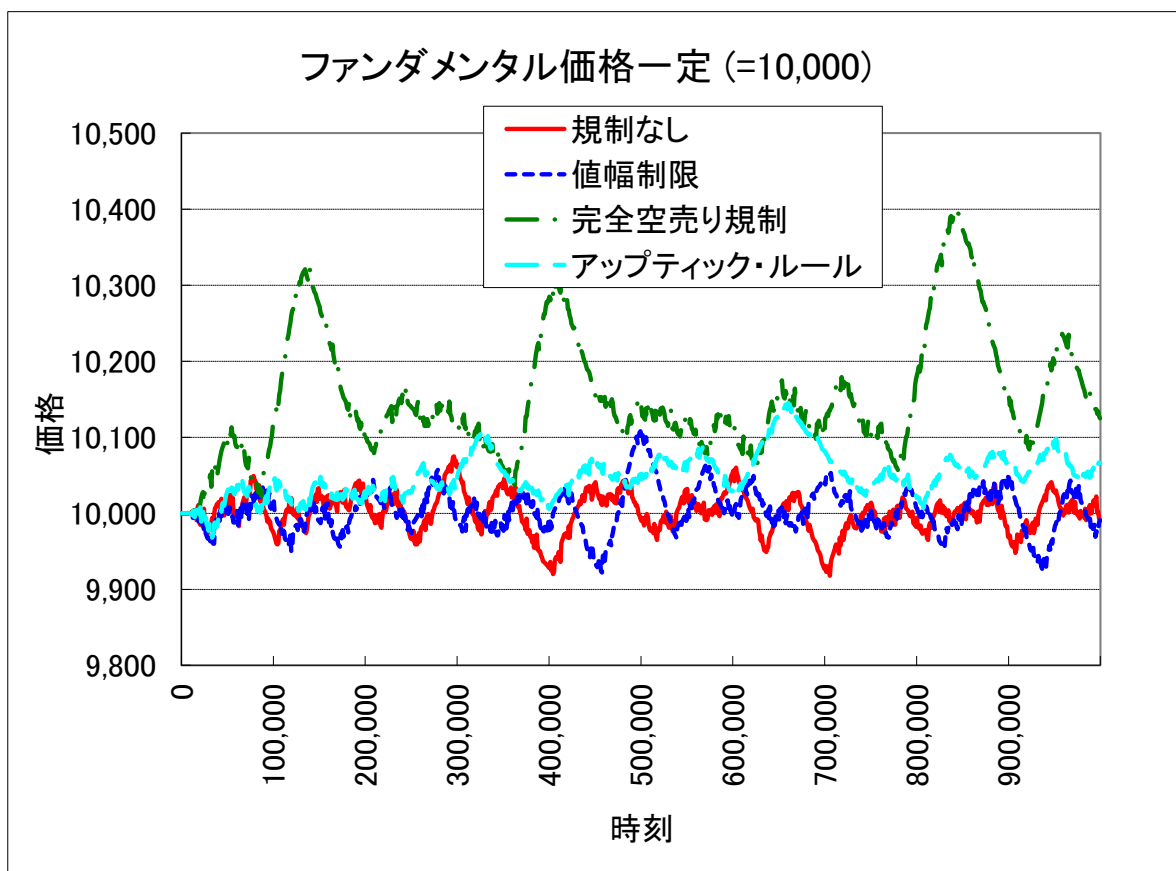


図 7.1 ファンダメンタル価格一定 (=10,000) のときの価格推移.

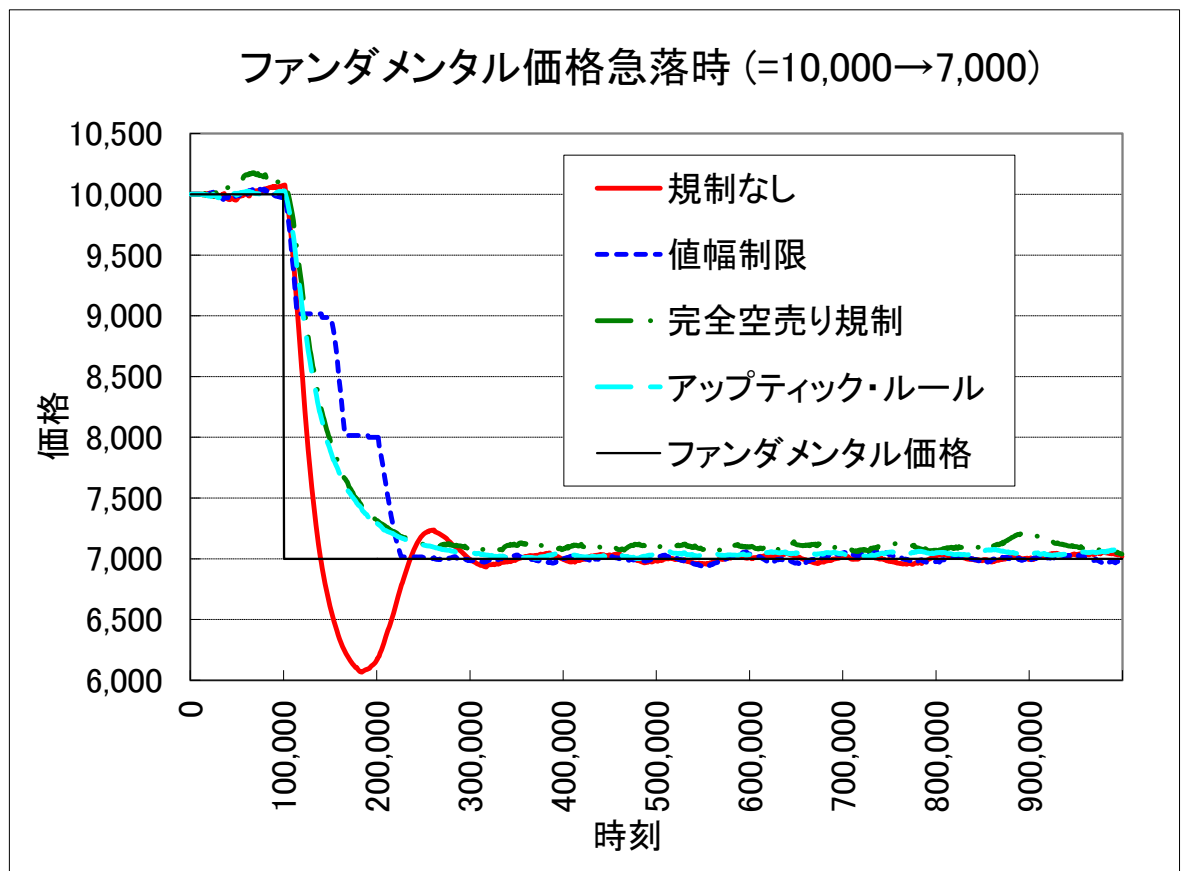


図 7.2 ファンダメンタル価格急落時 (=10,000 → 7,000) のときの価格推移.

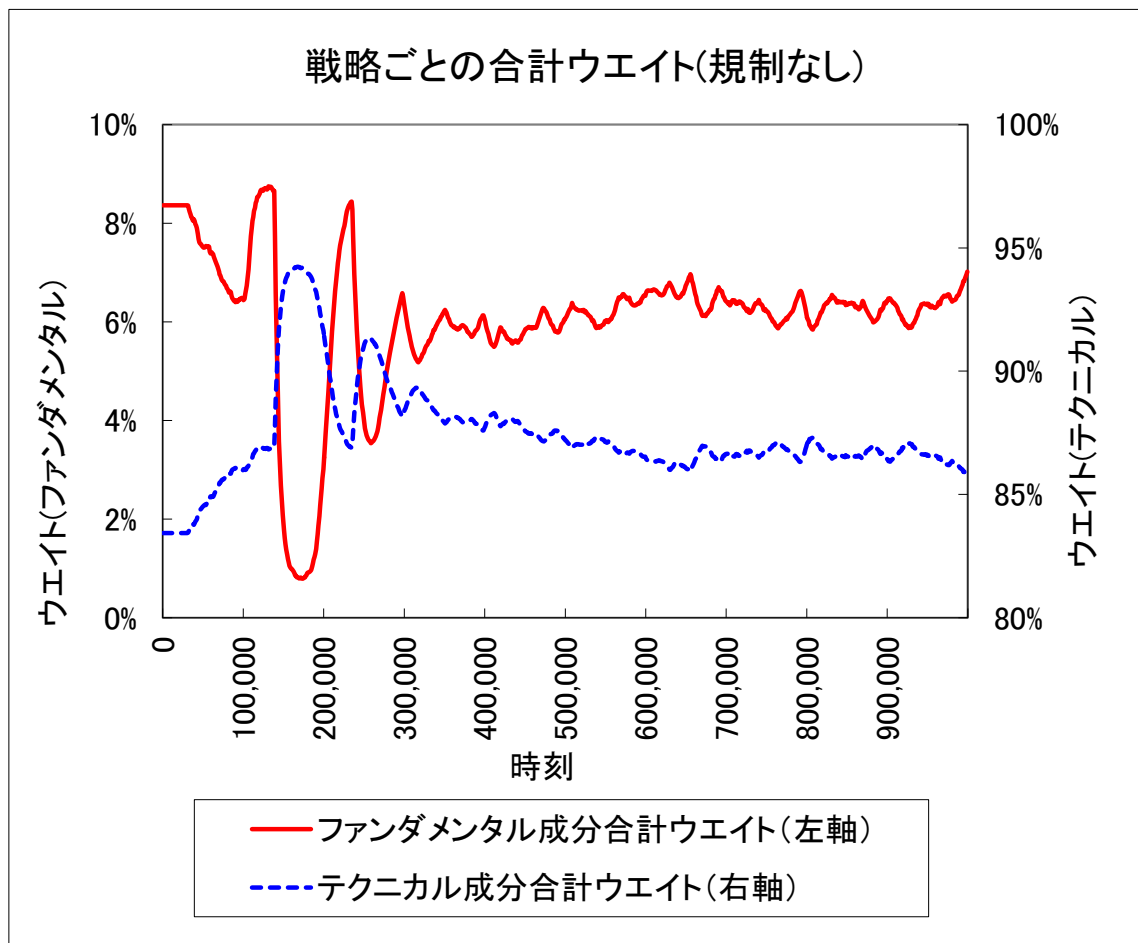


図 7.3 規制がない場合の戦略ごとの合計ウェイト推移.

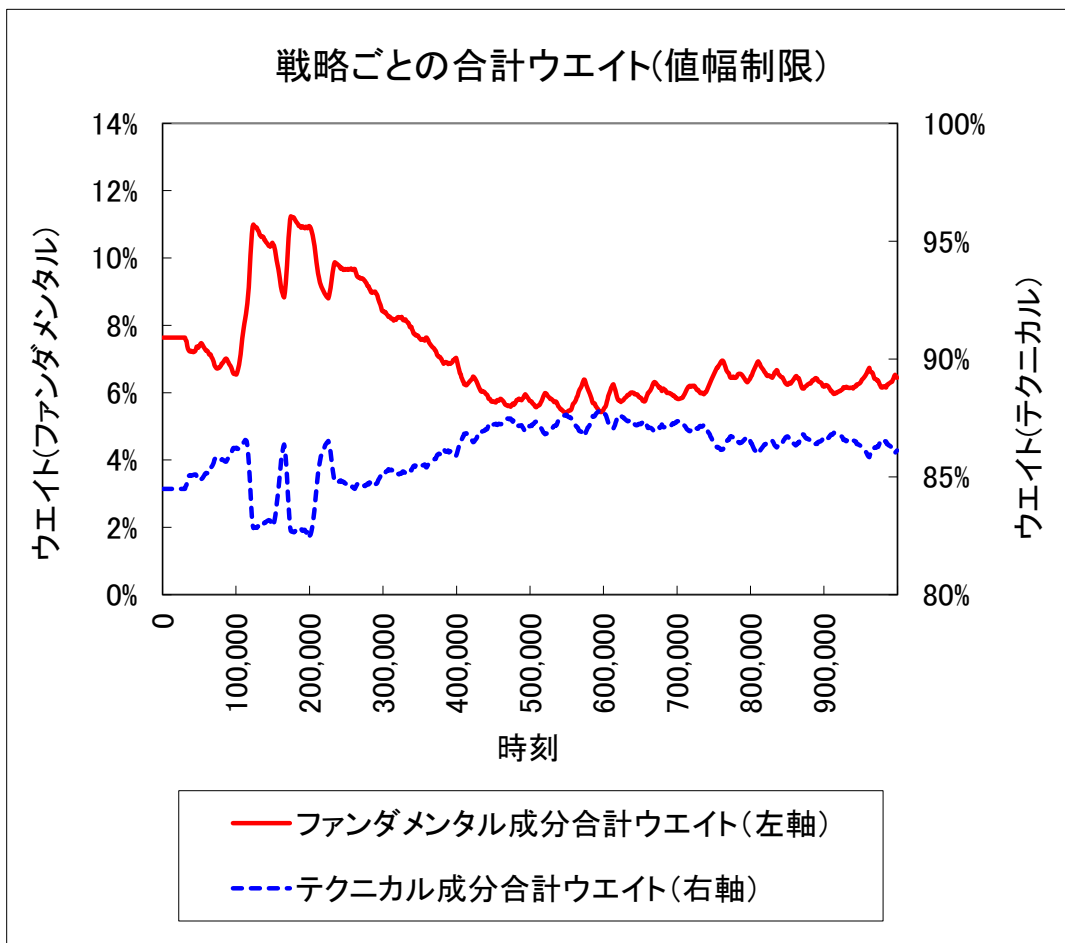


図 7.4 値幅制限がある場合の戦略ごとの合計ウェイト推移.

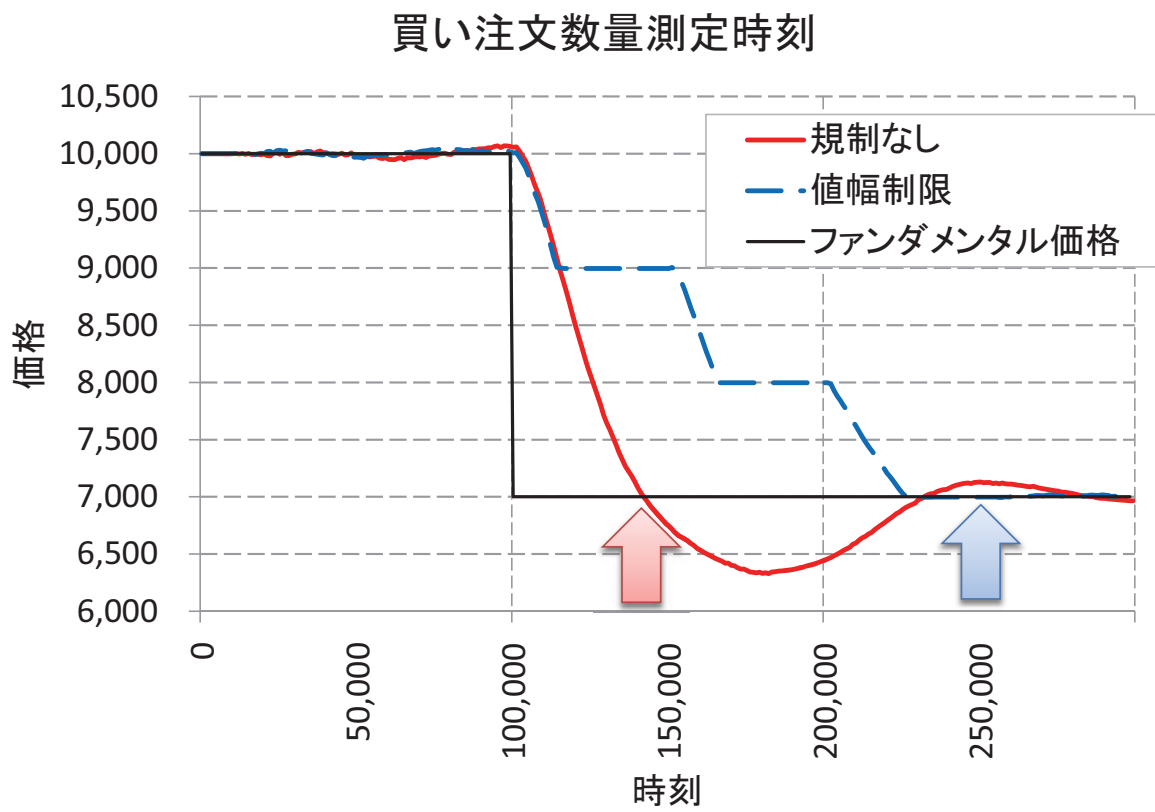


図 7.5 新しいファンダメンタル価格以下、価格 6,500 以上の買い注文量を測定する時刻。

表 7.2 新しいファンダメンタル価格以下，価格 6,500 以上の買い注文量。

	規制なし 価格7,000到達時	値幅制限あり 価格7,000以下の制限解除時
価格6,500以上の 買い注文の数	270	426

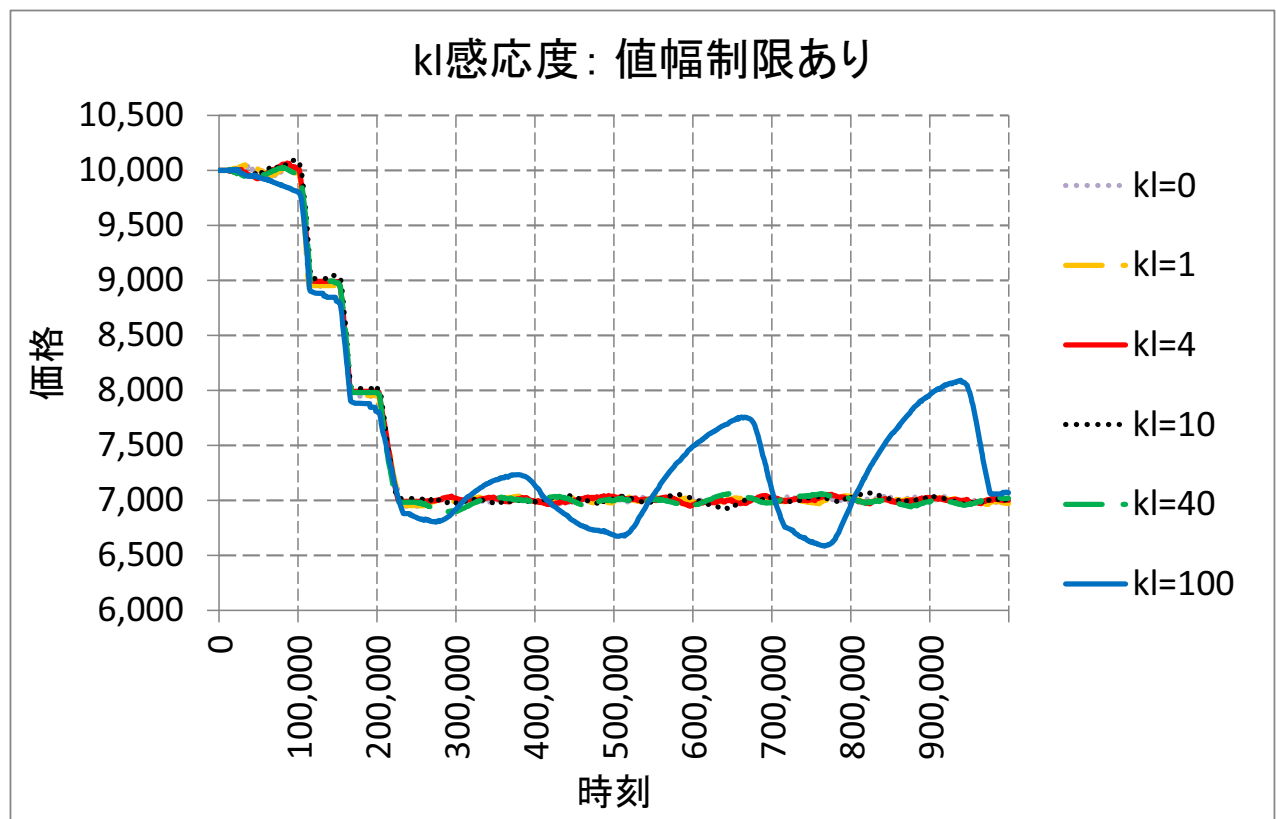


図 7.6 値幅制限がある場合において、 k_l をさまざまに変更したときの価格推移。

7.4 最適な値幅制限

次に、最適な $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ の組み合わせを議論する。値幅制限は、新しいファンダメンタル価格に到達するまでの時間が長くなってしまいう代わりに、アンダーシュートの発生をおさえる。最も市場が効率的なのは、新しいファンダメンタル価格に瞬時に到達し、かつ、アンダーシュートが全く発生しない状態である。しかし、新しいファンダメンタル価格に到達する時間を短くすることと、アンダーシュートを小さくすることは、両立しない。そのため、大きなアンダーシュートが発生しない範囲内でなるべく早く新しいファンダメンタル価格に到達する $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ の組み合わせを見つけることが重要である。

表 7.3 は $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ をさまざまな値に変えた場合の価格の最小値から新しいファンダメンタル価格 7,000 を引いた値 (新しいファンダメンタル価格を乗り越えて下落した部分の価格) を、表 7.4 は新しいファンダメンタル価格に変わってから実際に価格が新しいファンダメンタル価格に到達するまでの時間の 1,000 分の 1 である。横にさまざまに変化させた t_{pl} を、縦に ΔP_{pl} を示した。また、新しいファンダメンタル価格に到達するのに 600,000 ステップ以上かかった場合は “—” を表示した。

表 7.3 が示すように t_{pl} が長くなるほど、 ΔP_{pl} が小さくなるほどアンダーシュートがおさえられている。表 7.4 は逆に t_{pl} が短くなるほど、 ΔP_{pl} が大きくなるほど新しいファンダメンタル価格に早く到達しており、左下の領域では約 39,000 の値をとってほとんど変化がない。これは、値幅制限がなかった場合の新しいファンダメンタル価格に到達するのにかかる時間と同じである。

価格が 3,000 下落するのに 39,000 ステップかかっているため、時間 1 あたりの下落価格 v は $v = 3,000/39,000 \simeq 0.077$ である。表 7.3, 表 7.4 にかけた影の部分は、

$$\frac{\Delta P_{pl}}{t_{pl}} < v \simeq 0.077 \quad (7.2)$$

をみたく領域である。この領域ではアンダーシュートがおさえられていることが分かる。つまり、式 7.2 はアンダーシュートをおさえることが出来る値幅制限の条件である。すなわち、アンダーシュートをおさえるためには、 $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が価格下落速度より小さい必要がある。確かに、左辺が小さければ小さいほど (Table の右上に行けば行くほど) アンダーシュートは小さくなるが、新しいファンダメンタル価格に到達するのにかかる時間が延びてという点においては市場の効率性が低下している。式 7.2 を満たしつつも、左辺が小さすぎない値幅制限にすることが、制度を設計する上で重要である。

図 7.7 は $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が同じである、 $\Delta P_{pl} = 200, t_{pl} = 5$, $\Delta P_{pl} = 2,000, t_{pl} = 50$, $\Delta P_{pl} = 20,000, t_{pl} = 500$ のときの価格の推移である。これまで述べてきたように、表 7.3, 表 7.4, 式 7.2 を見ると、 $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が一定であれば価格の推移は同じ様なものとなる

と思われる。しかし、図 7.7 の $\Delta P_{pl} = 200, t_{pl} = 5$ の場合は、価格の下落はわずかであり、シミュレーション実行期間 ($t = 500,000$) までに新しいファンダメンタル価格に到達していない。これは、たとえ $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が小さくても、 ΔP_{pl} と t_{pl} があまりにも小さい場合は、新しいファンダメンタル価格へ到達することを妨げ市場が著しく効率性を失うことが分かった。

表 7.5 はさまざまな小さい $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ において、100 回のシミュレーション試行中どれくらいの割合の試行で、シミュレーション実行期間内 ($t = 500,000$) に新しいファンダメンタル価格に到達したかを示した。また、 t_{pl} ごとに、期間 t_{pl} で測定した価格の騰落幅の標準偏差、 $\Sigma_{t_{pl}}$ を示した。影のついた領域は、式 7.2, $\Delta P_{pl}/t_{pl} < v$, をみたす領域である。表 7.5 が示すように、新しいファンダメンタル価格に到達するかどうかは、式 7.2 とは関係がないように見える。一方、実線の右上は $\Delta P_{pl} < \Sigma_{t_{pl}}$ を満たす領域であるが、この領域では新しいファンダメンタル価格に収束していない。すなわち、市場を効率的にする値幅制限の条件は、式 7.2 だけでなく

$$\Delta P_{pl} > \Sigma_{t_{pl}} \quad (7.3)$$

も満たす必要がある。これは ΔP_{pl} が期間 t_{pl} で測定された騰落幅の標準偏差より大きいということ、すなわち、平常時においては値幅制限に抵触する機会が多すぎないことが必要であることを示している。

表 7.3 $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ をさまざまな値に変えた場合の価格の最小値から新しいファンダメンタル価格 7,000 を引いた値 (新しいファンダメンタル価格を乗り越えて下落した部分の価格).

最小価格 - 新ファンダメンタル価格	t_{pl}										
	1,000	2,000	3,000	4,000	5,000	7,000	10,000	15,000	20,000	25,000	30,000
100	-1,064	-546	-312	-214	-155	-111	-69	-46	--	--	--
200	-1,180	-1,141	-835	-540	-405	-234	-149	-88	-66	-53	-40
300	-1,213	-1,159	-1,136	-908	-702	-441	-258	-144	-105	-73	-51
400	-1,154	-1,140	-1,169	-1,175	-958	-632	-399	-156	-105	-78	-74
500	-1,180	-1,198	-1,151	-1,228	-1,094	-820	-528	-282	-195	-137	-65
700	-1,134	-1,148	-1,171	-1,170	-1,135	-1,122	-774	-481	-201	-105	-74
1,000	-1,141	-1,112	-1,202	-1,169	-1,148	-1,191	-1,199	-726	-561	-361	-132
1,500	-1,172	-1,196	-1,209	-1,157	-1,181	-1,186	-1,165	-1,189	-841	-755	-379
2,000	-1,157	-1,135	-1,166	-1,169	-1,157	-1,164	-1,147	-1,143	-1,160	-788	-540
2,500	-1,137	-1,172	-1,132	-1,156	-1,120	-1,164	-1,158	-1,112	-1,186	-1,144	-910
3,000	-1,146	-1,188	-1,118	-1,146	-1,160	-1,158	-1,108	-1,126	-1,131	-1,131	-1,149

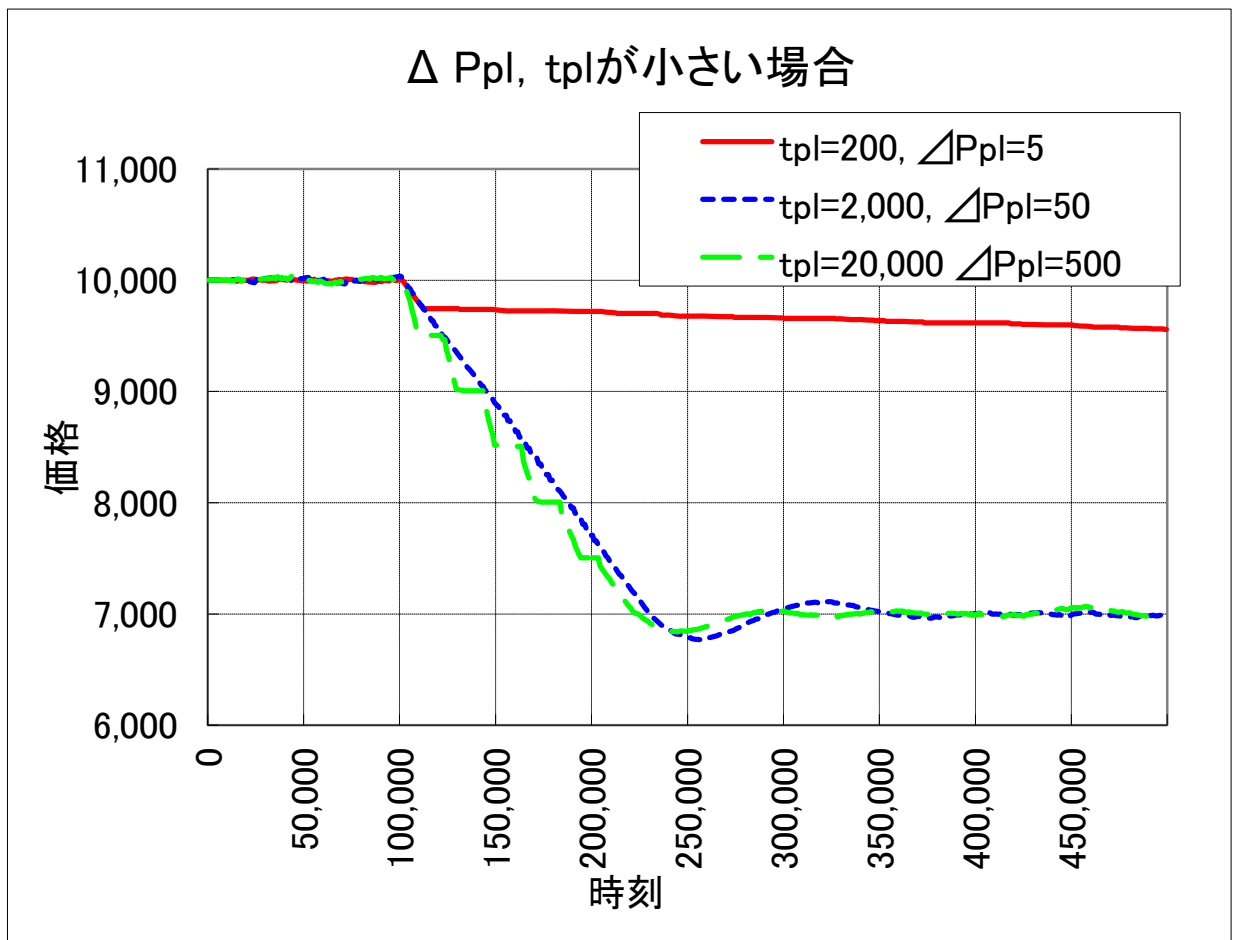


図 7.7 $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が同じである, $\Delta P_{pl} = 200, t_{pl} = 5$, $\Delta P_{pl} = 2,000, t_{pl} = 50$, $\Delta P_{pl} = 20,000, t_{pl} = 500$ のときの価格の推移.

7.5 まとめと今後の課題

本章では、第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いて、値幅制限と完全空売り規制、およびアップティック・ルールの効果を比較した。平常時に相当するファンダメンタル価格が一定の場合と、バブル崩壊時に相当するファンダメンタル価格が急落した場合について分析を行い、各規制が平常時とバブル崩壊時に市場の効率性を高めるか、または効率性を下げてしまうのかを検討した。

その結果、規制がない場合にバブル崩壊がおこるとファンダメンタル価格よりもさらに価格が下落するというアンダーシュートが発生することが分かった。一方、規制がある場合はアンダーシュートが発生せず市場の効率性が高まることが分かった。しかし、完全空売り規制とアップティック・ルールは平常時に、割高な価格でしか取引されないという副作用をもっていることが分かった。これらを総合すると、値幅制限が平常時の副作用も無く、もっとも市場の効率性を高める可能性があることを示した。この結果は実証分析 [大塚 12] とも整合的な結果であり、本研究が証券市場の制度・規制に関して1つの見方を提示できたと考えている。さらに、最適な値幅制限のパラメータを議論した。アンダーシュートを防ぎつつ、なるべく早くファンダメンタル価格に到達させる値幅制限のパラメータ条件式 7.2, および、新しいファンダメンタル価格に収束する条件式 7.3 を導いた。これらの式は市場を効率的なものにするためには、アンダーシュートをおさえるために、 $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が価格下落速度より小さいことが必要があり、かつ、新しいファンダメンタル価格に収束するために、 ΔP_{pl} は期間 t_{pl} で測定された騰落幅の標準偏差よりも大きいこと、すなわち、平常時においては値幅制限に抵触する機会が多すぎないことが必要であることを示した。

今後の課題について述べる。本研究で用いた学習モデルは、規制がない場合において妥当性を議論したと考えられる。しかし、エージェントが規制の存在を考慮していない学習モデルとなっており、実際の金融市場において規制があることを十分知っている投資家行動を表現できていない可能性がある。本研究ではまず、規制がない場合で妥当であると考えられる学習モデルを規制がある場合にも用い、どの場合においても同じ学習モデルを用いることによって比較しやすいことに重点をおいた。規制がある場合に投資家がどのような学習を行うのかは良くわかっておらずモデル化には多くの議論が必要であると考えられる。例えば、値幅制限の場合は、規制によって価格変動が停止している期間を除いて過去リターンを計算するなどの考慮をする可能性は確かにある。しかし、同様のことを空売り規制で行うこと、つまり規制がなかった場合の価格下落速度を考えるなどは、現実の金融市場では困難であるとも考えられる。

また、市場混乱時は平常時よりもボラティリティが上昇することが広く知られてい

る [平木 12]. 本研究では, ファンダメンタル価格の急落前後でその他のパラメータを一定にしており, ボラティリティが変化するような効果を入れていない. 例えば, 投資家が予想するファンダメンタル価格の幅を大きくする (σ_e を上昇させる) ことによりボラティリティを上昇させることができる. ボラティリティ上昇によってアンダーシュートの性質が変わる可能性もあり今後の課題である.

さらに, 実際の値幅制限を具体的にどのようにすべきかを提言できるようにすることも今後の課題である. ここで求めた v は実際には計測できない. ところで, 東京証券取引所では, 1日の価格変動を制限する値幅制限制度と, 3分以内の価格急変を禁止する特別気配という値幅制限制度の, 2つの異なる時間内での値幅制限制度が存在する [TSE 13]. そして, それらの値幅をどのようにするかは多くの議論がある (例えば [東証 09]). 制限期間が短い特別気配で v を一定以下におさえ, その上で, 制限期間の長い1日の値幅制限でバブルをおさえていると解釈できる. すなわち, 制限期間が長い方の値幅制限のパラメータを $\Delta P_{pl,1}, t_{pl,1}$, 制限期間が短い方の値幅制限のパラメータを $\Delta P_{pl,2}, t_{pl,2}$ とすると, $\Delta P_{pl,1}/t_{pl,1} < \Delta P_{pl,2}/t_{pl,2}$ を満たし, かつ右辺に対して左辺が小さすぎないことが, 2段階の値幅制限の最適なパラメータである可能性がある.

例えば, 東京証券取引所の場合, 1,000円以上1,500円未満の株価の株式は, 1日 ($t_{pl,1} = 300$ 分) の値幅制限は $\Delta P_{pl,1} = 300$, 特別気配 ($t_{pl,2} = 3$ 分) での値幅制限は $\Delta P_{pl,2} = 30$ である. この時, $\Delta P_{pl,1}/t_{pl,1} = 1$, $\Delta P_{pl,2}/t_{pl,2} = 10$ であり, 十分に上式を満たしていて, バブルをおさえる機能を持つ可能性が示される. しかし, 左辺が右辺に対して小さすぎるため1日の値幅制限は過剰である可能性があるが, 本章ではここまで議論できておらず今後の課題である.

また, 新しいファンダメンタル価格に収束する条件式 7.3 をまもっていない例として, 中国政府による中国人民元の外国為替取引への介入があげられる. 中国人民元は米ドルにたいして実質的な1日の値幅制限が, 中国政府の介入によって課せられている. 平常時においても値幅制限に抵触する機会がとて多く, 本来の中国人民元の価値に, 取引価格が到達しない恐れが指摘できる. これも今後の課題である.

第 8 章

市場混乱を防ぐ規制・制度の分析 II：誤発注時の値幅制限，トリガー式アップティック・ルールの分析

8.1 はじめに

金融市場では，しばしば，大規模な誤発注が原因と考えられる価格の急騰・急落が発生する．このような価格の乱高下は金融市場全体への混乱要因になる．例えば，2010年5月に米国市場で発生したフラッシュ・クラッシュは，誤発注も原因であると言われており，金融市場全体を大きく混乱させた [CFTC 10]．また誤発注は，それを行ってしまった金融機関が大きな損失を出したり破綻したりする場合もあるなど大きな問題である．そのため，大規模な誤発注に対してどのような規制・制度で対応するかが大きな議論となっている [清水 13]．

大規模誤発注による市場混乱を抑えると期待される制度・規制として，ある時間内での価格変動が一定以上を超えた取引を禁止する値幅制限制度や，直近のもっとも高い買い注文価格以下で空売り（保有していない証券を他者から借りてきて売却すること）することを禁じるアップティック・ルールなどがある．

日本においては，アップティック・ルールは常時採用されていた．しかし，価格上昇時にその上昇を助長するなどといった研究結果 [大塚 12, 水田 13b, Mizuta 13e] もあり，2013年11月より価格急落時のみアップティック・ルールが適応されるというトリガー式へ移行した [金融庁 13b]．しかしながら，トリガー式アップティック・ルールが大規模誤発注による市場混乱を抑えられるかどうかは調べられていない．

大規模な誤発注は多くの事例があるわけではなく，価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっているため，実証研究では誤発注の効果だけを取り出すことが困難である．そ

のため、実証研究だけで誤発注にどのような規制・制度で対応するかを議論するのは難しい。このような議論をするためには、人工市場シミュレーションが有効である [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14].

本章では、第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いて、大規模誤発注が価格変動に与える影響の分析を詳細に行い、値幅制限およびトリガー式アップティック・ルールが市場混乱を抑える効果があるかどうかを分析した。

8.2 人工市場モデル

本章では第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いる。使用したパラメータも同様である。

8.2.1 誤発注のモデル化

本章では、誤発注があった場合の価格変動を分析する。誤発注は以下のようにモデル化した。時刻 300,000 から誤発注期間 t_g のみ、各エージェントは確率 p_g で注文を、最も高い買い注文より安い価格での1単位の売り注文へと、強制的に変更させられる。この注文は、即座に取引が成立する。

8.2.2 制度・規制のモデル化

本章では、値幅制限制度およびアップティック・ルールが存在する場合を比較した。

値幅制限は以下のようにモデル化した。本モデルの値幅制限は、制限時間 t_{pl} 、制限値幅 ΔP_{pl} の2つのパラメータがある。時刻 t から t_{pl} 前の価格 $P^{t-t_{pl}}$ を基準とし、 $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ から $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ の間は、自由に注文を出せる。 $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ より高い買い注文は強制的に $P^{t-t_{pl}} + \Delta P_{pl}$ とし、 $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ より安い売り注文は強制的に $P^{t-t_{pl}} - \Delta P_{pl}$ とする。これにより、 $P^{t-t_{pl}} \pm \Delta P_{pl}$ の外側では、取引は行われない。

アップティック・ルールは、リスク資産の保有数量が0のときに、最も高い買い注文 P^{bb} 以下の売り注文した場合、注文価格を強制的に $P^{bb} + \Delta P$ に変更させることでモデル化した。すべてのエージェントの初期に保有しているリスク資産は1単位である。本章では、トリガー式アップティック・ルールについて調べる。トリガー式では、通常はアップティック・ルールを採用しないが、ある価格以下に下落するとアップティック・ルールが発動し、一定期間 (t_{ut}) が経過するか、ある価格 (p_{ut}) まで回復すると、アップティック・ルールが解除される方式である。本章では、一定期間 (t_{ut}) で解除する方式を時間解除方式とよび、ある価格 (p_{ut}) まで回復すると解除する方式を騰落率解除方式とよび、両方の場合について調べる。

8.3 シミュレーション結果

8.3.1 妥当性分析

表 8.1 は、誤発注がない場合とあった場合 ($t_g = 30,000, p_g = 0.15$) の統計量を示した。統計量は 100 回の試行の平均値を用いた。第 3 章で述べたように、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テールやボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価される。表 8.1 では、100 期間ごとの騰落率を用いて計算した尖度^{*1}と騰落率の 2 乗の自己相関も示している。いずれのシミュレーションでも尖度がプラスでファット・テールとなっており、騰落率の 2 乗の自己相関もラグがあってもプラスでボラティリティ・クラスタリングも再現されている。これらにより長期に観測される価格変動の統計的な性質を再現していることを示された。

また、本章では、大規模誤発注による市場混乱があるときに効果が期待される制度・規制を分析するため、これらの現象も再現できる必要がある。第 6 章で述べたように、市場混乱のような大きな価格変動が発生しているかどうかを定量的に測る手法としてハザード・レート (H_q) を用いた手法がある。 H_q はある測定期間 (1 日や 1 週間) の価格の騰落率が q 回連続でプラス (マイナス) だった場合、次の測定期間の騰落率がマイナス (プラス) になった割合を示す。測定期間内に市場混乱のような大きな価格変動が含まれている場合、 q の増加により H_q が減少することが知られている [McQueen 94, Chan 98, Mizuta 13f]。つまり、市場混乱のような大きな価格変動の期間は騰落率が連続でプラス (またはマイナス) になりやすく、その連続が続けば続くほど、その後プラス (またはマイナス) が続きやすくなることを示している。

表 8.1 では、騰落率が q 回連続でマイナスだったときにプラスになった割合を示した。測定期間は 100 ステップ間隔とした。 q が増えるに連れて H_q が減少する場合は、大規模誤発注による市場混乱のような大きな価格推移が発生したことを示している。いずれの場合も H_q は q が増えるにつれ減少しているが、誤発注があった場合は特に顕著である。このため、誤発注がある場合、実証分析で見られる市場混乱による大きな価格変動の性質を再現できていると言える。これらにより大規模誤発注による市場混乱も再現できるモデルであることが示され、本章の目的である値幅制限やアップティック・ルールによる市場混乱の抑止効果分析を行うのに妥当なモデルであることが示された。

^{*1} ここでの尖度の定義は、正規分布で 0 となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

8.3.2 誤発注による市場混乱の特性

図 8.1 は誤発注があった場合 ($t_g = 30,000, p_g = 0.15$) の価格推移である。影の部分は誤発注があった期間である。誤発注があった期間のみならず、誤発注がなくなってからしばらく価格が下落し続けていることが分かる*²。図 8.2 は各戦略成分の合計ウェイト、

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j}}{\sum_{j=1}^n (w_{1,j} + w_{2,j} + u_j)}, \quad (8.1)$$

の時系列を示した。 $i = 1$ の場合がファンダメンタル成分であり、 $i = 2$ の場合がテクニカル成分である。ファンダメンタル成分が極端に少なくなる時期が存在する。これは、誤発注によりファンダメンタル価格から下落しているとき、ファンダメンタル投資が有効でなくなるため、テクニカル投資に切り替えるからである。ファンダメンタル成分が減少することによりファンダメンタルへ向かうと予想するエージェントが減り、下落がますます起きやすくなっている。誤発注がなくなってしばらくは、テクニカル投資の成分が多いため、下落し続けている。

図 8.3 は、 t_g, p_g をさまざまに変更した場合の下落価格の大きさを、図 8.4 は、最小価格に到達するまでの時間を示した。横軸は誤発注期間 t_g 、各線は総誤発注数量 $s_g = t_g \times p_g$ を一定にしている*³。各々の場合について 100 回試行し平均値をとった。結果が安定しなかったパラメータ ($s_g = 3,000, 4,500$ のときの t_g が小さいとき) の結果は省いた。図 2 左が示すように、総誤発注数量 s_g が一定なら、下落価格幅はおおむね一定となり、 s_g が大きくなれば下落価格幅は大きくなる。また、図 2 右が示すように、 s_g が一定なら t_g が長くなっても最小価格に到達する時間は t_g ほどには伸びていない。 s_g が大きくなると、長期間下落が続く。すなわち、 s_g は価格形成に大きな影響を与えるが、 s_g が同じなら、誤発注期間 t_g や誤発注の密度である p_g は比較的大きな影響を与えないことが分かる。

8.3.3 値幅制限による市場混乱の抑制効果

図 8.5 は $t_g = 30,000, p_g = 0.15$ の場合で、値幅制限 (制限期間 $t_{pl} = 1,000$, 制限値幅 $\Delta P_{pl} = 200$) がある場合の価格の推移を示している。図 8.1 の場合と比べ大幅に下落をおさえることが出来ている。

*² [八木 12a, Yagi 12b] のモデルにおいても同様の実験を行うと、定性的には同様の結果が得られる。[八木 12a, Yagi 12b] とではモデルが大きく異なるにも関わらず同一の結果が出たことは、人工市場を用いた分析結果の妥当性の高さを示していると考えている。

*³ 本モデルの時刻はティック時刻であり、時刻 1 で 1 エージェントしか注文を出さない。さらに、本モデルでは各エージェントが一度に出す注文は必ず 1 単位であるため、時間と総発注数量が一致する。

図 8.2 は $s_g = t_g \times p_g = 1,500$ および $\Delta P_{pl}/t_{pl} = 0.015$ を一定として、誤発注のパラメータ t_g, p_g および値幅制限のパラメータ $\Delta P_{pl}, t_{pl}$ をさまざまに変えた場合の下落価格幅を示した。各々の場合について 100 回試行し平均値をとった。先に示したように s_g が一定なら同じような価格形成を示す。また、第 7 章で述べたように、 $\Delta P_{pl}/t_{pl}$ が同じなら値幅制限は同じような効果を示す。不等式、

$$t_{pl} \leq t_g, \quad (8.2)$$

を満たす領域に影をつけた。この領域では特に下落をおさえることが出来ている。すなわち、値幅制限期間は誤発注期間よりも短い必要があることを示唆している。

8.3.4 アップティック・ルールによる市場混乱の抑制効果

図 8.6 は $t_g = 30,000, p_g = 0.15$ の場合で、トリガー式アップティック・ルールがある場合の価格推移であり、解除なしの場合を、図 8.7 は時間解除ありの場合 (右, 解除時間 $t_{ut} = 50,000$) を示した。いずれの場合も、価格が 9,000 になるとアップティック・ルールが発動する。誤発注が発生する前の価格は、 $P_f = 10,000$ 付近であるため、10% の下落で発動することとなる。いずれの場合も、アップティック・ルールの発動価格である 9,000 を下回った後は、大幅下落を抑えていることができています。しかし、解除なしの場合 (図 8.6)、価格がもとの水準に戻った後も上昇を続けてしまっている。これは常にアップティック・ルールが存在する場合を分析した先行研究 [水田 13b, Mizuta 13e] と整合的である。一方、時間解除あり (解除時間 $t_{ut} = 50,000$) の場合 (図 8.7)、価格回復中にアップティック・ルールが解除され、上昇を助長するという副作用を回避できたことから、もとの水準を大きく上回るといふ市場混乱を回避することが出来た。

図 8.3 は、トリガー式アップティック・ルール (価格 9,000 で発動) がある場合の、解除方式ごとの、価格の最大・最小値をまとめたものである。各々の場合について 100 回の試行し平均値をとった。最大価格は 11,000 以下に、最小価格は 8,000 以上に影をつけた。両方に影がついている試行では比較的、市場混乱を避けることが出来たといえる。先に述べたように、規制がない場合は大きな下落と、大きな上昇の両方が見られる。また、解除なしの場合、下落は抑えられるものの、大きな上昇を引き起こしてしまっている。時間解除方式の場合、誤発注期間 $t_g = 30,000$ と解除時間 t_{ut} が大きくは変わらない場合、すなわち、

$$t_{ut} \sim t_g, \quad (8.3)$$

の場合は、下落・上昇ともに抑えられている。騰落率解除方式の場合は、いずれの場合も、下落・上昇ともに抑えられている。

表 8.1 誤発注がない場合とある場合の統計量.

		誤発注 なし	誤発注 あり
尖度		5.39	5.54
lag			
騰落率の 2乗の 自己相関	1	0.13	0.49
	2	0.11	0.42
	3	0.09	0.40
	4	0.07	0.40
	5	0.06	0.38
	6	0.05	0.38
q			
ハザード レート	1	55%	55%
	2	53%	48%
	3	49%	42%
	4	47%	36%
	5	44%	30%
	6	44%	25%

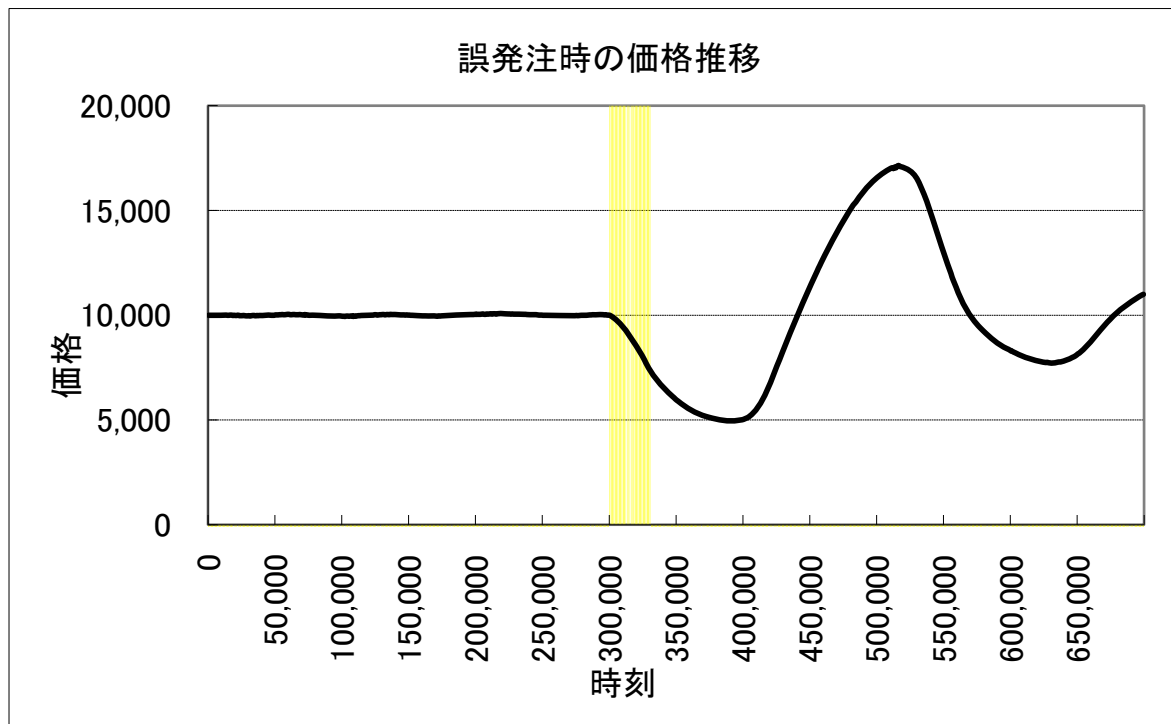


図 8.1 誤発注時の価格推移.

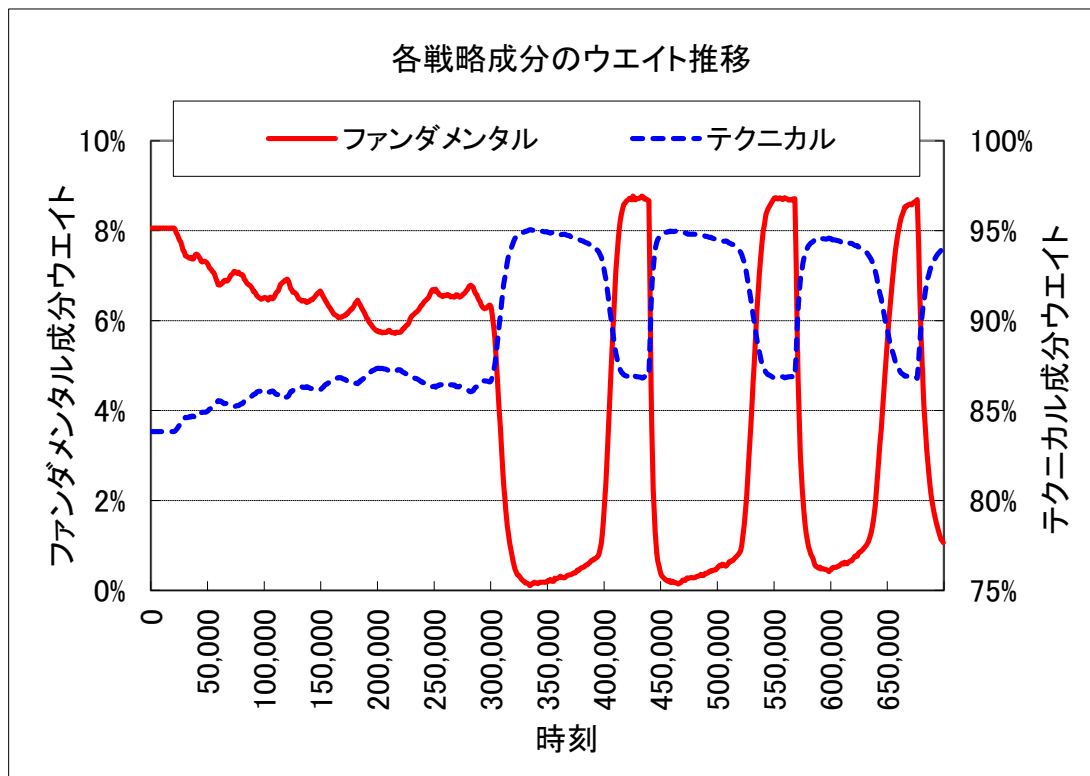


図 8.2 誤発注時の各戦略成分のウェイト推移.

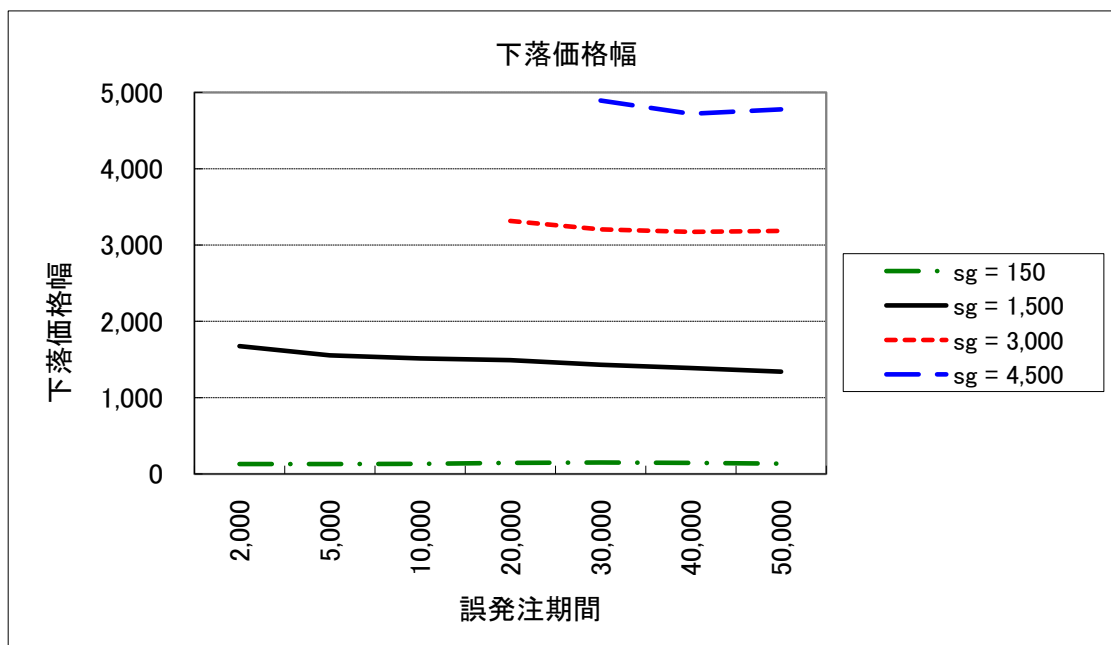


図 8.3 総誤発注数量ごとの下落価格の大きさ。

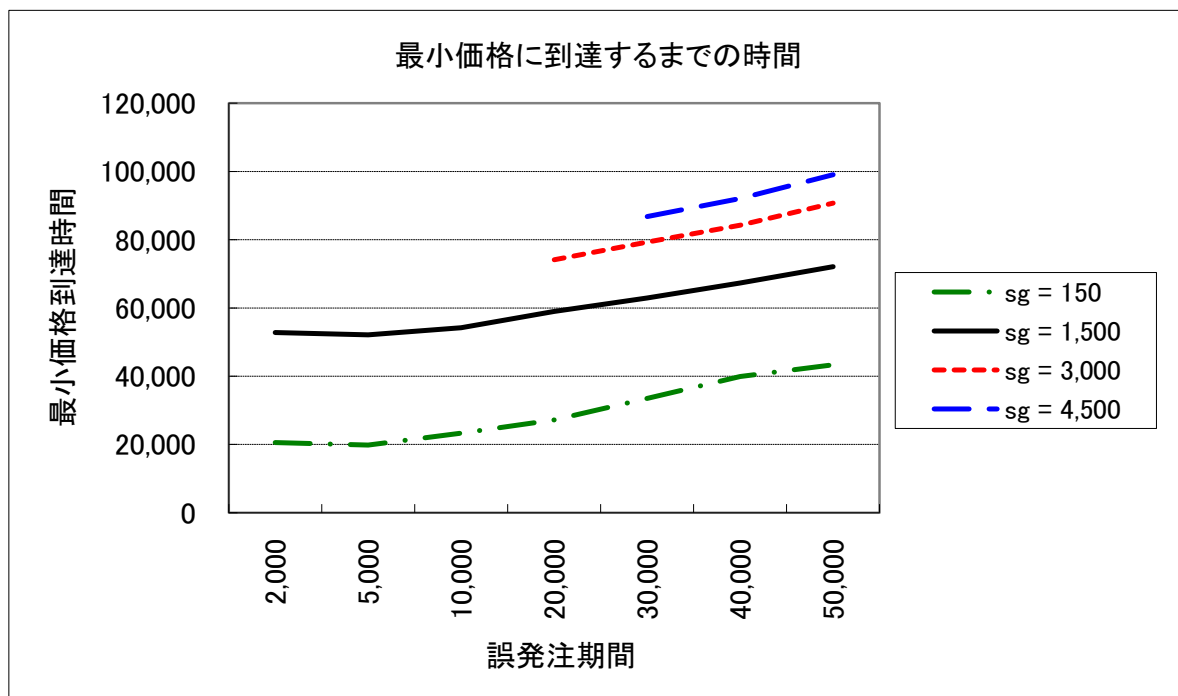


図 8.4 総誤発注数量ごとの最小価格に到達するまでの時間。

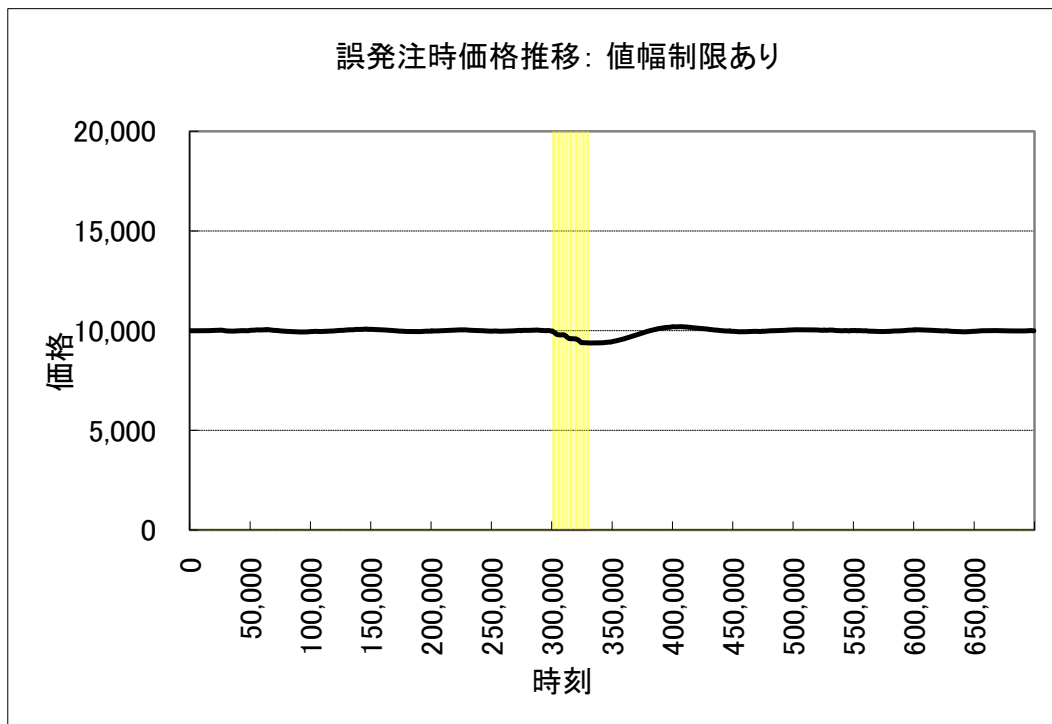


図 8.5 値幅制限がある場合の誤発注時の価格推移。

表 8.2 誤発注および値幅制限のパラメータを変化させた場合の下落価格の大きさ.

時間 tpl	誤発注時間 tg 誤発注密度 pg 値幅 / Ppl	誤発注 (sg = 1,500)							
		2,000 75%	5,000 30%	10,000 15%	20,000 7.5%	30,000 5.0%	40,000 3.75%	50,000 3.00%	
1,000	15	92	158	241	370	497	616	719	
2,000	30	95	175	243	380	513	638	751	
5,000	75	147	152	222	368	515	654	784	
10,000	150	174	175	181	339	502	666	795	
20,000	300	317	317	315	321	615	642	788	
30,000	450	457	468	467	463	470	664	850	
40,000	600	610	618	614	617	615	619	755	
50,000	750	765	770	760	766	760	765	770	
100,000	1,500	1,494	1,454	1,447	1,393	1,375	1,345	1,326	
	なし	1,656	1,594	1,526	1,437	1,398	1,390	1,331	

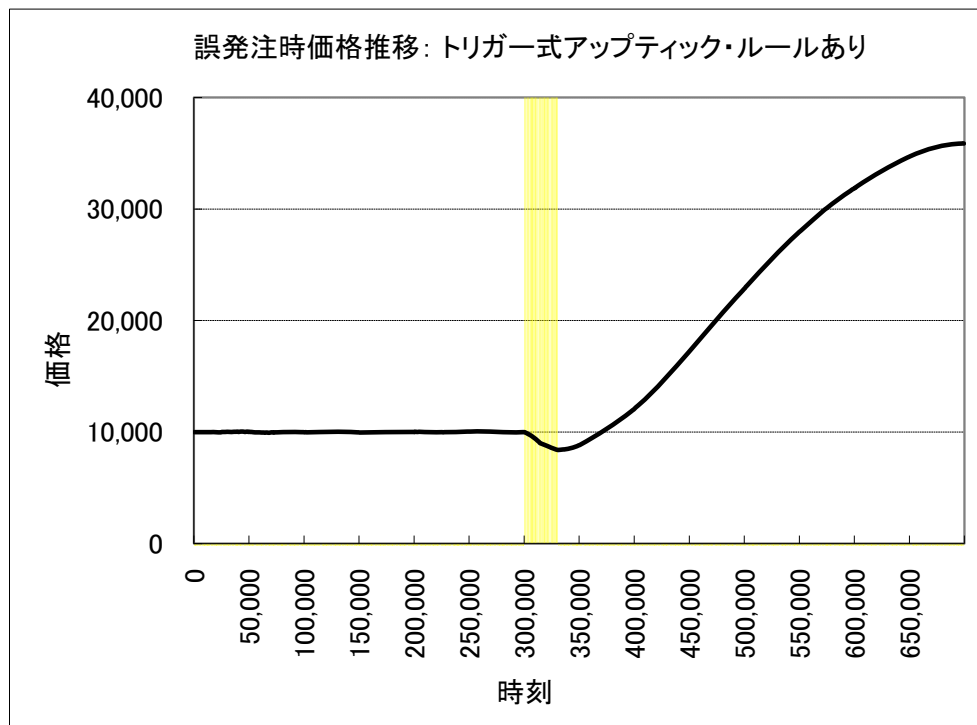


図 8.6 トリガー式アップティック・ルールがある場合の価格推移。解除なしの場合、価格が 9,000 になるとアップティック・ルールが発動する。

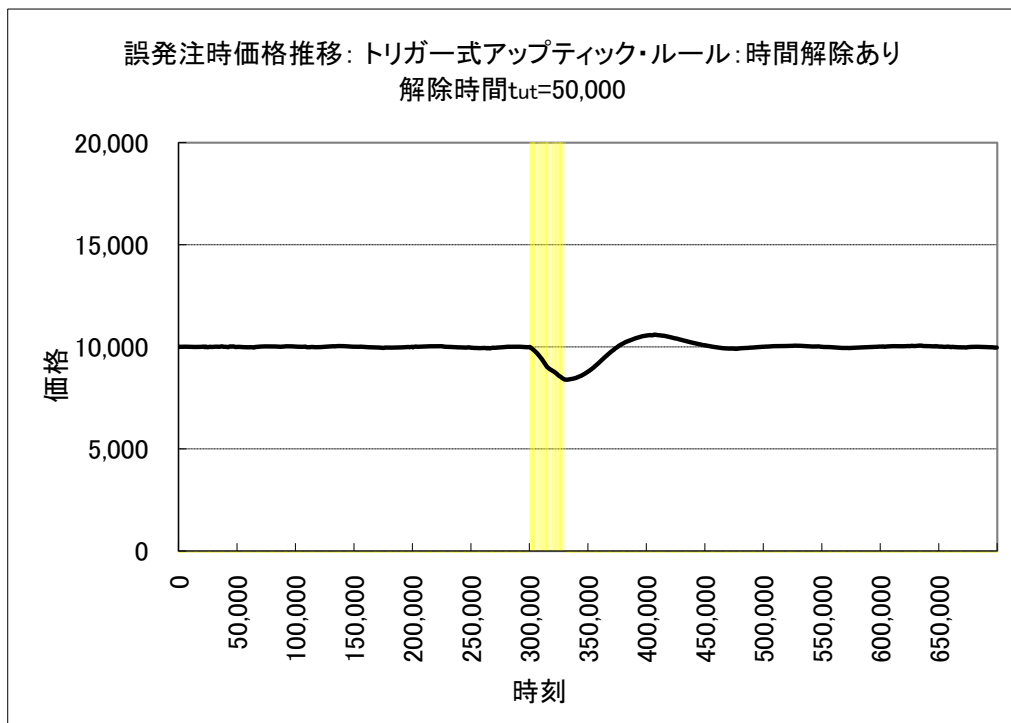


図 8.7 トリガー式アップティック・ルールがある場合の価格推移. 時間解除ありの場合. 価格が9,000になるとアップティック・ルールが発動する.

表 8.3 トリガー式アップティック・ルールがある場合の、解除方式ごとの、価格の最大・最小値。価格が 9,000 になるとアップティック・ルールが発動する。

	規制なし	アップティック・ルール													
		解除なし	時間解除方式 (解除時間tut)										騰落率解除方式 (解除価格put)		
			5,000	10,000	20,000	30,000	40,000	50,000	60,000	70,000	80,000	100,000	9,000	9,500	10,000
最大価格	15,251	35,955	14,626	13,337	10,653	10,653	10,683	10,788	11,220	11,884	12,774	14,654	10,694	10,793	11,027
最小価格	5,104	8,418	5,540	6,315	8,396	8,412	8,419	8,422	8,417	8,418	8,417	8,332	8,419	8,409	8,426

8.4 まとめと実市場への示唆

本章では、第5章で述べたベースモデルに第6章で述べた学習プロセスを加えた人工市場モデルを用いて、大規模誤発注が価格変動に与える影響の分析を行った。大量の誤発注が短時間に集中する場合と、少量の誤発注が長期にわたる場合を比較すると、総誤発注株数が同一であるならば、両者は同程度の価格下落を導くことが分かった。また、誤発注時の値幅制限の効果の分析した結果、誤発注が続く期間より短い期間の騰落率を制限する値幅制限が有効であることが分かった。さらに、空売りの価格規制の一種であるアップティック・ルールについても、誤発注時の効果を分析した。その結果、時間解除方式の場合、誤発注期間 t_g と解除時間 t_{ut} が大きくは変わらない場合のみ有効であることが分かった。また、騰落率解除方式が有効であることが分かった。

実際の市場の制度・規制への示唆を最後に述べる。実際の市場では誤発注期間はあらかじめ分からず、さまざまな誤発注に対応できるようにする必要がある。値幅制限制度では、複数の制限期間の値幅制限を用意する必要がある可能性を示唆している。東京証券取引所の値幅制限 [TSE 13] は、特別気配 (3分) とストップ高・安 (1営業日, 5時間) の2種類存在するが、高頻度取引の出現などを考えると、もう1つ短い制限期間の値幅制限があったほうが良い可能性を指摘できる。また、現在日本で導入が検討されているトリガー式アップティック・ルールは、“発動してから翌々営業日に解除”という時間解除方式である [金融庁 13b]。誤発注期間が1営業日程度の場合のみ有効である可能性がある。また、騰落率解除方式であれば、どのような誤発注期間でも対応できる可能性があり、詳細な調査は今後の課題である。

第9章

取引市場間競争の分析 I: ティック・サイズの違いによる取引市場間競争

9.1 はじめに

近年、米国や欧州を中心に IT 技術を駆使した低コストの取引市場が増加しており、伝統的な取引市場と出来高（売買取引の数量）のシェアを分け合うまでになった [井上 07, 井上 09, 深見 12, 清水 13]。同一銘柄の株式が複数の取引市場において取引されるという市場分断化が起きており、その是非が活発に議論されている。日本においても、PTS (Proprietary Trading System) とよばれる私設取引システムが出現し、徐々に取引数量を伸ばしている [大崎 12]。取引市場間での取引数量のシェアを決める要因には、ティック・サイズ（価格に対する呼値の刻み、価格に対する注文価格の最小単位）の細かさ、取引時間、決済の方法、取り扱う注文の多様性、高速性^{*1}、システムの安定性など様々である。

その中で、ティック・サイズの違いは特に重要であるといわれているが、取引市場間の取引数量シェアにどのような影響を与えているのか分析した実証研究は多くない [宇野 12]。米国においては、2000 年前後にいくつかの取引市場がティック・サイズの大幅な縮小を行っており、その前後において、縮小を行った 1 つの取引市場でどのような変化があったかを調べた実証研究は多い。例えば、[Bessembinder 03, Chakravarty 04] は、ティック・サイズ縮小後はビット・アスク・スプレッド（最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の差）が減少しており、取引価格付近の注文量も増えていることを示した。[Chung 04] はさらに、特に取引量が多い株式やビット・アスク・スプレッドが広がった株

^{*1} 取引市場間の競争における高速化の重要性に関する解説に [水田 12a]。

式に、その傾向が顕著であることを示した。[Zhao 06] はティック・サイズの縮小でファンダメンタル価格に基づく投資戦略による注文が相対的に増えた可能性を指摘した。

しかしながら、ティック・サイズは容易に変更できないため、ティック・サイズは単純に細かければ細かいほどシェアが向上するものなのか、そもそもティック・サイズの理想的な水準についての議論を実証分析で行うことは困難を伴う。このような議論をするためには、人工市場シミュレーションが有効である [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]。

1つの取引市場が存在する場合、ティック・サイズの大小で価格形成にどのような影響を与え、どのような種類の投資家にとって有利になるか、不利になるかを調べた人工市場シミュレーション研究として、[Darley 07] がある。しかし、ティック・サイズが異なる複数の取引市場間での取引数量シェアの移り変わりに関して人工市場シミュレーションで分析した研究はなかった。

取引市場の選択は、数ミリ秒、数マイクロ秒といった、高頻度に発注を行うアルゴリズム・トレードなどで自動的に行われることが多い。そのため、取引市場の選択について分析を行うための人工市場モデルは、約定件数やキャンセル率、1ティックごとの騰落率の標準偏差など、高頻度な時間スケールでの性質（マーケット・マイクロ・ストラクチャー [太田 11]）を再現する必要があると考えられる。

本章では、第5章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、2つの取引市場が存在する場合をモデル化した。この人工市場モデルを用いてシミュレーションを行い、ティック・サイズと初期の出来高シェアのみが異なる2つの取引市場がある場合に、どのような条件の場合にシェアが移り変わるのか調べる。そして、東京証券取引所の1年分(2012年)の実市場データを用いた実証分析も行い、シミュレーション結果との比較も行う。

9.2 人工市場モデル

第5章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、2つの取引市場が存在する場合もモデル化した。

9.2.1 マーケット・マイクロ・ストラクチャーの再現のための修正

第5章で述べたベースモデルのうち、注文価格 $P_{o,j}^t$ の決定に修正を加えた。注文価格 $P_{o,j}^t$ は平均 $P_{e,j}^t$ 、標準偏差 P_σ の正規分布乱数で決める。ここで、 P_σ は定数であり、 $P_\sigma = 30$ とした。また、注文のキャンセル時間 t_c を1営業日にあわせるため、 $t_c = 20,000$ と値の修正を行った。そして、 $\sigma_\epsilon = 0.06$ と修正した。またシミュレーションは500営業日に相当する時刻 $t = 10,000,000$ まで行った。その他のパラメータは第5章で述べたベースモデルと同じである。

9.2.2 2つの取引市場のモデル化

1つのリスク資産を2つの取引市場で取引できる場合をモデル化する。2つの取引市場はティック・サイズ（呼値の刻み、注文価格の最小単位）と、以下に述べる出来高（売買取引が成立した数量）のシェア W_A, W_B の初期値以外は全く同じである。2つの取引市場 A, B がある場合、各エージェントはどちらの取引市場に注文を出すかを決定する必要がある。

以下に述べる本モデルでの市場選択方法は、実際の金融市場で用いられている市場配分アルゴリズム (SOR, Smart Order Routing)^{*2}や、[Adhami 10] で提案された方法^{*3}と同じ方法である。各エージェントは注文を出すごとにどちらの取引市場に出すかを判定する。買い（売り）注文の場合、取引市場 A, B ごとに最も安い（高い）売り（買い）注文を探し、これを最良価格と呼ぶ。取引市場 A, B の最良価格が異なり、かつ少なくともいずれかの取引市場で成行注文となる場合は、よりよい最良価格（買い（売り）注文の場合安い（高い）方の最良価格）を提示している取引市場に注文を出す。その他の場合、つまり2つの取引市場の最良価格が同じか、いずれの最良価格においても指値注文となる場合は、確率 W_A ,

$$W_A = \frac{T_A}{T_A + T_B} \quad (9.1)$$

^{*2} [杉原 10, CS 13, GS 13] などに具体的な方法が述べられている。

^{*3} [Adhami 10] では市場別に取引手数料や執行スピードも異なる場合も扱っているが、本研究のようにティック・サイズ以外と過去の売買シェア以外は同一であると仮定すると、本モデルと同一になる。

で取引市場 A を選ぶ。ここで、 T_A は取引市場 A の過去 t_{AB} 期間の出来高、 T_B は取引市場 B のそれである。したがって取引市場 B を選ぶ確率 W_B は、確率 $W_B = 1 - W_A = T_B / (T_A + T_B)$ となる。また、時刻 t_{AB} に達するまでの W_A は出来高シェアの初期値として外から与える。取引市場の選択についてまとめると、成行注文で取引価格が異なる場合は、必ず有利となる取引市場に、その他の場合は、出来高のシェアに応じて注文を出す。

9.3 シミュレーション結果

9.3.1 妥当性分析

表 9.1 は、取引市場が 1 つの場合において、ティック・サイズを様々に変化させた場合の統計量を示した。統計量は 100 回の試行の平均値を用いた。ここでティック・サイズは、ファンダメンタル価格 P_f に対する比率で示した。また、概ね $t = 20,000$ 期間で実際の市場での 1 営業日の約定 (売買成立) 件数に達するため、この期間を 1 営業日と定義した。約定率、キャンセル率ともにいずれのティック・サイズにおいても実際の市場の値に近い値を得ており、モデルの妥当性を示唆している^{*4}。1 日 (20,000 期間) ごとの騰落率の標準偏差も、概ね実際の市場に近い値^{*5}が得られ、この側面からもモデルの妥当性を示唆している。ただし、ティック・サイズが 1% になると、1 ティックごと、及び、1 日ごとの両方の騰落率の標準偏差が上昇していることも分かる。

第 3 章で述べたように、人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られているファット・テールやボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうかで評価される。表 9.1 では、10 秒 (約 10 期間) ごとの騰落率を用いて計算した尖度^{*6}と騰落率の 2 乗の自己相関も示している。いずれのシミュレーションでも尖度がプラスでファット・テールとなっており、騰落率の 2 乗の自己相関もラグがあってもプラスでボラティリティ・クラスタリングも再現されており、モデルが妥当であることを示している。しかし、ティック・サイズが 1% の場合のみ、ラグが大きくなると騰落率の 2 乗の自己相関はほとんどゼロになってしまっている。これは、ティック・サイズが大きすぎるため、10 秒間だと騰落の大きさが 0 か 1 ティック分の 1% しかほとんどとれないため、徐々にボラティリティが上昇したり減少したりできなくなっていることが考えられる。

以上により、本章のモデルが、約定件数やキャンセル率、1 ティックごとの騰落率の標準偏差などマーケット・マイクロ・ストラクチャーの性質および、長期に観測される価格変動の統計的な性質も再現していることが示された。それゆえ、本章の目的である、2 つの取引市場間での取引量シェア移動の分析を行うのに妥当なモデルであることが示さ

^{*4} 実際の市場の統計量のうち、1 銘柄あたりの 1 営業日の約定件数 (ティック回数)、約定率 = 約定件数 / (注文件数 + キャンセル件数)、キャンセル率 = キャンセル件数 / (注文件数 + キャンセル件数) は [東証 10] を参照。

^{*5} 本研究のシミュレーションではオーバーナイトが存在しないので、ここでの 1 日ごとの騰落率の標準偏差は、実際の市場のイントラデイのボラティリティに相当する。実際の市場の値は [宇野 12] を参照。

^{*6} ここでの尖度の定義は、正規分布で 0 となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

れた。

9.3.2 シェアの推移

次に取引市場が2つある場合のシェアの移り変わりを調べた。取引市場 A と取引市場 B は、ティック・サイズと初期の出来高シェア以外は全く同じである。 $t_{AB} = 10,000$ とした。図 9.1 は、取引市場 A の出来高のシェアの推移である。初め $W_A = 0.9$ とし、取引市場 B のティック・サイズ $\Delta P_B = 0.01\%$ とした。取引市場 A のティック・サイズ ΔP_A を様々に変化させたところ、 ΔP_A が大きければ大きいほど、取引市場 B へシェアの移り変わるのが速いことが分かる。

一方、図 9.2 は $\Delta P_B = 0.0001\%$ とした場合のシェアの推移である。図 1 の場合よりも ΔP_B が 100 分の 1 となっているため、 ΔP_A も 100 分 1 とした。すると、取引市場 B はシェアをほとんど奪えないことが分かった。両取引市場のティック・サイズは図 1 の場合と同じくらいの比率の差があるにも関わらず、ほとんどシェアを奪えないのである。つまり、余りにも細かいティック・サイズの競争は意味がなく、現在のシェアを維持することが分かる。

図 9.3 は、 $\Delta P_A = 0.1\%$, $\Delta P_B = 0.01\%$ に固定し、 t_{AB} をさまざまに変化させた。 t_{AB} が大きいほどシェアの移り変わる速さが遅いことが分かり、重要なパラメータであることを示している。

9.3.3 シェアが変動するティック・サイズ

どれくらいのティック・サイズ以下ならシェア争いに影響を与えないのか議論する。表 9.2 は t_{AB} を固定し、 ΔP_A と ΔP_B を様々に変化させた場合の 500 営業日後の取引市場 A の出来高シェア W_A を示した。各パラメータで 100 回の試行を行いその平均値を用いた。10% 以上 80% 未満を薄い影を、10% 未満を濃い影をつけた。初期の $W_A = 0.9$ である。また、ここに 3 つの境界線、

$$\Delta P_A \leq \Delta P_B \text{ (破線)} \quad (9.2)$$

$$\Delta P_A < \bar{\sigma}_t \simeq 0.05\% \text{ (2重線)} \quad (9.3)$$

$$\Delta P_A < \frac{1}{10} \bar{\sigma}_t \simeq 0.005\% \text{ (実線)} \quad (9.4)$$

を描いた。ここで $\bar{\sigma}_t$ はティック・サイズが十分小さいときの 1 ティックごとの騰落率の標準偏差であり、表 1 より約 0.05% と求めた。

表 9.2 において、式 9.2 が示すのは階段状の破線より右上であり、式 9.3、式 9.4 が示すのは 2 重線、実線より上である。式 9.2、式 9.4 のいずれか一方を満たせば、影がついていない領域となっており、取引市場 A はシェアをほとんど奪われていないことが分かる。

式 9.2, 式 9.3 の両方を満たさない左下の領域はほとんどが濃い影となっており, シェアを急速に奪われていることが分かる. 式 9.4 が示す実線より上側では ΔP_B がどんなに小さくても取引市場 A はシェアを奪われず, 式 9.3 が示す 2 重線より上側ではシェアが急速には奪われていないことが分かる. つまり, ティック・サイズが $\bar{\sigma}_t$ より小さければシェアを奪われにくくなり, $\bar{\sigma}_t$ の 1/10 より小さければシェアがほとんど奪われてない.

表 9.3 は $\Delta P_B = 0.0001\%$ と固定し t_{AB} をさまざまに変化させた. 式 9.2 は全ての領域で満たしていない. t_{AB} が大きくなるにつれて取引市場 A はシェアを奪われにくくなっている. しかし, 式 9.4 が示す実線より上側ではどの t_{AB} でもシェアを奪われていない. ティック・サイズが $\bar{\sigma}_t$ の 1/10 程度より小さければ, さまざまな環境下でシェアをほとんど奪われない可能性があることを示している.

図 9.4 は, ΔP_A を様々に変えたときの, 1 ティックごとの騰落率の標準偏差 σ_t , 500 営業日後の取引市場 A の出来高シェア (最終シェア) を示した. いずれの値も 100 回の試行の平均値を用いた. 左の縦軸及び横軸は対数目盛である. $\Delta P_B = 0.0001\%$ であり, すべての領域で式 9.2 を満たさない. $\sigma_t = \bar{\sigma}_t$ を点線で, $\Delta P_A = 1/10\bar{\sigma}_t, \bar{\sigma}_t$ を破線で示した.

$\Delta P_A = \bar{\sigma}_t$ より左側では $\sigma_t \simeq \bar{\sigma}_t$ となっており, ΔP_A の変化が σ_t に影響を与えていない. これ以上ティック・サイズを小さくしても価格形成には意味をもたらさないとと言える. $\Delta P_A = \bar{\sigma}_t$ より右側においては, ΔP_A が上昇すると σ_t が上昇している. 本来なら ΔP_A よりももっと細かく価格が変動すると考えられる場合でも, ΔP_A よりも小さい価格変動が許されないため, 価格変動が ΔP_A で決まってしまっていることを表している. 出来高シェアを見ると, この領域では, 急速にシェアが移り変わったことが分かる. 一方, $\Delta P_A = 1/10\bar{\sigma}_t$ より左側ではほとんどシェアの移り変わりが無い. 間の領域 ($\Delta P_A = 1/10\bar{\sigma}_t \sim \bar{\sigma}_t$) では, $\sigma_t \simeq \bar{\sigma}_t$ となっているものの, ゆっくりではあるがシェアが移り変わっていることが分かる.

以上を図 9.5 を用いてまとめる. ΔP_A が $\bar{\sigma}_t$ 程度より大きい場合 (図 9.5 の上), もし ΔP_B が ΔP_A より小さければ, ΔP_A の内側で多くの取引が行われ取引市場 B のみでの取引が多くなり, 出来高シェアが取引市場 B に急速に移ることになる. 一方, ΔP_A が $1/10\bar{\sigma}_t$ 程度より小さい場合 (図 9.5 の下) は, ΔP_B がいくら小さくても, ΔP_A をまたぐ取引が多いので, 取引市場 B だけで取引されることは多くはならないので, 出来高シェアはほとんど動かない. その間の場合, ($\Delta P_A = 1/10\bar{\sigma}_t \sim \bar{\sigma}_t$), 出来高シェアはゆっくり移り変わっていくこととなる.

表 9.1 ティック・サイズを様々に変化させた場合の統計量.

ティックサイズ(%)		0.0001%	0.001%	0.01%	0.1%	1%
注文状況	約定率	23.5%	23.5%	23.4%	23.1%	22.1%
	キャンセル率	26.2%	26.2%	26.3%	26.6%	27.6%
	1日約定件数	6,361	6,358	6,345	6,279	6,081
騰落率の 標準偏差	1ティック(1期間)	0.05%	0.05%	0.05%	0.06%	0.16%
	1日(20000期間)	0.59%	0.56%	0.57%	0.57%	1.15%
騰落率の尖度		1.50	1.48	1.45	1.10	1.81
ラグ						
騰落率の2乗の 自己相関	1	0.229	0.228	0.228	0.210	0.025
	2	0.141	0.141	0.141	0.120	0.013
	3	0.109	0.108	0.108	0.090	0.008
	4	0.091	0.091	0.091	0.075	0.006
	5	0.078	0.078	0.078	0.064	0.004

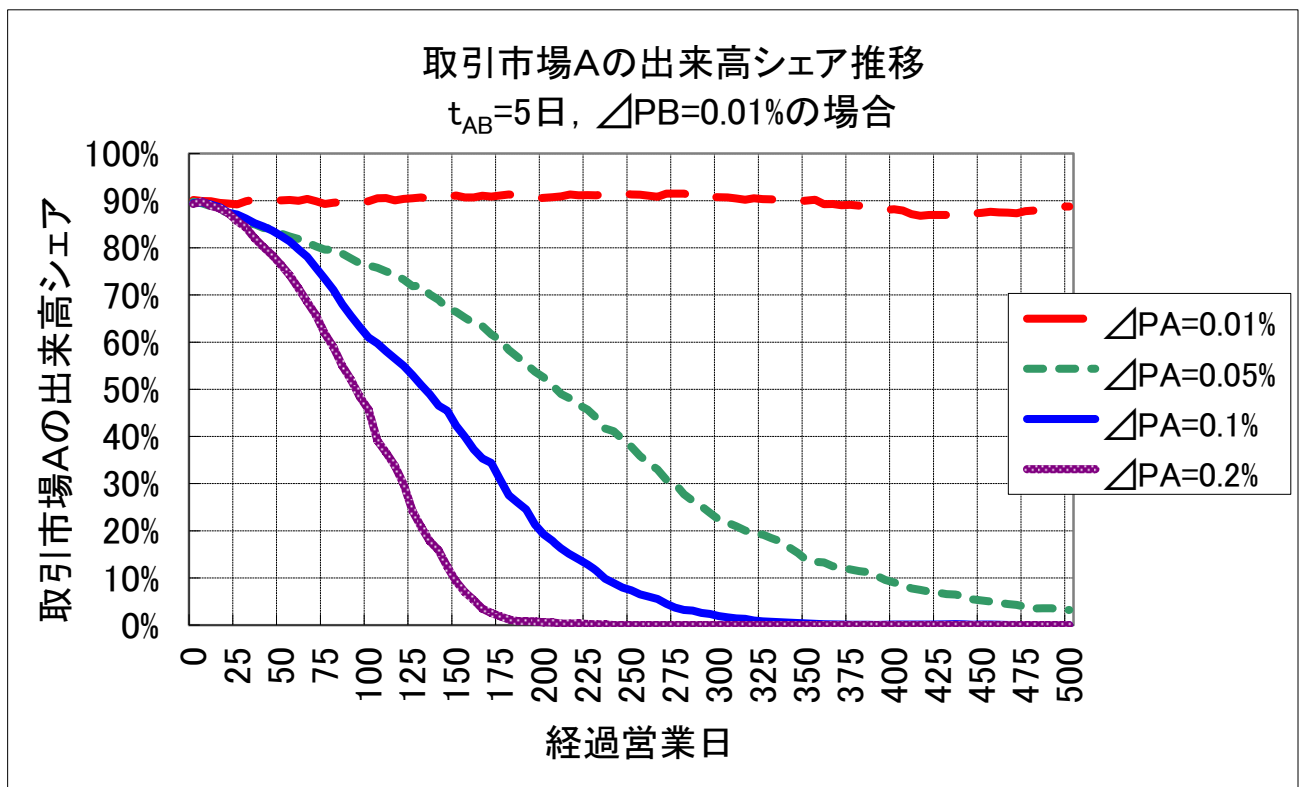


図 9.1 ΔP_A を様々に変化させた時の取引市場 A の出来高のシェアの推移 ($\Delta P_B = 0.01\%$).

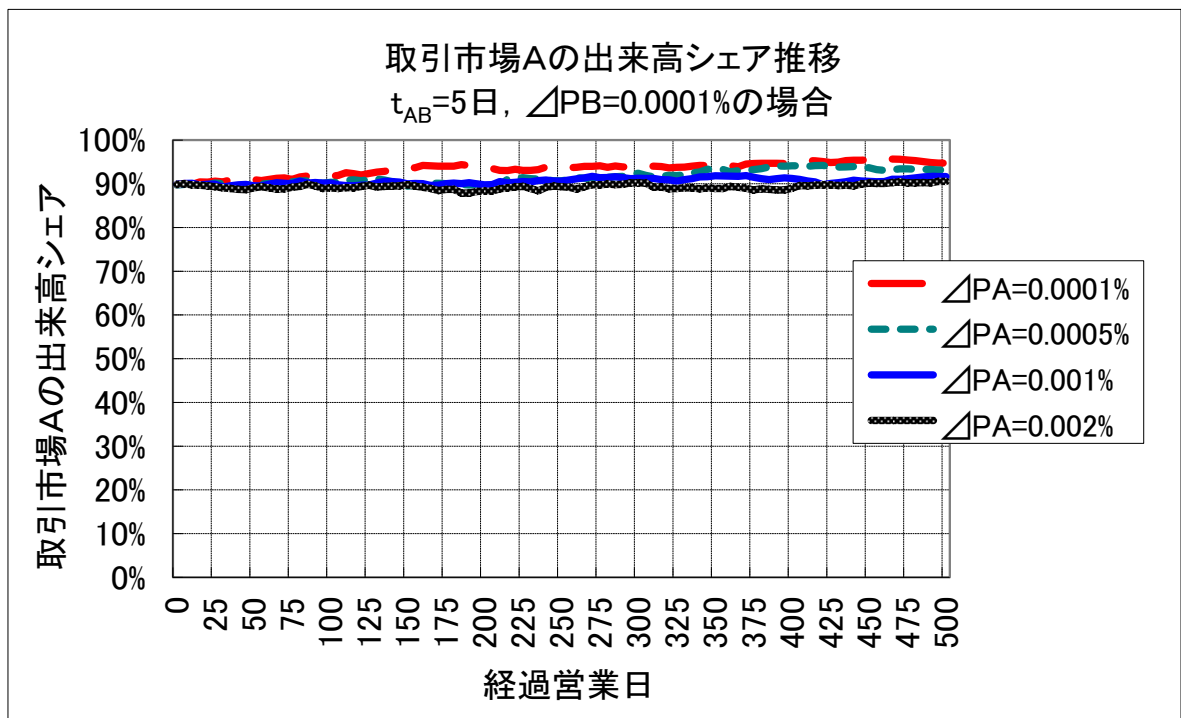


図 9.2 ΔP_A を様々に変化させた時の取引市場 A の出来高のシェアの推移 ($\Delta P_B = 0.0001\%$).

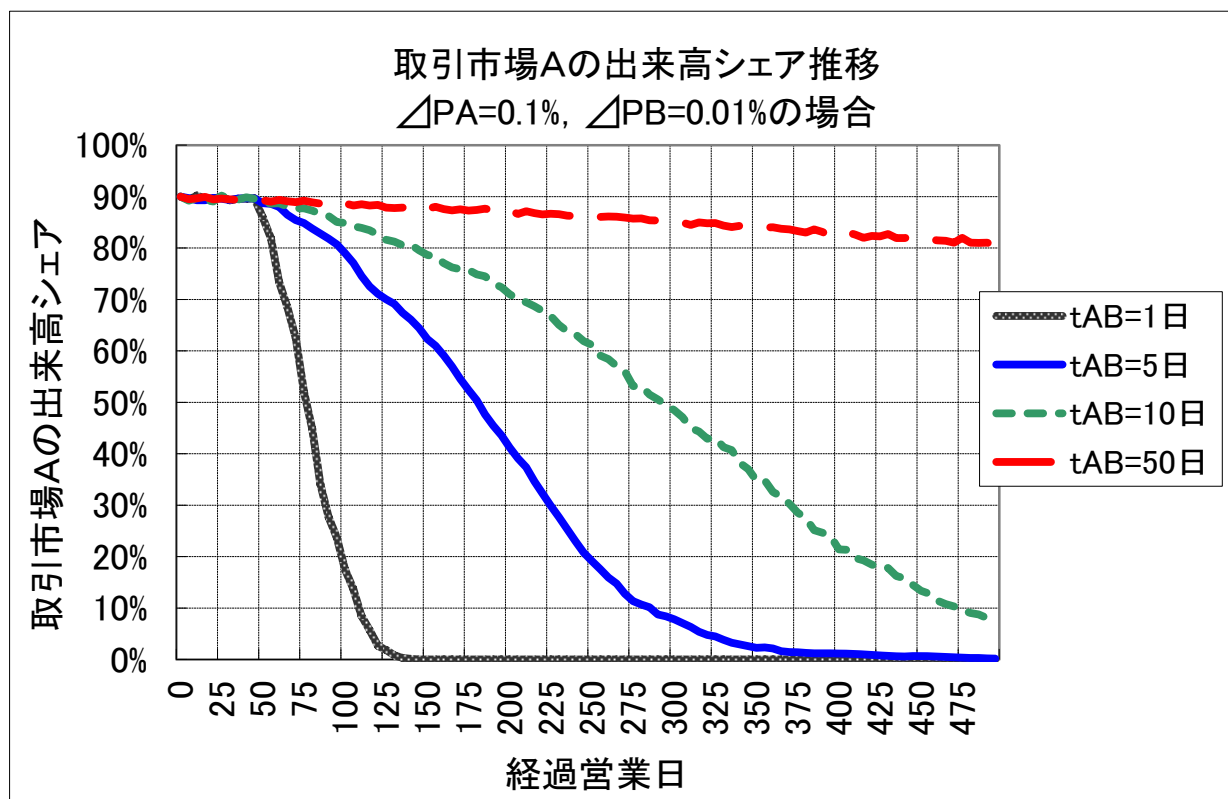


図 9.3 t_{AB} を様々に変化させた時の取引市場 A の出来高のシェアの推移 ($\Delta P_A = 0.1\%$, $\Delta P_B = 0.01\%$).

表 9.3 ΔP_A と t_{AB} を様々に変化させた場合の 500 営業日後の取引市場 A の出来高シェア.

取引市場A 500営業日後シェア		過去出来高参照日数 t_{AB}					
		1	2	5	10	20	50
取引市場A ティック サイズ ΔP_A	0.0001%	91%	89%	90%	90%	90%	90%
	0.0002%	89%	90%	90%	90%	90%	90%
	0.0005%	89%	88%	89%	90%	90%	90%
	0.001%	88%	88%	89%	90%	90%	90%
	0.002%	84%	86%	88%	89%	90%	90%
	0.005%	62%	73%	85%	87%	89%	89%
	0.01%	24%	53%	78%	85%	87%	89%
	0.02%	0%	12%	59%	77%	84%	88%
	0.05%	0%	0%	8%	44%	73%	85%
	0.1%	0%	0%	0%	10%	52%	80%
0.2%	0%	0%	0%	0%	24%	74%	

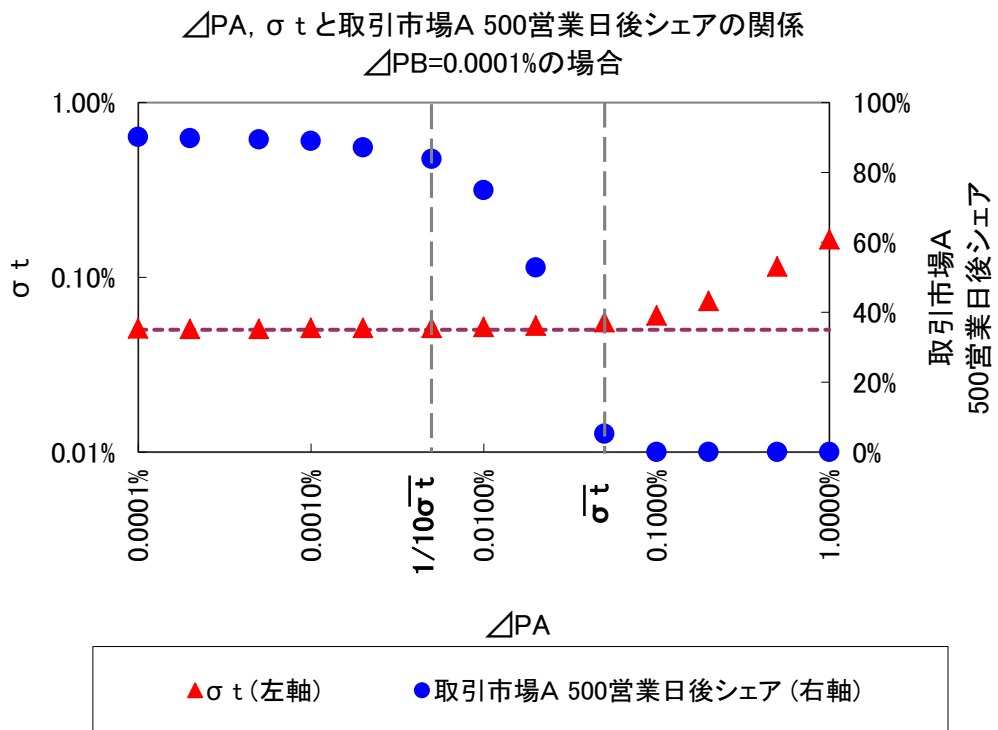
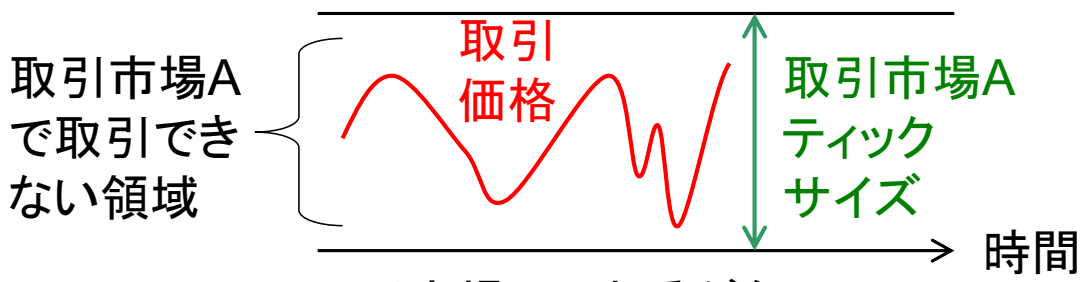


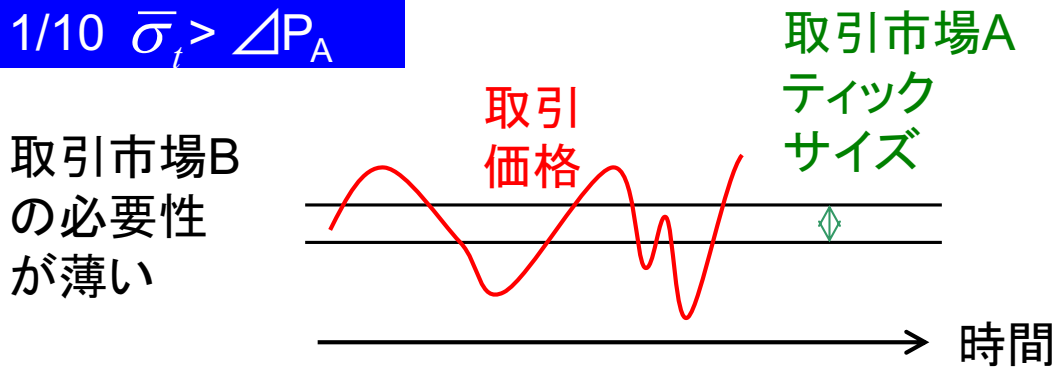
図 9.4 ΔP_A を様々に変えたときの、1 ティックごとの騰落率の標準偏差 σ_t 、500 営業日後の取引市場 A の出来高シェア。

$\bar{\sigma}_i < \Delta P_A$



取引市場Aの出番がない
 → 取引市場Bへの高い発注率
 ⇒ 素早く取引市場Bがシェアを奪う

$1/10 \bar{\sigma}_i > \Delta P_A$



⇒ シェアが動かない

図 9.5 ティック・サイズと1ティックごとの騰落率の標準偏差の関係のまとめ.

9.4 実証分析との比較

シミュレーション結果である図 9.4 と比較できるような実証分析を、日本の株式市場のデータを用いて行った。用いたデータの期間は、2012 年の 1 年間の全営業日である。分析対象の銘柄は、データの期間を通じて TOPIX500 指数^{*7}に採用されていたかつ、当該期間のすべての月次終値での呼値の刻みが同一でありかつ、全営業日で 1 度以上取引が成立した 439 銘柄を対象とした。

図 9.6 は、横軸に東京証券取引所での各銘柄のティック・サイズ水準 ΔP を、三角点は銘柄ごとの 10 秒ごとの騰落率の標準偏差 σ_t を示した^{*8}。丸い点は銘柄ごとの PTS(Proprietary Trading System) の売買数量シェアを示す。 $\Delta P, \sigma_t$ の算出には東京証券取引所が保有するティックデータを用いた。 ΔP は当該期間の全ての月次終値の平均値で、呼値の刻みを除したものをを用いた。 σ_t は、寄り付きのデータを除いた 1 営業日内のデータで各営業日の値を算出し、それら各営業日の値の平均値を用いた。PTS のシェアは、Bloomberg より取得した取引所市場（東京証券取引所、大阪証券取引所、名古屋証券取引所、福岡証券取引所、札幌証券取引所、JASDAQ）及び、PTS 市場（ジャパンネクスト PTS J-Market, ジャパンネクスト PTS X-Market, チャイエクソ・ジャパン PTS）の当該期間の売買数量合計を用いて、PTS 市場の売買数量合計/(取引所市場と PTS 市場の売買数量合計) で計算した^{*9}。なお、図 9.4 と比較しやすいようにシェアを示す右の縦軸は、上下逆にした。 $\sigma_t = \overline{\sigma_t}$ を点線で、 $\Delta P_A = \overline{\sigma_t}$ を破線で示した。

図 9.6 が示すようにほとんどの点が $\Delta P > \overline{\sigma_t}$ となっている。 ΔP が上昇すると σ_t が上昇しており、図 4 の結果と似た傾向である。PTS のシェアを見ると、全体的に ΔP が増えるにつれ、PTS のシェアが増加（右肩下がり）となっている。 ΔP が大きくなると PTS へシェアが移りやすく、 $\Delta P > \overline{\sigma_t}$ の場合 σ_t が上昇傾向にあることが示された。

^{*7} 東京証券取引所市場第一部銘柄の中から、時価総額及び流動性の高い 500 銘柄で構成される指数であり、TOPIX Core 30, TOPIX Large 70 及び TOPIX Mid400 を含む

^{*8} シミュレーション結果の分析ではティックごとの騰落率を用いたのに対し、ここでは 10 秒ごとの騰落率を用いた。実際のティックデータにおいては、1 つの注文が 2 つ以上の注文に対当して 2 ティック以上価格変動する場合がある。この場合、ティックごとのデータを用いると、ティックデータが 2 つに分かれ 1 ティックずつの価格変動を示すこととなり、1 つの注文で 2 ティック分の価格変動があった注文という事実を表さなくなる。そこでここでは簡易的に、10 秒ごとの騰落率を用いた。

^{*9} 正確には、記載した取引所市場、PTS 市場以外においても取引が行われているため、全取引中の PTS シェアを正確に表したものではない。

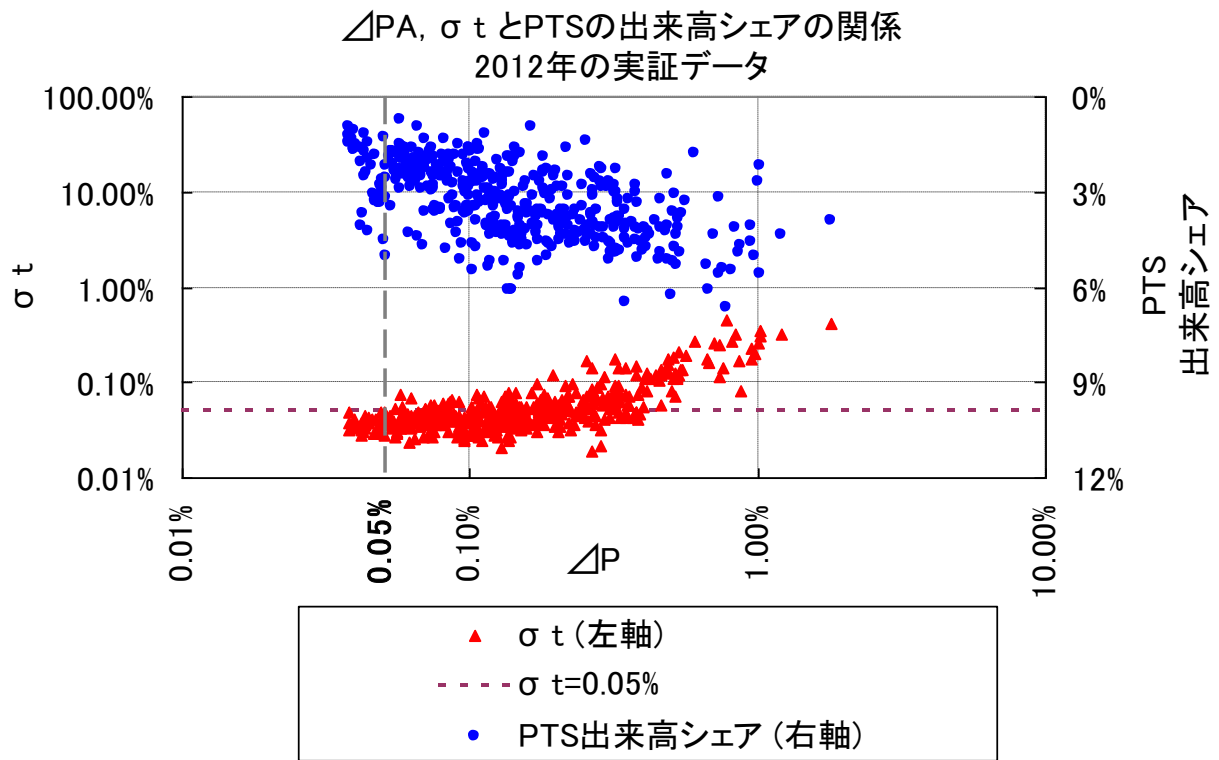


図 9.6 ティック・サイズと騰落率の標準偏差, PTS のシェアとの関係の実証分析.

9.5 まとめ

本章では、第5章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、2つの取引市場が存在する場合もモデル化した。この人工市場モデルを用いてシミュレーションを行い、ティック・サイズと初期の出来高シェアのみが異なる2つの取引市場がある場合に、どのような条件の場合にシェアが移り変わるのか調べた。

取引市場 A のティック・サイズ ΔP_A が、ティック・サイズが十分小さいときの1ティックごとの騰落率の標準偏差、 σ_t 程度より大きい場合 (図 9.5 の上)、もし取引市場 B のティック・サイズ ΔP_B が ΔP_A より小さければ、 ΔP_A の内側で多くの取引が行われ取引市場 B のみでの取引が多くなり、出来高シェアが取引市場 B に急速に移る。一方、 ΔP_A が $1/10\sigma_t$ 程度より小さい場合 (図 9.5 の下) は、 ΔP_B がいくら小さくても、 ΔP_A をまたぐ取引が多いので、取引市場 B だけで取引されることは多くはならず、出来高シェアはほとんど動かない。その間の場合、($\Delta P_A = 1/10\sigma_t \sim \sigma_t$)、出来高シェアはゆっくり移り変わっていくこととなる。

また、実証分析も行い、シミュレーション結果との比較も行った。これらの分析は、そもそも取引市場が導入すべきティック・サイズはどれくらいなのかという定量的な議論を、初めて可能としたと考えられる。

第 10 章

取引市場間競争の分析 II：ダーク・プール出現の影響

10.1 はじめに

株式市場において、注文を公開せずに注文を付き合わせる、ダーク・プールという取引市場が普及してきている [SEC 10, 清水 13]. ダーク・プールは他の投資家に自分の注文を見せる必要がないため、大量の売買を行いたい投資家が、自らの大量の売買注文によって市場価格を変動させてしまうこと（マーケット・インパクト）を避けて売買ができる. このような大口投資家による大きなマーケット・インパクトを市場にもたらすことを少なくするため、市場の安定化につながると言われている [Johnson 10].

しかしながら、これ以上ダーク・プールが普及すると、市場の価格発見機能が低下し、市場が不安定になる恐れがあるという批判もある [EC 10, Ye 12]. そのため、例えば欧州では、ダーク・プールへの売買代金キャップ規制といった規制強化も検討されている [Urrutia 13, Bowley 14]. 一方で、[Zhu 13] は解析的なモデルを用いて、ダーク・プールが存在する場合の方がむしろ、価格発見機能が向上する可能性を指摘した.

ダーク・プールが今以上に普及した場合、市場の安定化に寄与するのだろうか、マーケット・インパクトを押さえる効果があるのだろうか、実証研究で分析することは難しい. というのも、ダーク・プールが今以上に普及したことは過去に無いうえ、価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっており実証研究ではダーク・プールの効果だけを取り出すことが困難だからである. このような議論をするためには、人工市場シミュレーションが有効である [和泉 03, LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12b, Cristelli 14]. 第 9 章で述べたように、取引市場の選択は、数ミリ秒、数マイクロ秒といった、高頻度に発注を行うアルゴリズム・トレードなどで自動的に行われることが多い. そのため、取引市場の選択について分析を行うための人工市場モデルは、約定件数やキャンセル率、1 ティックごとの騰

落率の標準偏差など、高頻度な時間スケールでの性質（マーケット・マイクロ・ストラクチャー [太田 11]）を再現する必要があると考えられる。ダーク・プールを人工市場で分析した研究として [Mo 13] がある。しかし、実際の株価を参照しているなどしているため、これまで以上にダーク・プールが普及した場合など、過去にない環境がどのようになるかは分析していない。

本章では、第 9 章と同様に、第 5 章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プールが存在するモデルを構築した。この人工市場モデルを用いて、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。さらに、買い注文のみを行うアルゴリズム・エージェントを導入し、その買い注文によるマーケット・インパクトを計測することにより、ダーク・プールがマーケット・インパクトを低下させるのかどうかを調べた。これらの調査を、ダーク・プールが今まで以上に普及した場合も含めて分析を行った。

10.2 人工市場モデル

第5章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プールが存在するモデルを構築した。

10.2.1 マーケット・マイクロ・ストラクチャーの再現のための修正

第9章と同様の修正を行った。すなわち、第5章で述べたベースモデルのうち、注文価格 $P_{o,j}^t$ の決定に修正を加えた。注文価格 $P_{o,j}^t$ は平均 $P_{e,j}^t$ 、標準偏差 P_σ の正規分布乱数で決める。ここで、 P_σ は定数であり、 $P_\sigma = 30$ とした。また、注文のキャンセル時間 t_c を1営業日にあわせるため、 $t_c = 20,000$ と値の修正を行った。そして、 $\sigma_\epsilon = 0.06$ と修正した。またシミュレーションは500営業日に相当する時刻 $t = 10,000,000$ まで行った。その他のパラメータは第5章で述べたベースモデルと同じである。

10.2.2 リット市場とダーク・プール

本モデルでは、1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プール（注文を公開せずに注文を付き合わせる市場）が存在する。リット市場での価格決定メカニズムは、第5章で述べたベースモデルとまったく同じである。

ダーク・プールの取引価格の決定方法にはさまざまな方法があるが、本章では実際の株式市場で広く用いられている、リット市場での最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の平均を取引価格とする方式を用いた [Johnson 10]。ダーク・プールへの注文では価格を指定しない。1単位の買い（売り）注文を出した場合、もし相対する売り（買い）注文がすでであれば、即座に売買が成立する。取引価格は、リット市場の最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の平均とする。相対する売り（買い）注文がない場合は、注文を残し相対する注文を待つことになる。リット市場同様に残された注文がキャンセル時間 t_c だけ経過しても取引が成立しなかった場合は、キャンセルされる。ダーク・プールでは、買いまたは売りのどちらか一方のみの注文しか残されないこととなる。

10.2.3 ノーマル・エージェント

本モデルでは、ノーマル・エージェントとアルゴリズム・エージェントという2種類のエージェントを導入する。ノーマル・エージェントは第5章で述べたベースモデルでのエージェントとパラメータも含めまったく同じである。

10.2.4 アルゴリズム・エージェントとマーケット・インパクト

アルゴリズム・トレードをモデル化したアルゴリズム・エージェントを導入する。アルゴリズム・エージェントは、規則的に買い注文だけを行う。アルゴリズム・エージェントがファンダメンタル価格 P_f よりどれだけ高い価格で買ったのかをマーケット・インパクトと定義して、これを測定するために導入した。

全エージェント数 n のうち、 n_a 体のアルゴリズム・エージェントが存在する。アルゴリズム・エージェントは通常、リット市場に 1 単位の成行の買い注文を入れる。 d_a の確率でダーク・プールへの 1 単位の買い注文を入れる場合と、 s_a の確率でリット市場へもっとも高い買い注文と同じ価格の 1 単位の指値注文を行う場合とを調べる。

マーケット・インパクト MI は、

$$MI = \frac{1}{n_b} \sum_{j=1}^{n_b} \frac{p_b^j - P_f}{P_f}, \quad (10.1)$$

と定義した。ここで、 n_b はシミュレーション全期間を通してのすべてのアルゴリズム・エージェントが買った数量（買い注文が成立した単位数）、 p_b^j は各々の成立した注文の買った価格である。アルゴリズム・エージェントが存在しない場合の取引価格 P^t の平均は P_f とほぼ同じになることが分かっている。そのため、マーケットへのインパクトがなければ $MI = 0$ となり、この値が大きくなればなるほど、市場へ大きなインパクトを与えたことを意味する。

10.3 シミュレーション結果

妥当性分析に関しては第9章のモデルとまったく同じパラメータを用いるため、第9章の妥当性分析で済んでいる。

10.3.1 ダーク・プールの市場安定化効果

まず、ノーマル・エージェントのみが存在する場合に、ダーク・プールの使用率と市場の安定性の関係を調べた。図10.1はノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注確率 d_n と、ボラティリティ（10期間ごとの市場価格の騰落率の標準偏差）、および10期間ごとの市場価格の騰落率の尖度^{*1}の関係を示した。 d_n が上昇するにつれボラティリティが低下し、市場が安定化していることが分かる。一方で、尖度は上昇しており、よりファット・テールが強くなっていることが分かる。ダーク・プールの普及により基本的に市場が安定化されるが、普及が進みすぎると、正規分布では想定されない大きな騰落が比較的增加することも示された。

10.3.2 アルゴリズム・エージェントによるマーケット・インパクト

次に、アルゴリズム・エージェントが与えるマーケット・インパクトの基本的な特性を調べるため、まずリット市場のみの場合を調べた。図10.2は、アルゴリズム・エージェントの存在比率 n_a/n とマーケット・インパクトの関係を調べた。アルゴリズム・エージェントが全て1単位の成行買い注文を入れた場合と、1単位の最良の買い注文価格で指値注文した場合を調べた。 n_a/n が増えるにつれ、マーケット・インパクトが大きくなっている。また、全て指値注文の場合の方が、マーケット・インパクトが小さいが、ゼロではないことは注目に値する。指値注文は市場価格を変化させないため直接取引価格を押し上げないが、間接的にマーケット・インパクトを与えることが知られている。本モデルではこの効果も再現できていることを強調したい。

10.3.3 ダーク・プールによるマーケット・インパクト低減効果

次に、ダーク・プールによるマーケット・インパクトの低減効果を調べる。以後、 $n_a/n = 1\%$ に固定した。図10.3は、ノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注

^{*1} ここでの尖度の定義は、正規分布で0となる定義である。すなわち、 n 個のデータ $x_i (i = 1, \dots, n)$ があるとき、 x_i の平均を X 、標準偏差を S とすると尖度 K は、 $K = 1/(nS^4) \times \sum_{i=1}^n (x_i - X)^4 - 3$ 、とする定義を使用した。

確率 $d_n = 30\%$ に固定し、アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の、マーケット・インパクトおよび、約定率（注文がキャンセルされずにいずれ成立した率）を示した。指値注文を用いた場合よりも、ダーク・プールを使用したほうがマーケット・インパクトを低減させることができることが分かる。しかも、指値注文をいくら多くしてもマーケット・インパクトをゼロにできないのに対して、ダーク・プールを多く使用すればマーケット・インパクトをゼロにできることが分かる。しかしながら、 d_a が大きくなると、約定率がわずかながら低下していることも分かる。ダーク・プールへの程度発注をするかは、時間を優先するか価格を優先するかに依存することが分かる。

図 10.4 は、アルゴリズム・エージェントがダーク・プールへの発注を行う場合の、 d_a ごとの d_n とマーケット・インパクトの関係を、図 10.5 はアルゴリズム・エージェントがリット市場へ指値注文を行う場合の、 s_a ごとの d_n とマーケット・インパクトの関係を示した。 d_a または s_a が 60%, 90% のときの $d_n = 90\%$ の数値は、マーケット・インパクトが大きすぎて試行が安定しなかったため省いた。いずれの場合も、 d_n が 70% を超えたあたりから、マーケット・インパクトが大きくなっている。つまり、ダーク・プールが 70% を超えるような大きな売買代金シェアを持つようになると、アルゴリズム・エージェントが与えるマーケット・インパクトが大きくなってしまふことが分かる。これを回避するためには、図 10.4 の $d_a = 90\%$ の場合は唯一マーケット・インパクトが上昇していないことが示すように、ノーマル・エージェントと同等かそれ以上にアルゴリズム・エージェントがダーク・プールを使用しなければならないことが分かる。図 10.3 が示したように d_a の上昇は約定率の低下を招くため、約定に時間がかかる。これらの結果は、あまりにもダーク・プールが普及するとリット市場の指値注文があまりにも少なくなってしまう、リット市場への成行注文が大きなマーケット・インパクトを与えてしまうようになってしまふことが示唆される。そのため、時間優先で買い進めるアルゴリズム取引などでは、マーケット・インパクトが大きくなってしまふ恐れがある。

10.3.4 ティック・サイズが大きい場合

最後にリット市場のティック・サイズの影響を調べる。ここでティック・サイズは、価格の変化幅の最小単位 ΔP とファンダメンタル価格 P_f を用いて、 $\Delta P/P_f$ と定義する。ここまで、 $\Delta P = 0.1$ で固定しており、ティック・サイズは 0.001% であった。図 10.6 は、ティック・サイズを、0.001%, 0.1%, 1% と変更した場合の図 1 と同様にボラティリティを示した。すなわち、アルゴリズム・エージェントが存在しないときの、 d_n とボラティリティの関係である。ティック・サイズが 0.1% の場合は 0.001% の場合とほとんどボラティリティが変わらないが、1% になると急激にボラティリティが上昇することが分

かる。その一方で、1%の場合は d_n の上昇により、より顕著にボラティリティが低減され、市場の安定化がなされることが分かる。

図 10.7 は、ティック・サイズが1%の場合の図 3 と同様に約定率を示した。すなわち、 $d_n = 30%$ の場合の、 d_a または s_a と約定率の関係である。ティック・サイズが大きい場合、指値注文だと約定率が大きく低下することが分かる。一方、ダーク・プールを使用すると約定率の低下は大きくない。つまり、リット市場のティック・サイズが大きい場合は、指値注文を用いたマーケット・インパクトの回避を行うと約定率が低下して思ったように買い進められない恐れがあるが、ダーク・プールを使用すると高い約定率を維持して買い進めることができることを示唆している。

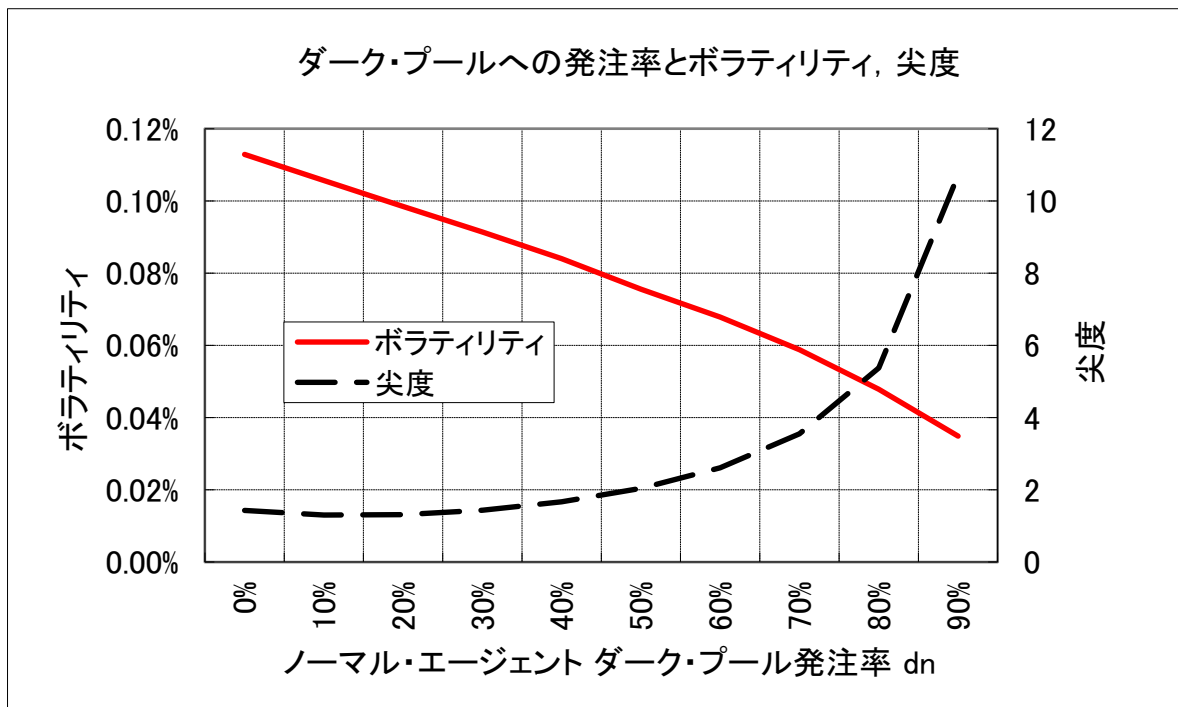


図 10.1 ボラティリティおよび騰落率の尖度の, ノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注確率 d_n 依存性.

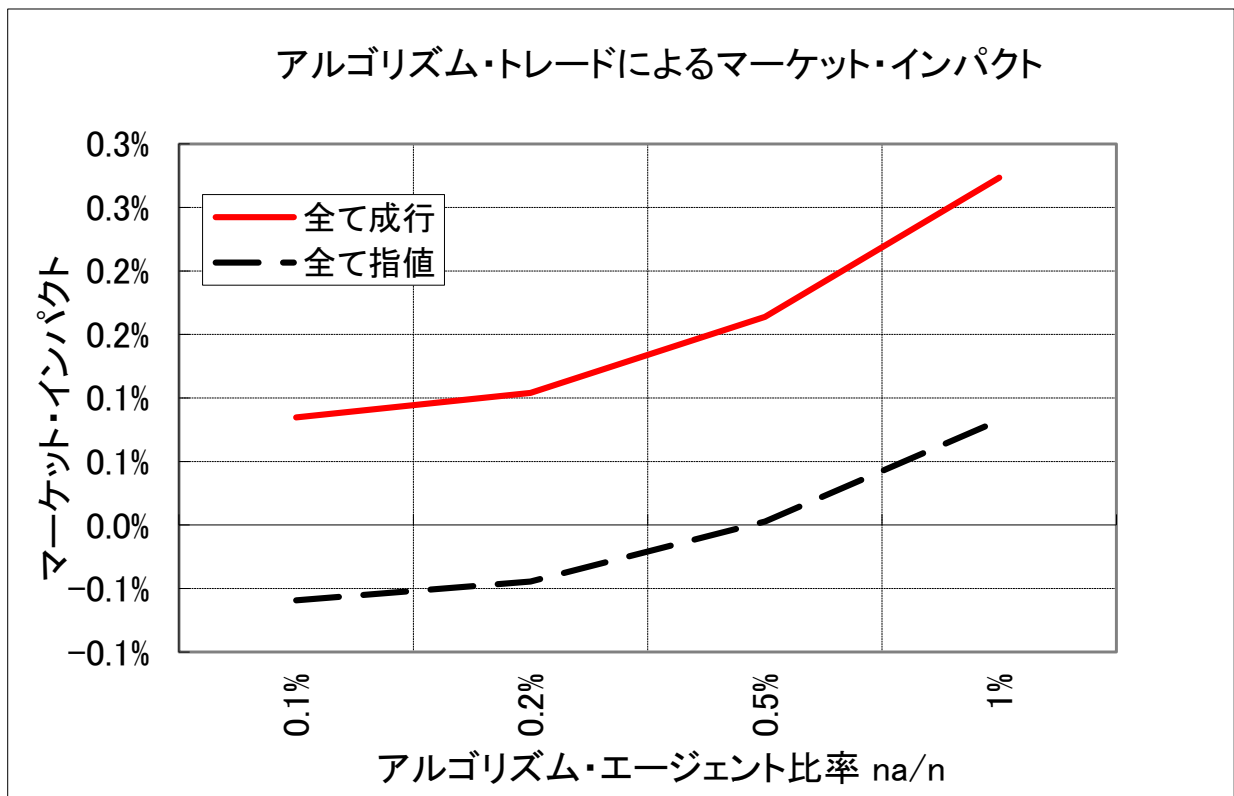


図 10.2 マーケット・インパクトのアルゴリズム・エージェント存在比率 n_a/n 依存性.

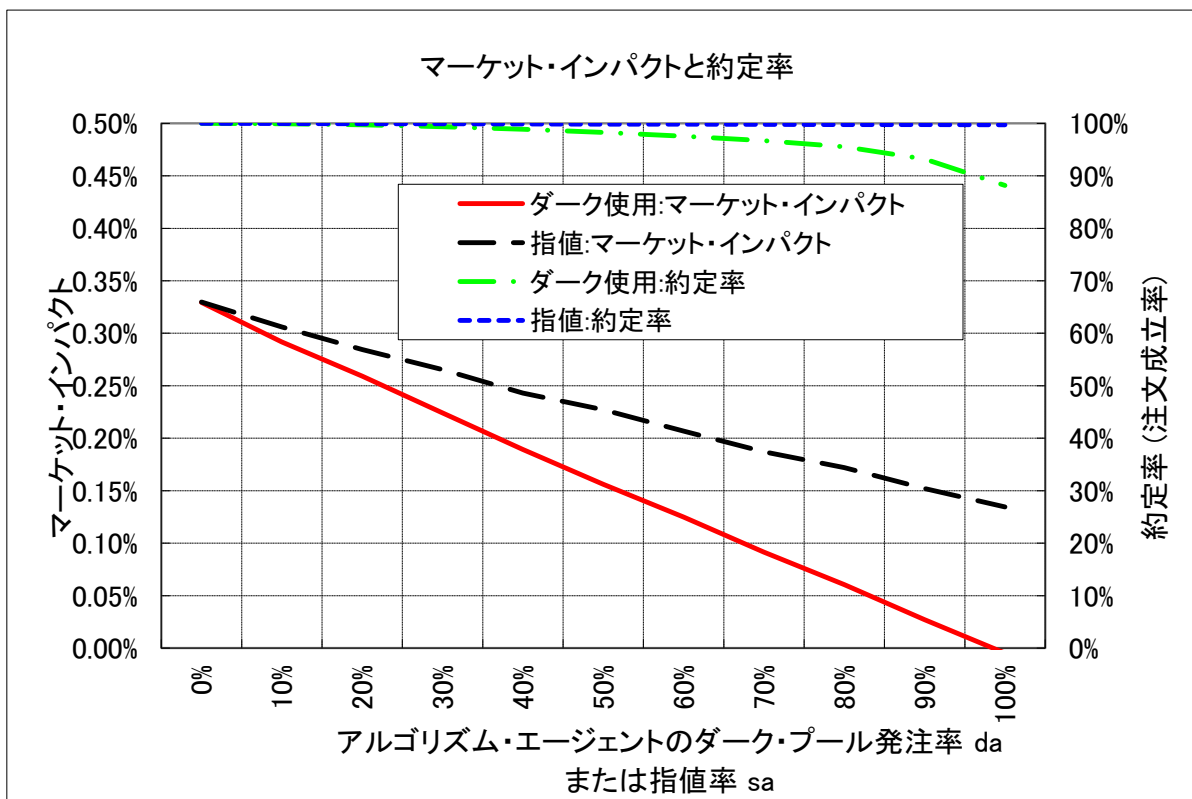


図 10.3 アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の、マーケット・インパクトおよび約定率. $d_n = 30\%$ に固定.

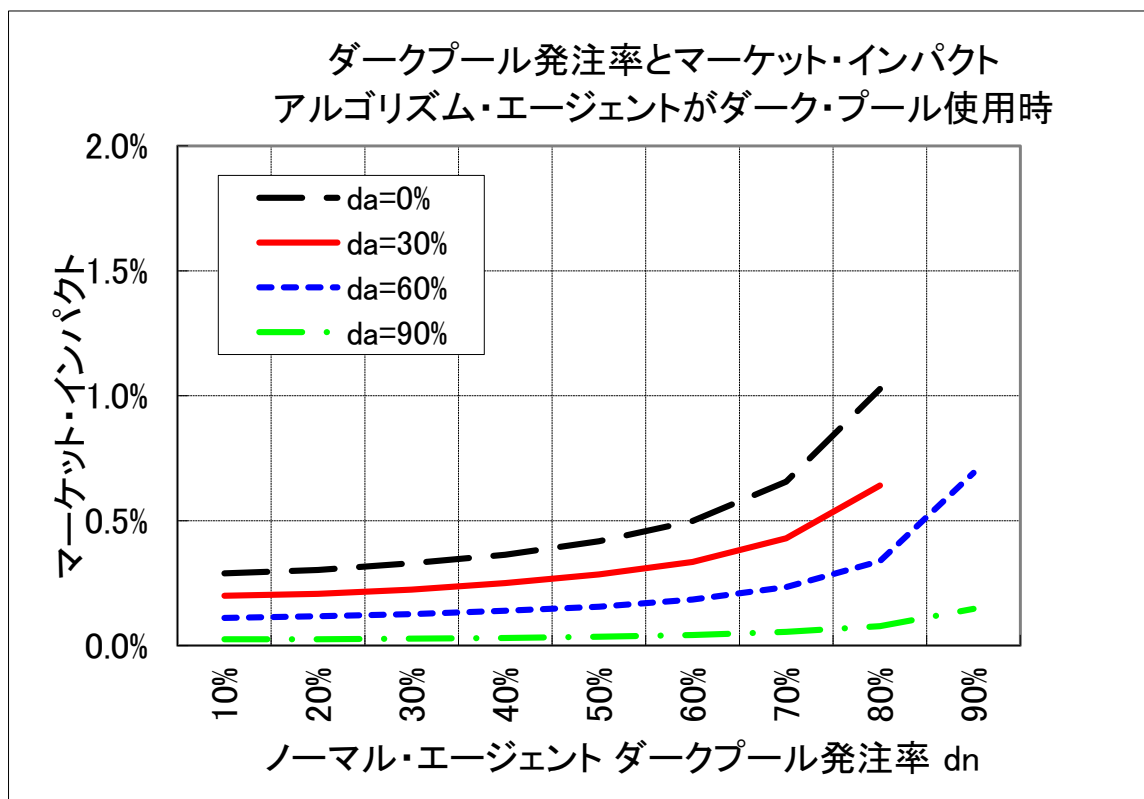


図 10.4 アルゴリズム・エージェントがダーク・プールへの発注を行う場合の、マーケット・インパクトの d_a および d_n 依存性.

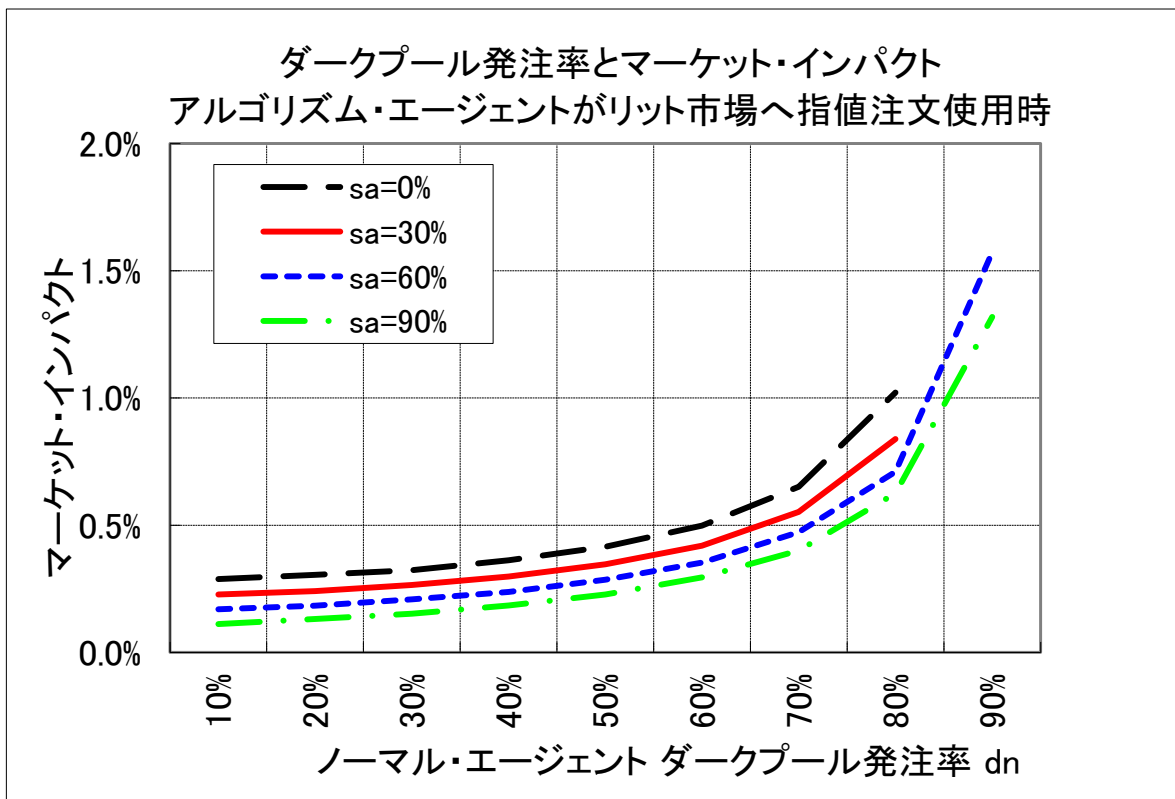


図 10.5 アルゴリズム・エージェントがリット市場へ指値注文を行う場合の、マーケット・インパクトの d_a および d_n 依存性.

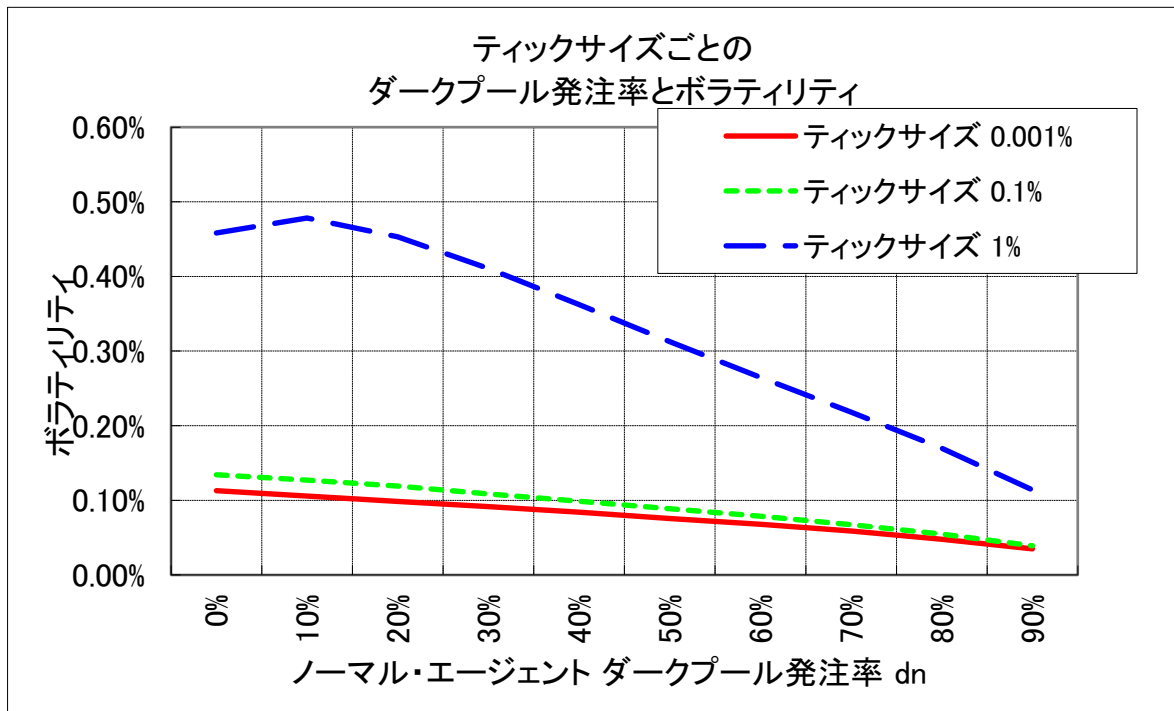


図 10.6 ティック・サイズごと (0.001%, 0.1%, 1%) の, ボラティリティの d_n 依存性.

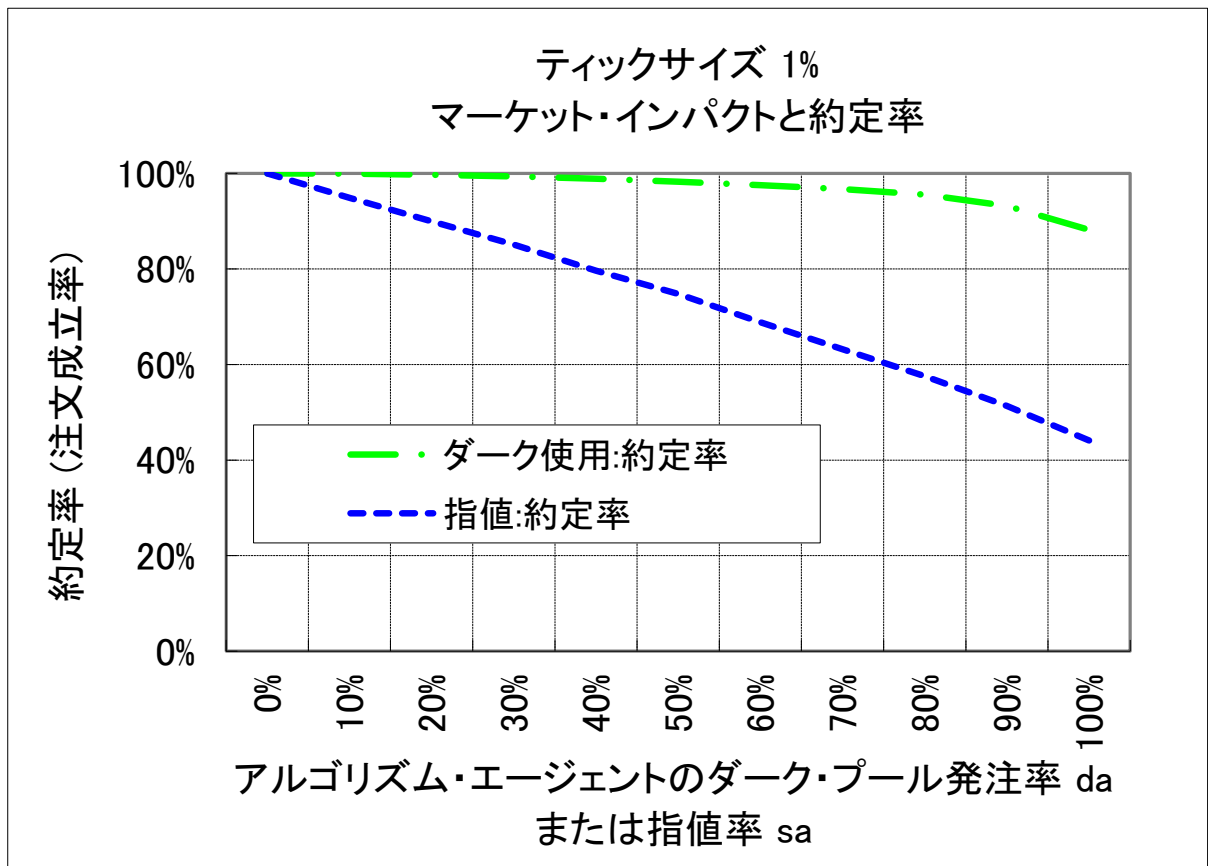


図 10.7 ティック・サイズが1%のときの、アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の約定率. $d_n = 30\%$ に固定.

10.4 まとめ

本章では、第9章と同様に、第5章で述べたベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現し、1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プールが存在するモデルを構築した。この人工市場モデルを用いて、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。

アルゴリズム・エージェントがマーケット・インパクトを与えることを確認し、すべて指値注文であったとしても間接的にマーケット・インパクトを与えることをモデルが再現できた。ダーク・プールへの発注を増やすほどマーケット・インパクトをおさえることが分かった。ただし、ダーク・プールへの比率が多すぎると約定率が少し低下することが分かった。さらに、ノーマル・エージェントがダーク・プールを概ね70%以上と多く使用している状況だと、アルゴリズム・エージェントはそれ以上にダーク・プールを使用しないとマーケット・インパクトを押さえられないことが分かった。

リット市場のティック・サイズが大きい場合、アルゴリズム・エージェントは指値注文によるマーケット・インパクトの回避を行おうとすると約定率が大きく低下することが分かった。この場合でもダーク・プールを用いれば約定率の低下はほとんどなくマーケット・インパクトの低減ができることが分かり、リット市場のティック・サイズが大きいときはよりダーク・プールの有用性が高い可能性を示せた。

以上のように、ある程度までの普及であれば、ダーク・プールは市場を安定化させ、マーケット・インパクトを低減させる効果をもつことが示唆された。普及しすぎた場合にはさまざまな悪影響が示唆されたが、その悪影響がではじめる普及率は70%くらいであり、実際の金融市場での現在のダーク・プールの普及率やヨーロッパでの検討されている売買代金キャップ規制が規制する普及率である10%程度 [Urrutia 13, Bowley 14] より、かなり高い。しかし、デメリットが出始める普及率の定量的な分析は本研究では不十分であり今後の課題である。

結論

本研究では、まず、実際の金融市場で議論されている規制・制度の導入の是非や設計の議論の参考になる分析を行うための人工市場モデルを構築するため、人工市場モデルの設定に関して個別の要因に関する詳細な議論をし、各設定がどのような分析の場合に必要なのかを議論した。そして、これらの議論をうけ、元となるベースモデルを構築した。[Chiarella 02, Chiarella 09]の人工市場モデルをベースに、価格決定メカニズムは現実の規制・制度を実装するため、現実の取引市場を必要な範囲内で忠実に再現し、エージェントは分析目的を果たせる範囲内で、なるべくシンプルなモデルを構築した。決定されたパラメータを用いて、実証分析で得られているファット・テールやボラティリティ・クラスタリングといった代表的なスタイライズド・ファクトが再現できるかどうか、妥当性を検討した結果、妥当なモデルであることが示された。

次に、ベースモデルに学習過程を追加したモデルを用いて、アンダーシュートや誤発注によって引き起こされる金融危機による混乱に対応する規制・制度を議論した。

株式は市場で取引されている価格（市場価格）とは別に、株式を発行する企業自体が持っている実態の価値にもとづいた価格（ファンダメンタル価格）が存在すると考えられている。平常時に相当するファンダメンタル価格が一定の場合と、バブル崩壊時に相当するファンダメンタル価格が急落した場合について、値幅制限と完全空売り規制、およびアップティック・ルールが、平常時とバブル崩壊時に市場の効率性を高めるか、または効率性を下げてしまうのかを検討した。その結果、規制がない場合にバブル崩壊がおこるとファンダメンタル価格よりもさらに価格が下落するというアンダーシュートが発生することが分かった。一方、規制がある場合はアンダーシュートが発生せず市場の効率性が高まることが分かった。しかし、完全空売り規制とアップティック・ルールは平常時に、割高な価格でしか取引されないという副作用をもっていることが分かった。これらを総合すると、値幅制限が平常時の副作用も無く、もっとも市場の効率性を高める可能性があることを示した。さらに、最適な値幅制限のパラメータを議論した。アンダーシュートを防ぎつつ、なるべく早くファンダメンタル価格に到達させる値幅制限のパラメータ条件式、および、新しいファンダメンタル価格に収束する条件式を示した。

大規模誤発注が価格変動に与える影響の分析を分析した。大量の誤発注が短時間に集中する場合と、少量の誤発注が長期にわたる場合を比較すると、総誤発注株数が同一であるならば、両者は同程度の価格下落を導くことが分かった。また、誤発注時の値幅制限の効果を分析した結果、誤発注が続く期間より短い期間の騰落率を制限する値幅制限が有効であることが分かった。

さらに、ベースモデルに細かい修正を加えてマーケット・マイクロ・ストラクチャーを再現したうえで、新しい取引市場の制度がもたらす市場間競争への影響を議論した。

2つの取引市場が存在する場合もモデル化し、ティック・サイズと初期の出来高シェアのみが異なる2つの取引市場がある場合に、どのような条件の場合にシェアが移り変わるのか調べた。取引市場Aのティック・サイズ ΔP_A が、ティック・サイズが十分小さいときの1ティックごとの騰落率の標準偏差、 σ_t 程度より大きい場合、もし取引市場Bのティック・サイズ ΔP_B が ΔP_A より小さければ、 ΔP_A の内側で多くの取引が行われ取引市場Bのみでの取引が多くなり、出来高シェアが取引市場Bに急速に移ることが分かった。一方、 ΔP_A が $1/10\sigma_t$ 程度より小さい場合は、 ΔP_B がいくら小さくても、 ΔP_A をまたぐ取引が多いので、取引市場Bだけで取引されることは多くはならず、出来高シェアはほとんど動かないことが分かった。また、実証分析も行い、シミュレーション結果との比較も行った。これらの分析は、そもそも取引市場が導入すべきティック・サイズはどれくらいなのかという定量的な議論を、初めて可能としたと考えられる。

1つのリット市場（注文情報が公開されている通常の市場）と1つのダーク・プール（他の投資家に自分の注文を見せる必要がない取引市場）が存在するモデルを構築し、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。アルゴリズム・エージェントがマーケット・インパクト（大量の売買を行う投資家が自らの大量の売買注文によって市場価格を変動させてしまうこと）を与えることを確認し、すべて指値注文であったとしても間接的にマーケット・インパクトを与えることをモデルが再現できた。ダーク・プールへの発注を増やすほどマーケット・インパクトをおさえることが分かった。さらに、ノーマル・エージェントがダーク・プールを多く使用している状況だと、アルゴリズム・エージェントはそれ以上にダーク・プールを使用しないとマーケット・インパクトを押さえられないことが分かった。このように、ある程度までの普及であれば、ダーク・プールは市場を安定化させ、マーケット・インパクトを低減させる効果をもつことが示唆されたが、普及しすぎた場合にはさまざまな悪影響があることも示唆された。

最後に、本研究が分析を行った金融市場の規制・制度のうち、実際に変更が行われた事例をあげる。

金融庁は2013年3月7日に空売り規制の緩和を発表し、アップティック・ルールの常時適用をやめ、価格が大幅に下落した場合のみに限定的に適用するという、トリガー式に移行することを検討することを発表した [金融庁 13b]。先に述べたように、アップティッ

ク・ルールは本研究や本研究に関する発表実績 [水田 13b, Mizuta 13e] が金融市場に悪影響を及ぼすと述べていたものである。その後、2013年11月5日より、実際に、アップティック・ルールはトリガー式へ移行し、常時適用は終了した [金融庁 13a]。

また、東京証券取引所は2013年3月26日に呼び値の刻みを段階的に細かくすることを発表した [JPX 13]。先に述べたように、大きすぎる呼び値の刻みは本研究や本研究に関する発表実績 [水田 13c, Mizuta 13d] が価格形成に悪影響を及ぼし、他市場へ取引が流出する原因となり得ると述べていたものである。その後、2014年1月14日に、第1弾として一部の銘柄の呼び値の刻みが細かくなり、以後も段階的に呼び値の刻みが細くなる予定とされている [東証 13]。

謝辞

本論文を作成するにあたり、多くの方々にお世話になりました。ここに深く感謝いたします。指導教官の和泉潔准教授には、博士課程在籍中の3年間のみならず、共同研究を始めた在籍前より、熱心なご指導、多くの有益なご助言をいただきました。心より感謝いたします。昨年度まで同じ研究室の先生であった吉村忍教授には、有益で深い議論とご助言をいただきました。心より感謝いたします。博士課程在籍前はもとより在籍中も勉強会などで多くの有益なご助言をいただき、そして、本論文の審査をしていただいた、鳥海不二夫准教授に心より感謝いたします。大橋弘忠教授、新領域創成科学研究科人間環境学専攻の奥田洋司教授、早稲田大学政治経済学部経済学科の山本竜市准教授には、本論文の審査と多くの有益な助言をいただき、心より感謝いたします。

和泉研究室に在籍され、人工市場シミュレーションという同じ研究手法を用いた研究であった、川久保佐記さん、王祁さん、叶小舟さん、草田裕紀さん、および、同じ共同研究先に何度もご一緒させていただいた宮崎文吾さん、および、和泉研究室の皆様、吉村研究室の皆様には、本当に多くの有益な議論をいただき、心より感謝いたします。

本論文の一部は、科学技術振興機構 CREST 研究領域「ポストペタスケール高性能計算に資するシステムソフトウェア技術の創出」の研究課題「超大並列計算機による社会現象シミュレーションの管理・実行フレームワーク」の支援を受けています。ここに感謝の意を表します。

共同研究をさせていただき、実務上の観点から多くの有益なご助言をいただいた、株式会社大阪取引所 IT 推進室の早川聡さん、日本取引所グループ JPX ファイナンス研究会の皆様、野村證券株式会社エグゼキューション・サービス部の小杉信太郎さん、楠本拓矢さん、松本渉さん、および、野村證券株式会社エグゼキューション・サービス部の皆様に心より感謝いたします。

以前より共同研究者として多くの有益なご助言をいただいた、神奈川工科大学情報学部情報工学科の八木勲准教授に心より感謝いたします。

私はスパークス・アセット・マネジメント株式会社で働きながら博士課程へ在学しました。博士課程に進むにあたり、快く承諾してくださった、同社の阿部修平社長、藤井幹雄

副社長，藤村忠弘運用調査本部長，金融市場の定量分析について議論をいただいた，リスク管理やクオンツ分析を共にした皆様，そしてすべての同僚の皆様は心より感謝します。仕事で培った実務の知識・技能が，本論文で重要な役割を果たしたことは言うまでもありません。また，阿部修平社長からはご自身が過去一緒に働いたことがある，ジョージ・ソロス氏の話も多く伺う機会があり，それをきっかけに，[Soros 03] を熟読するにいたりました。ジョージ・ソロス氏の自己強化プロセスの議論から，それまでの人工市場研究で重要でないという結論に達しそうであった投資家の学習過程が，市場の重要な特性を再現するのに必要であるという着想を得ました。その分析は本論文の重要な部分となっています。そして，ジョージ・ソロス氏が師と仰いでいたカール・ポパー氏の書籍 [Popper 63] からは，特に“白いカラス”の深い議論（後にナシーム・タレブ氏が [Taleb 10] で“ブラック・スワン”とよんだ議論）から，科学的な議論とは何なのかを学びました。これは他の研究手法との比較において重要な基礎となっただけでなく，科学的に議論するとはどういうことなのか，科学的でない議論が如何に問題であるかを学びました。

本論文は，安定した金融市場を作るためにどのような規制・制度にすればよいかを科学的に議論したい，という動機で研究が始まりました。いわゆるリーマン・ショックが発生した2008年，私は株式会社日本マンパワーが開講していた中小企業診断士登録養成課程に通っていました。企業診断研修では，本来他の産業の支えとなる重要な黒子である金融が，率先して他の産業の足を引っ張っているかのような状況を目の前で見たことにより，金融に身をおく人間として責任を感じたことが，本論文の出発点となっています。この登録養成課程でご指導いただいた先生方，多くの議論をしていただいた学生の皆様，そして，卒業後の中小企業診断士協会の研究会などで，そもそも金融とは何なのかなどを深く議論いただいた中小企業診断士の方々に，心より感謝いたします。

本論文では，シミュレーションからメカニズムを解明するという知識獲得に重点を置いた研究を行いました。このような志向でシミュレーションを用いるということを知りその基礎的な技術を身につけたのは，東京大学大学院理学系研究科修士課程および，学部である気象大学校に在籍した時代でした。この時代にご指導いただいた，東京大学大学院理学系研究科地球惑星科学専攻の星野真弘教授，気象大学校の藤田茂教授，および，この時代にお世話になった先生方，共に学んだ学生の皆様に，心より感謝いたします。

最後に，家族に深く感謝申し上げます。母は，私が6歳のとき，どの小学校に行くかですら一人で決めさせてくれるほど，私の決断をいつも尊重してくれます。企業で働きながら博士課程に通うという決断を尊重してくれた母に心より感謝いたします。そして，20年前に他界した父も本論文の完成をきっと喜んでいると思います。2年半前，博士課程入学後まもなく生まれた娘は走り回ったり言葉をしゃべったりできるようになりました。まだ首も据わっていなかった生まれたてのころと比べて，とてつもない成長です。私は娘の急激な成長に負けにくいぐらいの成長をと，この3年間がんばることができました。娘に

は深く感謝したいと思います。そして妻は、何をやっているのか良くわからなかったであろう私の挑戦に、何も言わずに応援してくれました。妻の支えがなければ、本論文の完成は無かったです。心より深く感謝いたします。

平成 26 年 8 月
東京都港区の自宅にて
水田孝信

参考文献

- [Adhami 10] Adhami, A. A.: A Multi Agent System for Real Time Adaptive Smart Order Routing in Non-Displayed Financial Venues (Dark Pools), *School of Informatics University of Edinburgh* (2010)
- [Allen 90] Allen, H. and Taylor, M.: Charts, noise and fundamentals in the London foreign exchange market, *The Economic Journal*, Vol. 100, No. 400, pp. 49–59 (1990)
- [Allen 06] Allen, F., Morris, S., and Shin, H.: Beauty contests and iterated expectations in asset markets, *Review of Financial Studies*, Vol. 19, No. 3, pp. 719–752 (2006)
- [Arthur 91] Arthur, W., Durlauf, S., Lane, D., and Program, S. E.: *Money and Financial Markets*, pp. 354–368, Blackwell, Cambridge (1991)
- [Arthur 97] Arthur, W., Durlauf, S., Lane, D., and Program, S. E.: *Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market*, *The economy as an evolving complex system II*, pp. 15–44, Addison-Wesley Reading, MA (1997)
- [Benou 03] Benou, G. and Richie, N.: The reversal of large stock price declines: The case of large firms, *Journal of Economics and Finance*, Vol. 27, No. 1, pp. 19–38 (2003)
- [Bessembinder 03] Bessembinder, H.: Trade execution costs and market quality after decimalization, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 38, No. 04, pp. 747–777 (2003)
- [Bollerslev 86] Bollerslev, T.: Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of econometrics*, Vol. 31, No. 3, pp. 307–327 (1986)
- [Bowley 14] Bowley, A.: Agreement of MiFID II Reforms, http://www.itg.com/marketing/ITG_Blotter_JP_Urrutia_MiFID_Review_20130607.pdf (2014)
- [Bradford 90] Bradford, J., Shleifer, A., Summers, L., and Waldmann, R.: Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation, *The Jour-*

- nal of Finance*, Vol. 45, No. 2, pp. 379–395 (1990)
- [Bremer 91] Bremer, M. and Sweeney, R.: The Reversal of Large Stock-Price Decreases, *Journal of Finance*, Vol. 46, No. 2, pp. 747–754 (1991)
- [Bremer 97] Bremer, M., Hiraki, T., and Sweeney, R.: Predictable patterns after large stock price changes on the Tokyo Stock Exchange, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 32, No. 03, pp. 345–365 (1997)
- [Brock 98] Brock, W. A. and Hommes, C. H.: Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model, *Journal of Economic dynamics and Control*, Vol. 22, No. 8-9, pp. 1235–1274 (1998)
- [Carhart 97] Carhart, M. M.: On persistence of mutual fund performance, *Journal of Finance*, Vol. 52, No. 1, pp. 57–82 (1997)
- [CFTC 10] Commodity Futures Trading Commission, and Securities Exchange Commission,, : Findings Regarding the Market Events of May 6, 2010, *Report of the Staffs of the CFTC and SEC to the Joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues. Retrieved May*, Vol. 10, p. 2012 (2010)
- [Chakravarty 04] Chakravarty, S., Wood, R. A., and Van Ness, R. A.: Decimals and Liquidity: A Study of the NYSE, *Journal of Financial Research*, Vol. 27, No. 1, pp. 75–94 (2004)
- [Chan 98] Chan, K., McQueen, G., and Thorley, S.: Are there rational speculative bubbles in Asian stock markets?, *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 6, No. 1-2, pp. 125–151 (1998)
- [Chan 01] Chan, L. K., Lakonishok, J., and Sougiannis, T.: The stock market valuation of research and development expenditures, *The Journal of Finance*, Vol. 56, No. 6, pp. 2431–2456 (2001)
- [Chen 12] Chen, S.-H., Chang, C.-L., and Du, Y.-R.: Agent-based economic models and econometrics, *Knowledge Engineering Review*, Vol. 27, No. 2, pp. 187–219 (2012)
- [Chiarella 02] Chiarella, C. and Iori, G.: A simulation analysis of the microstructure of double auction markets, *Quantitative Finance*, Vol. 2, No. 5, pp. 346–353 (2002)
- [Chiarella 09] Chiarella, C., Iori, G., and Perelló, J.: The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 33, No. 3, pp. 525–537 (2009)
- [Choudhry 13] Choudhry, M.: *An Introduction to Value-at-risk*, John Wiley & Sons (2013)
- [Chung 04] Chung, K. H., Chuwonganant, C., and McCormick, D. T.: Order prefer-

- encing and market quality on NASDAQ before and after decimalization, *Journal of Financial Economics*, Vol. 71, No. 3, pp. 581–612 (2004)
- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236 (2001)
- [Cristelli 14] Cristelli, M.: *Complexity in Financial Markets, Modeling Psychological Behavior in Agent-Based Models and Order Book Models*, Springer (2014)
- [CS 13] Japan, C. S. A.: AES University New Tools in a New Terrain (2013)
- [Darley 07] Darley, V. and Outkin, A. V.: *Nasdaq Market Simulation: Insights on a Major Market from the Science of Complex Adaptive Systems*, World Scientific Publishing Co., Inc. (2007)
- [出口 09] 出口弘, 木嶋恭一: エージェントベースの社会システム科学宣言—地球社会のリベラルアーツめざして (2009)
- [EC 10] European Commission And others.: Public Consultation Review of the Markets in Financial Instruments Directive (MiFID), *Consultation Report*, Vol. 8, (2010)
- [Fama 92] Fama, E. F. and French, K. R.: The cross-section of expected stock returns, *the Journal of Finance*, Vol. 47, No. 2, pp. 427–465 (1992)
- [Frankel 90] Frankel, J. and Froot, K.: Chartists, fundamentalists, and trading in the foreign exchange market, *The American Economic Review*, Vol. 80, No. 2, pp. 181–185 (1990)
- [Friedman 53] Friedman, M.: The case for flexible exchange rates (1953)
- [Friedman 93] Friedman, D.: The double auction market institution: A survey, *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*, pp. 3–25 (1993)
- [深見 12] 深見 泰孝: 新たな段階に入った欧州の取引所間競争, *証券レビュー*, Vol. 52, No. 10, pp. 135–152 (2012)
- [GS 13] Goldman Sachs India, : Features list of the systems for smart order routing and the applicable terms and conditions, <http://www.goldmansachs.com/worldwide/india/disclosures-docs/sor-terms-conds.pdf> (2013)
- [Gsell 09] Gsell, M.: Assessing the impact of algorithmic trading on markets: a simulation approach (2009)
- [橋本 08] 橋本 文彦: 人は、過去の株価時系列にどのような未来を投影するのか?, 第1回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2008)
- [平木 12] 平木一浩, 福永一郎: 最近の VIX (恐怖指数) と各国金融市場のボラティリティ指標, *日銀レビュー*, Vol. 2, (2012)
- [Hirota 07] Hirota, S. and Sunder, S.: Price bubbles sans dividend anchors: Evi-

- dence from laboratory stock markets, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 31, No. 6, pp. 1875–1909 (2007)
- [広田 09] 広田 真一：バブルはなぜ起こるのか？－ファイナンス理論からの考察－，証券アナリストジャーナル，Vol. 47, No. 5, pp. 6–15 (2009)
- [Hommes 07] Hommes, C.: Bounded rationality and learning in complex markets, *CeNDEF Working Paper Universiteit van Amsterdam*, Vol. 7, (2007)
- [井上 07] 井上 武：米国株式市場間競争のもう一つの側面，野村資本市場クォーターリー，冬号，pp. 123–135 (2007)
- [井上 09] 井上 武：新たな段階に入った欧州の取引所間競争，野村資本市場クォーターリー，冬号，pp. 178–195 (2009)
- [岩澤 11] 岩澤 誠一郎，内山 朋規：海外投資家・個人投資家の投資行動と日本株の「ボラティリティ・アノマリー」，第5回行動経済学会 (2011)
- [Izumi 96] Izumi, K. and Okatsu, T.: An artificial market analysis of exchange rate dynamics, *Evolutionary Programming V*, pp. 27–36 (1996)
- [Izumi 99] Izumi, K. and Ueda, K.: Analysis of dealers' processing financial news based on an artificial market approach, *Journal of Computational Intelligence in Finance*, Vol. 7, pp. 23–33 (1999)
- [和泉 03] 和泉 潔：人工市場：市場分析の複雑系アプローチ，森北出版 (2003)
- [和泉 12a] 和泉 潔：可能世界ブラウザ：マッシュブデータ解析とエージェントシミュレーション，第26回人工知能学会全国大会論文集人工知能学会 (2012)
- [和泉 12b] 和泉 潔：第3章 金融市場－人工市場の観点から，杉原 正顯（編），計算と社会 (岩波講座 計算科学 第6巻)，岩波書店 (2012)
- [Johnson 10] Johnson, B.: *Algorithmic Trading & DMA: An introduction to direct access trading strategies*, 4Myeloma Press (2010)
- [JPX 13] 日本取引所グループ：中期経営計画 (2013年度 - 2015年度)，<http://www.jpx.co.jp/investor-relations/management-information/midterm-business-plan.html> (2013)
- [Kahneman 79] Kahneman, D. and Tversky, A.: Prospect theory: An analysis of decision under risk, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 263–291 (1979)
- [Kawakubo 13] Kawakubo, S., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Impact of delta hedging on underlying market: Multi-agent model approach, *Joint Agent Workshops and Symposium 2013* (2013)
- [金融庁 13a] 金融庁：「金融商品取引法施行令の一部を改正する政令（案）」等に対するパブリックコメントの結果等について，<http://www.fsa.go.jp/news/25/syouken/>

- 20130821-3.html (2013)
- [金融庁 13b] 金融庁：空売り規制の総合的な見直しについて（案），<http://www.fsa.go.jp/news/24/syouken/20130307-1.html> (2013)
- [北野 93] 北野宏明：遺伝的アルゴリズム：1，産業図書 (1993)
- [Kobayashi 11] Kobayashi, S. and Hashimoto, T.: Benefits and Limits of Circuit Breaker: Institutional Design Using Artificial Futures Market, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 2, pp. 355–372 (2011)
- [Kumar 09] Kumar, A.: Who gambles in the stock market?, *The Journal of Finance*, Vol. 64, No. 4, pp. 1889–1933 (2009)
- [草田 14] 草田 裕紀, 水田 孝信, 早川 聡, 和泉 潔, 吉村 忍：人工市場シミュレーションを用いたマーケットメーカーのスプレッドが市場出来高に与える影響の分析, JPX ワーキング・ペーパー, No. 5, 日本取引所グループ (2014)
- [LeBaron 06] LeBaron, B.: Agent-based computational finance, *Handbook of computational economics*, Vol. 2, pp. 1187–1233 (2006)
- [Lev 96] Lev, B. and Sougiannis, T.: The capitalization, amortization, and value-relevance of R&D, *Journal of accounting and economics*, Vol. 21, No. 1, pp. 107–138 (1996)
- [Lintner 65] Lintner, J.: The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets, *The review of economics and statistics*, Vol. 47, No. 1, pp. 13–37 (1965)
- [Lux 99] Lux, T. and Marchesi, M.: Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market, *Nature*, Vol. 397, No. February, pp. 498–500 (1999)
- [Malkiel 70] Malkiel, B. G. and Fama, E. F.: Efficient Capital Markets: A Review Of Theory And Empirical Work, *The journal of Finance*, Vol. 25, No. 2, pp. 383–417 (1970)
- [Mandelbrot 63] Mandelbrot, B.: The variation of certain speculative prices, *The journal of business*, Vol. 36, No. 4, pp. 394–419 (1963)
- [Mandelbrot 72] Mandelbrot, B.: *Statistical Methodology for Nonperiodic Cycles: From the Covariance to R/S Analysis*, *Annals of Economic and Social Measurement*, Vol. 1, pp. 259–290, National Bureau of Economic Research, Inc (1972)
- [Markowitz 52] Markowitz, H.: Portfolio selection*, *The journal of finance*, Vol. 7, No. 1, pp. 77–91 (1952)
- [McQueen 94] McQueen, G. and Thorley, S.: Bubbles, stock returns, and duration dependence, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 29, No. 3 (1994)
- [Menkhoff 07] Menkhoff, L. and Taylor, M.: The obstinate passion of foreign exchange

- professionals: technical analysis, *Journal of Economic Literature*, Vol. 45, No. 4, pp. 936–972 (2007)
- [宮崎 13] 宮崎 文吾, 和泉 潔, 鳥海 不二夫, 高橋 諒: 混合ガウスモデルを用いた市場注文状況の変化の検出, *JPX ワーキング・ペーパー*, No. 3, 日本取引所グループ (2013)
- [水田 12a] 水田 孝信: 金融市場における最新情報技術: 1. 金融の役割と情報化の進展-市場の高速化と課題-, *情報処理*, Vol. 53, No. 9, pp. 892–897 (2012)
- [水田 12b] 水田 孝信, 八木 勲, 和泉 潔: 現実の価格決定メカニズムを考慮した人工市場の設定評価手法の開発, *人工知能学会論文誌*, Vol. 27, No. 6, pp. 320–327 (2012)
- [水田 13a] 水田 孝信, 和泉 潔, 八木 勲, 吉村 忍: 人工市場を用いた大規模誤発注による市場混乱を防ぐ制度・規制の検証 ～トリガー式アップティック・ルールを中心に～, 第 11 回金融情報学研究会, Vol. 11, pp. 1–6 (2013)
- [水田 13b] 水田 孝信, 和泉 潔, 八木 勲, 吉村 忍: 人工市場を用いた値幅制限・空売り規制・アップティックルールの検証と最適な制度の設計, *電気学会論文誌 論文誌 C*, Vol. 133, No. 9, pp. 1694–1700 (2013)
- [水田 13c] 水田 孝信, 早川 聡, 和泉 潔, 吉村 忍: 人工市場シミュレーションを用いた取引市場間におけるティックサイズと取引量の関係性分析, *JPX ワーキング・ペーパー*, No. 2, 日本取引所グループ (2013)
- [Mizuta 13d] Mizuta, T., Hayakawa, S., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Simulation Study on Effects of Tick Size Difference in Stock Markets Competition, in *International Workshop on Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems 2013*, pp. 235–246 (2013)
- [Mizuta 13e] Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., and Yoshimura, S.: Design of Financial Market Regulations against Large Price Fluctuations using by Artificial Market Simulations, *Journal of Mathematical Finance*, Vol. 3, No. 2A, pp. 15–22 (2013)
- [Mizuta 13f] Mizuta, T., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Price Variation Limits and Financial Market Bubbles: Artificial Market Simulations with Agents' Learning Process, *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, Computational Intelligence for Financial Engineering and Economics (CIFEr)*, pp. 1–7 (2013)
- [水田 14a] 水田 孝信, 小杉 信太郎, 楠本 拓矢, 松本 渉, 和泉 潔, 吉村 忍: ダーク・プールは金融市場を安定化しマーケット・インパクトを低減させるか?～人工市場シミュレーションを用いた検証～, 第 12 回金融情報学研究会, Vol. 12, (2014)
- [Mizuta 14b] Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., and Yoshimura, S.: Regulations' Effectiveness for Market Turbulence by Large Mistaken Orders using Multi Agent Simulation, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2014 IEEE Conference on*, pp. 138–143 (2014)

- [Mizuta 14c] Mizuta, T., Kosugi, S., Kusumoto, T., Matsumoto, W., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Do Dark Pools make Markets Stable and Reduce Market Impacts? ~ Investigations using Multi Agent Simulations ~, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2014 IEEE Conference on*, pp. 71–76 (2014)
- [Mo 13] Mo, S. Y. K. and Yang, M. P. S. Y.: A Study of Dark Pool Trading using an Agent-based Model, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence on*, pp. 19–26 (2013)
- [Nakada 13] Nakada, T. and Takadama, K.: Analysis on the number of XCS agents in agent-based computational finance, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2013 IEEE Conference on*, pp. 8–13 (2013)
- [中山 13] 中山 興, 藤井 崇史: 株式市場における高速・高頻度取引の影響, 日銀レビュー, Vol. 2, (2013)
- [NHK 12] NHK, : マネー資本主義—暴走から崩壊への真相—, 新潮文庫 (2012)
- [NICM 08] 野村資本市場研究所: サプライム問題に端を発する金融危機の全貌, 資本市場クォーターリー秋号付属資料 (2008)
- [Oesch 14] Oesch, C.: An Agent-Based Model for Market Impact, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2014 IEEE Conference on*, pp. 17–24 (2014)
- [Ohi 11] Ohi, T., Hashimoto, Y., Chen, Y., and Ohashi, H.: Simulation of Futures and Spot Markets by Using an Agent-Based Multi-Market Model, *JACIII*, Vol. 15, No. 2, pp. 204–211 (2011)
- [大井 13] 大井 朋子: エージェントシミュレーションを用いた「価格規制」と「ネイキッド・ショート・セリングの禁止」の有効性の検証, 金融庁金融研究センター FSA リサーチ・レビュー, Vol. 7, (2013)
- [Ohlson 95] Ohlson, J. A.: Earnings, book values, and dividends in equity valuation*, *Contemporary accounting research*, Vol. 11, No. 2, pp. 661–687 (1995)
- [太田 11] 太田 亘, 宇野 淳, 竹原 均: 株式市場の流動性と投資家行動—マーケット・マイクロストラクチャー理論と実証, 中央経済社 (2011)
- [大崎 12] 大崎 貞和: 期待される PTS 利用の拡大, 金融 IT フォーカス, 9月号, pp. 8–9 (2012)
- [Osler 03] Osler, C.: Currency orders and exchange rate dynamics: an explanation for the predictive success of technical analysis, *The Journal of Finance*, Vol. 58, No. 5, pp. 1791–1820 (2003)

- [大墳 12] 大墳 剛士：東証市場における空売りの実態及び空売り規制の影響，東証ワーキングペーパー，No. 1，東京証券取引所 (2012)
- [Palmer 94] Palmer, R., Brian Arthur, W., Holland, J., LeBaron, B., and Tayler, P.: Artificial economic life: a simple model of a stockmarket, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Vol. 75, No. 1-3, pp. 264–274 (1994)
- [Popper 63] Popper, K. R.: *Conjectures and refutations*, Vol. 28, Routledge & Kegan Paul London (1963)
- [RC 12] 実世界とエージェントシミュレーション協同研究委員会：実世界とエージェントシミュレーション，http://www.bookpark.ne.jp/cm/ieej/detail.asp?content_id=IEEJ-GH1262-PRT (2012)
- [Sato 12] Sato, A.-H.: Segmentation analysis on a multivariate time series of the foreign exchange rates, *arXiv preprint arXiv:1205.0336* (2012)
- [SEC 10] Securities and Exchange Commission and others.: Concept release on equity market structure, *Federal Register*, Vol. 75, No. 13, pp. 3594–3614 (2010)
- [Sewell 06] Sewell, M.: Characterization of Financial Time Series, <http://finance.martinsewell.com/stylized-facts/> (2006)
- [Sharpe 64] Sharpe, W. F.: CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK*, *The journal of finance*, Vol. 19, No. 3, pp. 425–442 (1964)
- [Shiller 00] Shiller, R.: *Irrational exuberance*, Wiley Online Library (2000)
- [Shiller 02] Shiller, R.: Bubbles, human judgment, and expert opinion, *Financial Analysts Journal*, pp. 18–26 (2002)
- [清水 13] 清水 葉子：HFT, PTS, ダークプールの諸外国における動向～欧米での証券市場間の競争や技術革新に関する考察～，金融庁金融研究センター ディスカッションペーパー (2013)
- [Soros 03] Soros, G.: *The alchemy of finance*, Wiley (2003)
- [杉原 10] 杉原 慶彦：取引コストの削減を巡る市場参加者の取組み：アルゴリズム取引と代替市場の活用，日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー・シリーズ，No. J-26 (2010)
- [高田 09] 高田 悠矢，橋本 康弘，陳 ヨ，大橋 弘忠：金融市場のモデル化と空売り規制の効果についてエージェントベースシミュレーションによるアプローチ，システム創成学 第二回学術講演会 リソースの創成と流動，Vol. 2, pp. 56–60 (2009)
- [Taleb 10] Taleb, N. N.: *The Black Swan.: The Impact of the Highly Improbable Fragility*, Random House Digital, Inc. (2010)
- [Thurner 12] Thurner, S., Farmer, J., and Geanakoplos, J.: Leverage causes fat tails

- and clustered volatility, *Quantitative Finance*, Vol. 12, No. 5, pp. 695–707 (2012)
- [東証 09] 東京証券取引所：arrowhead 稼働時における売買制度の見直し, <http://www.tse.or.jp/rules/stock/arrowhead/trading.html> (2009)
- [東証 10] 東京証券取引所：arrowhead(東証株式売買システム) の (1)IT Japan Award2010 経済産業大臣賞 (グランプリ) 受賞及び (2)arrowhead 稼働後 6 ヶ月の運転状況について, <http://www.tse.or.jp/news/30/b7gje6000000rmw5-att/b7gje6000000rrr5.pdf> (2010)
- [東証 11] 東京証券取引所：東京証券取引所 2011 年 9 月 27 日記者会見要旨 (2011)
- [東証 12] 東京証券取引所：東証公式株式サポーター 株式取引編 第 5 版 (2012)
- [東証 13] 東京証券取引所：呼値の単位の段階的な適正化に伴う業務規程等の一部改正について, <http://www.tse.or.jp/rules/regulations/b7gje6000000myd3-att/b7gje60000003usxk.pdf> (2013)
- [TSE 13] TokyoStockExchange, : Guide to TSE Trading Methodology, http://www.tse.or.jp/about/books/b7gje60000004q31-att/trading_methodology.pdf (2012)
- [宇野 12] 宇野 淳：株式取引の市場間競争 —上場株取引の市場分散と価格形成—, 証券アナリストジャーナル, Vol. 50, No. 9, pp. 6–16 (2012)
- [Urrutia 13] Urrutia, J. P.: Progress in the MiFiD review: Stocktaking at the End of the Irish Presidency of the European Council, http://www.itg.com/marketing/ITG_Blotter_JP_Urrutia_MiFID_Review_20130607.pdf (2013)
- [Wang 13] Wang, C., Izumi, K., Mizuta, T., and Yoshimura, S.: Investigating the Impact of Trading Frequencies of Market Makers: a Multi-agent Simulation Approach, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol. 6, No. 3 (2013)
- [Westerhoff 08] Westerhoff, F.: The use of agent-based financial market models to test the effectiveness of regulatory policies, *Jahrbucher Fur Nationalokonomie Und Statistik*, Vol. 228, No. 2, p. 195 (2008)
- [Yagi 10] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Effectiveness of Short-selling Regulation using Artificial Markets, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 1, pp. 113–132 (2010)
- [八木 11a] 八木 勲, 水田 孝信, 和泉 潔：人工市場を利用した空売り規制が与える株式市場への影響分析, 人工知能学会論文誌, Vol. 26, No. 1, pp. 208–216 (2011)
- [Yagi 11b] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Market Impact of Short-Selling Regulation Using Artificial Markets, in Bai, Q. and Fukuta, N. eds., *Advances in Practical Multi-Agent Systems*, Vol. 325 of *Studies in Computational*

- Intelligence*, pp. 217–231, Springer Berlin Heidelberg (2011)
- [八木 12a] 八木 勲, 水田 孝信, 和泉 潔: 人工市場を用いた市場暴落後における反発メカニズムの分析, *情報処理学会論文誌*, Vol. 53, No. 11, pp. 2388–2398 (2012)
- [Yagi 12b] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A study on the reversal mechanism for large stock price declines using artificial markets, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFER), 2012 IEEE Conference on*, pp. 1–7 (2012)
- [Yamada 09] Yamada, K., Takayasu, H., Ito, T., and Takayasu, M.: Solvable stochastic dealer models for financial markets, *Physical Review E*, Vol. 79, No. 5, p. 051120 (2009)
- [山田 11] 山田 健太, 高安 秀樹, 高安 美佐子: 経済物理学的手法を用いたエージェントベースモデルによる金融市場のモデル化と応用, 第 6 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2011)
- [山田 13] 山田 隆志: 社会シミュレーション手法による金融市場制度研究, *計測と制御*, Vol. 52, No. 7, pp. 635–640 (2013)
- [山本 11] 山本 竜市, 平田 英明: 日本の株式市場における戦略の切り替えの実証分析, 第 5 回行動経済学会プロシーディングス, 行動経済学会 (2011)
- [Yamamoto 13] Yamamoto, R. and Hirata, H.: Strategy switching in the Japanese stock market, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 37, No. 10, pp. 2010–2022 (2013)
- [Ye 12] Ye, M.: Price manipulation, price discovery and transaction costs in the crossing network, *Price Discovery and Transaction Costs in the Crossing Network (March 14, 2012)* (2012)
- [叶 13] 叶 小舟, 和泉 潔, 吉村 忍: 価格単位と高頻度取引が取引戦略の収益に及ぼす影響の分析, 第 11 回金融情報学研究会, Vol. 11, (2013)
- [叶 14] 叶 小舟: 価格単位と高頻度取引が取引戦略の収益に及ぼす影響の分析, 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻修士論文 (2014)
- [Yeh 10] Yeh, C. and Yang, C.: Examining the effectiveness of price limits in an artificial stock market, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 34, No. 10, pp. 2089–2108 (2010)
- [湯浅 13] 湯浅辰丸, 鳥海不二夫, 平山高嗣, 榎堀優, 間瀬健二: 戦略学習が GARCH 効果に及ぼす影響のシミュレーションと分析, *電気学会論文誌 論文誌 C*, Vol. 133, No. 9, pp. 1717–1728 (2013)
- [Zhao 06] Zhao, X. and Chung, K. H.: Decimal Pricing and Information-Based Trading: Tick Size and Informational Efficiency of Asset Price, *Journal of Business*

Finance & Accounting, Vol. 33, No. 5-6, pp. 753–766 (2006)

[Zhu 13] Zhu, H.: Do dark pools harm price discovery?, *Review of Financial Studies*, p. hht078 (2013)