



日本取引所グループ
JAPAN EXCHANGE GROUP

JPX WORKING PAPER

JPXワーキング・ペーパー

人工市場を用いた金融市場流動性に
影響を与える要因の調査

益田 裕司
水田 孝信
八木 勲

2019年4月1日

Vol. 29

備考

JPX ワーキング・ペーパーは、株式会社日本取引所グループ及びその子会社・関連会社（以下「日本取引所グループ等」という）の役職員並びに外部研究者による調査・研究の成果を取りまとめたものであり、学会、研究機関、市場関係者他、関連する方々から幅広くコメントを頂戴することを意図しております。なお、掲載されているペーパーの内容や意見は筆者ら個人に属し、日本取引所グループ等及び筆者らが所属する組織の公式見解を示すものではありません。

人工市場を用いた金融市場流動性に 影響を与える要因の調査*

益田 裕司[†]、水田 孝信[‡]、八木 勲[§]

2019年4月1日

概要

近年、市場の「流動性」に関心が集まっている。流動性は金融市場の盛況を表す尺度とされる。流動性が高ければ、市場参加者は市場価格に近い価格で意図した数量を円滑に売買できるため、流動性は「取引のしやすさ」ととらえることもできる。実証研究では、それぞれの研究目的に沿うような流動性指標を定義し、その指標の有用性が議論されてきた。しかし、これまでのところ市場要因がこれら流動性指標に対し、どのような影響を与えているのは明確にされていない。そこで本研究では、人工市場を用いて、市場要因が主要な流動性指標 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) にどのような影響を与えるのかを指標の相関を考慮しながら調査した。

その結果、Volume に基づく流動性と Tightness, Resiliency, Depth に基づく流動性の間には負の相関があることが示唆された。しかし、いくつかの実証研究では Volume が増加するとき、Depth も上昇することが示されている。この結果の相違は、本研究でモデル化していないメカニズム、すなわち、現実には Volume が増加してくると市場価格付近に指値注文を出す投資家が存在することを示唆している可能性がある。

また、Resiliency の本来の意味であるが、実証研究では計測困難な実勢価格への収束速度を、価格下落率と復元までの期間を用いて調査をした。

その結果、ファンダメンタル価格に向かう際のリターンが大きいほど復元までの期間が短くなり (流動性が高い)、ファンダメンタル価格から離れる際のリターンが大きいほど価格下落率が大きくなる (流動性は低い) ことがわかった。つまり、ファンダメンタル投資家が市場にもたらす効果として Resiliency の強化が挙げられ、ファンダメンタル投資家による売買の増加は流動性を高めることにつながるといえる。反対に、テクニカル投資家は市場価格をファンダメンタル価格から引き離すことがあるため、Resiliency を弱め流動性を下げる効果があることがわかった。

* 本稿に示されている内容は、筆者ら個人に属し、株式会社日本取引所グループ及びその子会社・関連会社、スパークス・アセット・マネジメント株式会社及び著者らが所属する組織の公式見解を示すものではありません。また、ありうべき誤りは、すべて筆者個人に属します。連絡先：八木 勲 (iyagi2005@gmail.com)

[†] 神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻

[‡] スパークス・アセット・マネジメント株式会社

[§] 神奈川工科大学情報学部情報工学科

1 はじめに

金融市場の盛況を表す目安とされる「流動性」に関心が集まっている。一般に流動性が高い市場とは、その時々で観察される『市場価格』に近い価格で、市場参加者が売りたい（あるいは買いたい）量を、速やかに売れる（あるいは買える）市場が想定されることが多い (Kurosaki et al. (2015)).

流動性に関する研究は、特に実証研究の分野で多数行われ、さまざまな知見が得られている。例えば、Kyle (1985) は、(1)“Tightness”, (2)“Depth”, (3)“Resiliency” を含む多くの概念を使用し、流動性を評価することを提案した。Amihud (2002) は、1日の株式収益率の絶対値を取引金額で割った値を非流動性の尺度として提案し (ILLIQ), 資産の期待収益が流動性によって増加することを示した。

しかしながら、何をもちいて流動性とみなすかは実証研究の調査目的ごとに異なることが多い。例えば、市場価格のボラティリティの大きさや、市場参加者の売買が市場価格に大きな影響を及ぼさないことを流動性と結びつけている。その結果、流動性を計測するために使用される指標は研究間で異なることが多く、ある研究で得られた流動性の結果が他の研究で得られた結果と一致しているかどうかを分析することは困難である。さらに市場の内在要因がそれらの流動性指標にどのような影響を与えているのかも明らかになっていない。

このように実証研究では対処困難なものに対応する手法の1つに人工市場がある。人工市場は、社会シミュレーションの1つであり、計算機上に仮想的に構築されたマルチエージェントシステムの金融市場のことを指す (Chen et al. (2012), Chiarella et al. (2009), Mizuta et al. (2014)). 人工市場におけるエージェントは仮想的な投資家であり、現実の投資家の特性がモデルとして組み込まれている。そして、エージェントらに金融資産の取引をさせることで市場がどのように振舞うかを確認することができる。また、市場側に規制や制約 (例えば、空売り規制のような市場の安定性と効率性を確保するための制限) をモデル化して組み込むことで、エージェントの振る舞いや市場にどのような影響が現れるかを検証することもできる。

人工市場を用いた研究では、これまでにいくつかの有用な知見が得られている (Mizuta et al. (2015a), Yagi et al. (2017), Yamamoto and Hirata (2013)). しかしながら、流動性そのものに着目した研究で人工市場を用いた研究は見当たらない。

そこで本研究では、人工市場を用いて市場の内在要因が流動性指標にどのような影響を与えているのかを調査する。まず、市場価格のティックサイズなどの人工市場内のパラメータを変更することで、どの市場要因が主要な流動性指標 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) にどのような影響を与えるのか、指標間にどのような相関性があるのか調査する。さらに Resiliency の本来の意味であるが、実証研究では計測困難な価格の復元速度についても、価格下落率と復元までの期間という形で計測し、従来の Resiliency (値幅・出来高比率) との比較を行う。

本論文の構成は以下のとおりである。2章では市場流動性とは何かについて説明する。3章では本研究で用いた人工市場モデルについて説明する。4章では本研究で行う実験要領、および、実験結果を示し、その内容について考察を行う。最後に5章では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

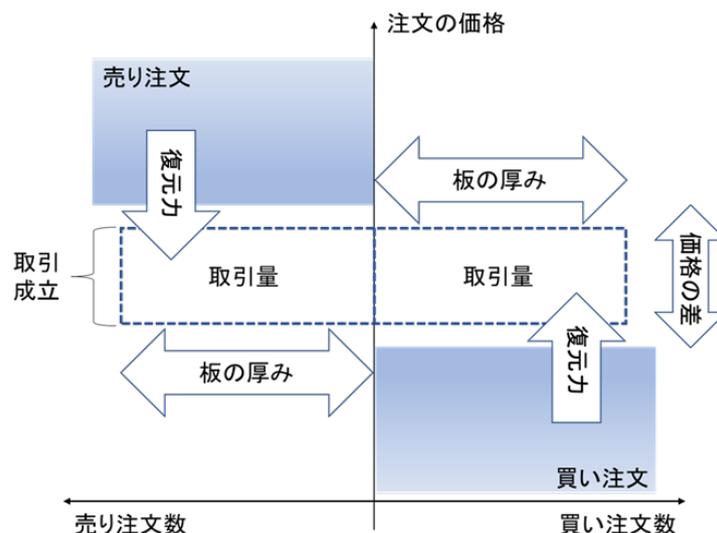


図1 流動性の概念整理 (土川他 (2013))

2 市場流動性

2.1 市場流動性の定義

市場流動性は確立された唯一の定義というものには存在していない。しかし、一般的に「流動性の高い市場とは、大口の取引を小さな価格変動で速やかに執行できる市場である」(Settlements (1999)) といわれている。流動性を計測する実証研究では、4つの評価軸 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) がよく使用されている。土川他 (2013) は、4つの評価軸を視覚的に整理し、図1のようにまとめた。さらに、価格の騰落率 (ボラティリティ) についても流動性を表す目安と使われることがあるが、本研究ではこれら4つの評価軸に注目する。

2.1.1 Volume

第1の評価軸として、市場の取引量 (Volume) があげられる。市場の取引量が多ければ、頻繁な取引や短期間での大口の取引がより容易になると考えられる。そのため、Volume が大きければ流動性が高いといえる。

Volume の指標としては、出来高、売買回転率をみる方法と、取引がない時間間隔、ゼロリターン率をみる方法の2種類が存在する。

出来高は、市場の取引量を直接捉えることができ、データ取得や時系列比較も容易なため、最も頻繁に利用されている流動性指標である。しかし、出来高は観測期間中に偶然取引があったことを示しているにすぎない。そのため、出来高が高いため流動性があると考え注文を出したとしても、注文した時点では市場に残っている注文がなく、なかなか取引が成立することがないといったことが起こり得る。

2.1.2 Tightness

第2の評価軸は、買い手と売り手の提示価格の差（Tightness）があげられる。提示価格の差が狭ければ、市場参加者の意図する価格から離れず取引が行える。そのため Tightness が小さければ流動性が高いといえる。

Tightness の指標としては、買い手の1番高い注文の価格である最良買い気配（ベスト・ビッド）と売り手の1番安い注文である最良売り気配（ベスト・アスク）の乖離幅として定義されるビッド・アスク・スプレッドがよく用いられる。

ビッド・アスク・スプレッドも、出来高と同じくデータの取得が容易であり、出来高と同じようにより多くの市場参加者に利用されている流動性指標である。しかし、ビッド・アスク・スプレッドの算出に使うベスト・ビッド、ベスト・アスクは市場に残っている注文の中で、市場参加者に最も有利な価格のみを提示しており、その価格で取引できる量については提示していない。そのため、ビッド・アスク・スプレッドが小さいため流動性が高いと考え注文を出したとしても、注文量と比べ取引できる量が少なければ、市場参加者が望んだ量を取引することはできない。

2.1.3 Resiliency

第3の評価軸は、市場の復元力（Resiliency）があげられる。取引が成立し、上下した市場価格が元の価格に戻る早さのことを指す。価格に大きな騰落が起きた場合でも、迅速に騰落前の価格へ戻ると、取引を迅速かつ円滑に行える。そのため Resiliency は小さければ、流動性が高いといえる。

Resiliency の指標としては、値幅・出来高比率、ベスト・ビッドの枚数回復速度、ILLIQ といったものが存在する。

値幅・出来高比率は、日中の市場価格の最高値と最小値の幅を1日の出来高で除した指標で、その日の取引での平均的な価格変化を示している。取引が成立することで板に残っている注文が少なくなり板が薄くなっても、市場に復元力があれば速やかに板は回復し、売買に伴う価格変化は小さくなる。そのため、1つの取引の平均的な価格変化である値幅・出来高比率が小さければ、市場の流動性は高いといえる。しかしながら、値幅・出来高比率が低かったとしても、価格が最高値と最小値を行き来するような、日中の動きが激しく、市場参加がしにくい状況も存在する。

市場インパクト指標である ILLIQ は、非流動性指標ともいわれ、売買金額1単位あたりの価格変化の月中平均値である (Amihud (2002))。ILLIQ の値が大きいと売買金額1単位で動くリターンが大きく、流動性が低いとされている。

2.1.4 Depth

第4の評価軸は、市場の厚み（Depth）があげられる。ベスト・ビッド、ベスト・アスクに近い価格で出されている注文量であり、現在の市場価格に影響を与えることなく取引ができる数量を示す。ベスト・ビッド、ベスト・アスクに近い価格での注文量が多い状況を市場が厚い状況と呼ぶ。市場に厚みがあれば、市場参加者が意図した価格と市場価格との差が小さくなる。また市場に残っている注文が多く、取引成立した際の市場価格が振れにくくなる。そのため、Depth が大きければ、流動性が高いとい

える。

現実世界での Depth は、最良気配から 5, 8, 10 ティック離れた Depth 情報が公開され、流動性指標として利用されるようになった。土川他 (2013) は、各営業日のビッド、アスクの価格ごとの注文量を示す注文板におけるベスト・アスク枚数の出現する頻度分布の中央値を Depth の指標として用いることを提案した。

2.2 実証研究

Muranaga (1999) は、日本の株式市場を対象として流動性の動学的な側面を研究した。1995 年 10 月 2 日から 1996 年 9 月 30 日までの東京証券取引所の電気機器指数を構成している個別株式の市場データを用いてクロス・セクション分析を行い、Tightness, Depth, Resiliency に対応する代理指標について分析した。Tightness はビッド・アスク・スプレッド、Depth はマーケット・インパクト（取引執行によるビッド・アスク・スプレッドの変化率を出来高で割った値）、Resiliency は市場弾力性（取引執行によるビッド・アスク・スプレッドの変化率を取引執行前の水準に戻るまでの時間割った値）で算出した。

分析の結果、ビッド・アスク・スプレッド、マーケット・インパクト、市場弾力性のいずれの流動性指標をみても、取引頻度と正の相関があることがわかった。

また 1998 年 4 月 13 日に東証がおこなったティックサイズ切り下げによる影響についても分析を行っている。その結果、ティックサイズ切り下げはビッド・アスク・スプレッド、ボラティリティを小さくし、取引頻度を増加させたことがわかった。そのため、ティックサイズの変更は市場の流動性に影響を及ぼすことを指摘した。

Chung et al. (2005) は、ティックサイズが株価水準で変わるクアラルンプール証券取引所の時系列分析を行った。1996 年から 2001 年の上場銘柄の月次データを使い、Depth の対数を被説明変数、株価の逆数、出来高の対数、売買回転率、ボラティリティの 4 つを説明変数とし、クロス・セクション分析を行った。ここでの Depth は売買それぞれの和で千株単位の株数としている。

計測した結果、Depth は株価水準とボラティリティに対し負の相関を持ち、出来高や回転率には正の相関をもつことがわかった。

3 人工市場モデル

3.1 市場構成

本研究では、Mizuta et al. (2015b) の人工市場モデルを基に、人工市場モデルの構築をおこなった。

本モデルは、1 つの資産のみを取引対象とする。エージェントは n 体おり、エージェント $j = 1$ から、 $j = 2, 3, 4, \dots$ と順番に注文を出す。最後のエージェント $j = n$ が注文を出すと、次の時刻にはまたはじめのエージェント $j = 1$ が注文を出していく。時刻 t はエージェント 1 体が注文を出すたびに、1 だけ増える。つまり、注文をただけで取引が成立しない場合も 1 ステップ進む。このモデルでの価格決定メカニズムは買い手と売り手が価格を提示し、両者の提示価格が合致するとその価格で取引が成立する、連続ダブルオークション方式（ザラバ方式）とした。ティックサイズを ΔP とし、注文価格を求め

るときに ΔP 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。買い注文価格より安い売り注文、または売り注文より高い買い注文が注文板に既に存在していれば、取引が即時成立する。取引が成立しなかった場合は注文を残す。本研究では、取引が即時成立する注文を成行注文、市場に残る注文を指値注文と呼ぶ。市場に残した指値注文が注文有効期間 t_c だけ経過しても取引が成立せず残っていた場合、注文板から取り除く。注文数は常に 1 とした。各エージェントが持つキャッシュ量は無限とし、資産を何単位でも買うことができる。また空売りも可能とした。

3.2 エージェントの注文プロセス

エージェントは以下の手順に従い、注文価格、買いと売りの判断を行う。エージェント j が時刻 t のときに予想する価格の変化率（予想リターン） $r_{e_j}^t$ は式 (1) で求める。

$$r_{e_j}^t = \frac{1}{w_{1,j}^t + w_{2,j}^t + u_j} (w_{1,j}^t r_{e_{1,j}}^t + w_{2,j}^t r_{e_{2,j}}^t + u_j \epsilon_j^t) \quad (1)$$

ここで、 $w_{i,j}^t$ は時刻 t におけるエージェント 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 $w_{i,max}$ までの一様乱数で決める。この重みは、後で述べる学習プロセスにより変化する。 u_j は時刻 t におけるエージェント j の 3 項目の重みであり、シミュレーション開始時に、それぞれ 0 から u_{max} までの一様乱数で決められ、シミュレーション中に変化することはない。式 (1) の右辺の第 1 項目はファンダメンタル価値を参照し投資判断を行うファンダメンタル投資家の成分であり、ファンダメンタル価格と n 期前の市場価格を比較し、市場価格の方が安ければプラス、高ければマイナスの予想リターンを表す。本研究では、時刻 t におけるエージェント j の資産に対するファンダメンタル投資家成分の予想リターン $r_{e_{1,j}}^t$ を $\log(P_f/P^{t-n})$ とする。 P_f は時間で変化しない一定のファンダメンタル価格である。 P^t は時刻 t における市場価格（取引されなかった時刻では直近で取引された価格であり、時刻 $t = 0$ では $P^t = P_f$ とする）である。第 2 項目は過去の価格推移を参照し投資判断を行うテクニカル投資家の成分であり、過去のリターンがプラスならプラス、マイナスならマイナスの予想リターンを表す。時刻 t におけるエージェント j の資産に対するテクニカル投資家成分の予想リターン $r_{e_{2,j}}^t$ は $\log(P^{t-n}/P^{(t-n)-\tau_j})$ とする。 τ_j は 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。第 3 項目はノイズの成分を表す。 ϵ_j^t は時刻 t , エージェント j の乱数項で、平均 0, 標準偏差 σ_ϵ の正規分布乱数である。

予想価格 $P_{e_j}^t$ は式 (2) で求められる。

$$P_{e_j}^t = P^{t-1} \exp(r_{e_j}^t) \quad (2)$$

注文価格 $P_{o_j}^t$ は平均 $P_{e_j}^t$, 標準偏差 P_σ^t の正規分布乱数で決められる。 P_σ^t は式 (3) で求められる。

$$P_\sigma^t = P_{e_j}^t \cdot est \quad (3)$$

est ($0 < est \leq 1$) を便宜上、「ばらつき係数」と呼ぶ。

買いと売りの判断は予想価格 $P_{e_j}^t$ と注文価格 $P_{o_j}^t$ の大小関係で決まる。

$$\begin{aligned} P_{o_j}^t < P_{e_j}^t &\text{なら 1 単位の買い} \\ P_{o_j}^t > P_{e_j}^t &\text{なら 1 単位の売り} \end{aligned} \quad (4)$$

3.3 学習プロセス

状況に応じて戦略を切り替えるという学習プロセスを Yagi et al. (2017) のモデルを参考にモデル化した。学習はエージェントごとに注文の直前におこなわれ、各投資家成分の予想リターン $r_{e_{i,j}}^t$ (ただし、 $i = 1, 2$) の符号の向きと学習期間のリターン $r_l^t = \log(P^t/P^{t-1})$ の符号の向きと比較し、式 (5) のように $w_{i,j}^t$ を書き換える。

$$\begin{aligned} \text{同符号なら, } w_{i,j}^t &\leftarrow w_{i,j}^t + k_l |r_l^t| q_j^t (w_{i,max} - w_{i,j}^t) \\ \text{異符号なら, } w_{i,j}^t &\leftarrow w_{i,j}^t - k_l |r_l^t| q_j^t w_{i,j}^t \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 k_l は定数、 q_j^t は時刻 t 、エージェント j に与えられる 0 から 1 までの一様乱数である。式 (5) では、価格変化の方向の予測が現実と一致した戦略の重みを引き上げ、外れている戦略の重みを引き下げるようにしている。また式 (5) の学習プロセスの他に、確率 m で $w_{i,j}^t$ を 0 から $w_{i,max}$ までの一様乱数にて再設定を行う。

4 シミュレーション結果

4.1 実験概要

3章でモデル化した人工市場を用いて実験を行う。モデル中のパラメータ値を変更したときの流動性の指標 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) の変化を確認する。

実験で用いるモデルのパラメータを表 1 に示す。このうち、値を変更するパラメータとその値を表 2 に示す。パラメータは 1 つ 1 つ変化させ、変更しないパラメータについては表 1 のパラメータ値に固定している。各種パラメータ値でそれぞれ 20 試行を行い、後述する Volume, Tightness, Resiliency, Depth を算出し、以後それらの平均値を求める。シミュレーションは時刻 $t = t_{end} = 1,000,000$ までおこなった。

4.2 モデルの妥当性

実験に入る前に本人工市場モデルの妥当性を検証した。

シミュレーションモデルは実証研究 (Cont (2001), Sewell (2006)) で得られている統計的性質 (stylized fact) が満たされているかで判断される。今回は人工市場に用いられる代表的な stylized fact であるファット・テールとボラティリティ・クラスタリングを判断基準とした。

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、裾の厚い分布を取ることを指し、尖度が正のとき、ファット・テールが成立している。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 乗の自己相関がラグがある場合でも正の相関を示すことを指す。表 1 の基準パラメータ値での尖度と騰落率の 2 乗の自己相関の統計値を表 3 に示す。この表からわかるように、尖度が正を示しているため、ファット・テールを満たしている。また騰落率の 2 乗の自己相関は、ラグがある場合でも正の相関を保っており、ボラティリティ・クラスタリングを満たしていることがわかる。以上より、本人

表1 基準となるパラメータ

パラメータ	値
n	1,000
$w_{1,max}$	1
$w_{2,max}$	10
u_{max}	1
τ_{max}	10,000
σ_ϵ	0.06
est	0.003
t_c	20,000
ΔP	1.0
P_f	10,000
m	0.01
P_d	1,000

表2 変更するパラメータと設定

パラメータ	値				
ΔP	0.01	0.1	1.0	10	100
$w_{1,max}$	1.0	3.0	5.0	8.0	10.0
$w_{2,max}$	1.0	3.0	5.0	8.0	10.0
σ_ϵ	0.02	0.04	0.06	0.08	0.1
est	0.003	0.005	0.01	0.02	0.03
t_c	10,000	15,000	20,000	25,000	30,000

工市場は妥当であることが示された。

4.3 本人工市場モデルの流動性指標

本節では、Volume, Tightness, Resiliency, Depth の4つの評価軸に対する流動性指標を示す。

4.3.1 Volume

Volume には出来高を用いる。実験開始から実験終了までの出来高を計測する。また後述の値幅・出来高比率の計算に1日の出来高の値を使用するため、1日(20,000)ごとの出来高も計測する。概ね20,000期で実際の市場での1営業日の売買成立数に達するため、20,000期を1日とした。

4.3.2 Tightness

Tightness にはビッド・アスク・スプレッドを用いる。実験開始から実験終了までの間、1期ごとのベスト・ビッド、ベスト・アスクを取得し、ビッド・アスク・スプレッドを求め、期間内のビッド・ア

表3 Stylized Fact

尖度		0.802
	lag1	0.206
価格騰落率の	lag2	0.132
2乗の	lag3	0.103
自己相関	lag4	0.088
	lag5	0.078

スク・スプレッドの平均値を計測する。

4.3.3 Resiliency

実証研究においては、基準となる「元の価格」を定めることができないため、Resiliency を正確に計測することができない。そこで、実証研究では便宜上1日の市場価格の高低差を出来高で除した「値幅・出来高比率」を用いている。本研究においても Resiliency には値幅・出来高比率を用いる。値幅・出来高比率は式(6)で求める。

$$\text{値幅・出来高比率} = \frac{\text{1日の市場価格の最大値と最小値の差}}{\text{1日の出来高}} \quad (6)$$

4.3.4 Depth

2.1.4節で説明したように、最良気配値の上下に最小ティックサイズ刻みで5, 8, 10ティックだけ離れた値が Depth 情報として公開されている。しかし本研究では、最小ティックサイズの大きさを変更する実験等で Depth の値が極端に小さく見えてしまうことがある。そこで本研究では、実験開始から実験終了までの間、1期ごとに最良気配値から50ティック離れた値までの注文数を求め、それらの平均値を Depth として用いることにした。

4.4 実験結果

4.4.1 ティックサイズ ΔP を変更したとき

ティックサイズ ΔP を、0.01, 0.1, 1.0, 10.0, 100.0 と変化させたときの Volume, Tightness, Resiliency, Depth の平均を表4に示す。ティックサイズが大きくなると、Volume の値は小さくなり、Tightness, Resiliency, Depth の値は大きくなる。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、Volume (出来高) が小さくなった理由であるが、例として、ティックサイズ $\Delta P = 1$ の場合を考える。予想価格が10,000、注文価格を P とする。このとき、 P が10,000より大きく、かつ、10,001より小さい価格で売り注文になったとすると、 P の ΔP より小さい端数は切り上げられるため、10,001の売り注文となる。また、 P が9,999より大きく、かつ、10,000より小さい価格で買い注文になったとすると、 P の ΔP より小さい端数は切り捨てられ、9,999の買い注文となる。その結果、10,000には注

表4 ティックサイズ ΔP を変化させたときの各指標の変化

ΔP	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.01	265,884	12.015	0.0104	2,362
0.1	267,309	12.174	0.0106	2,326
1.0	265,894	12.557	0.0106	2,369
10	266,892	17.579	0.0118	2,431
100	253,092	98.393	0.0190	3,114

文が入らず、10,001 と 9,999 に注文は入る。つまり、市場に注文が入らない範囲が存在する。この範囲はティックサイズが大きくなるほど広がり、注文が成立しにくくなるため、Volume は小さくなったと考えられる。

次に、Tightness (ビッド・アスク・スプレッド) が大きくなった理由は、ビッド・アスク・スプレッドの最小値は、0 の場合を除くとティックサイズの値と等しくなるからである。つまり、ティックサイズが大きくなるとビッド・アスク・スプレッドも大きくなる。

さらに、Resiliency (値幅・出来高比率) が大きくなった理由は次のとおりである。値幅・出来高比率の分子は、1 日の市場価格の最大値と最小値の差であり、この値の変化の最小値はティックサイズと同じである。ティックサイズが大きくなるにつれて、値幅・出来高比率の分子の最小値も大きくなる。分母の出来高も減少傾向にあるが、ティックサイズの増加率に比べるとはるかに小さいため、ティックサイズが大きくなると値幅・出来高比率も大きくなる。

最後に、Depth が大きくなった理由だが、取引成立回数が少ないということは、注文板上の指値注文が多くなる。そのため、Depth は大きくなる。

4.4.2 ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ を変更したとき

ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ を 1.0, 3.0, 5.0, 8.0, 10.0 と変化させたときの Volume, Tightness, Resiliency, Depth の平均を表 5 に示す。 $w_{1,max}$ が大きくなる (ファンダメンタル戦略の比重が大きくなる) と、Volume, Tightness, Resiliency の値は小さくなり、Depth の値は大きくなる。ファンダメンタル成分の重みを大きくしたときのメカニズムの概要を図 2 に示す。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、Volume が小さくなった理由であるが、ファンダメンタル成分の重みが大きくなるほど、図 2 のように予想価格はファンダメンタル価格付近に収束する傾向が強くなる。それに伴い、市場価格もファンダメンタル価格付近に収束する。すると、注文価格と予想価格の間にある注文板上の売り (買い) 注文数は少なくなるため、取引が成立しうる成行買い (売り) 注文の数も減少する。そのため出来高は減少する。

Tightness が小さくなった理由は以下のとおりである。上述のように市場価格がファンダメンタル価格付近に収束していると、図 2 からわかるように指値注文として市場に出される注文の価格は市場価格周辺に集中し、ベスト・ビッド (ベスト・アスク) の値はより安い (高い) 値に更新されやすくなる。そ

表5 ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ が変化したときの各指標の変化

$w_{1,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	265,894	12.557	0.0106	2,369
3.0	247,682	12.014	0.0094	2,807
5.0	230,026	11.772	0.0084	3,283
8.0	207,453	11.171	0.0074	3,896
10.0	19,6318	10.675	0.0070	4,201

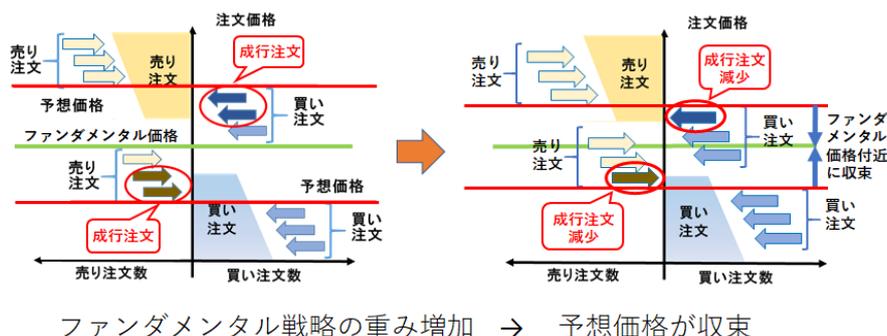


図2 ファンダメンタル成分の重みを大きくしたときのメカニズム

のため、必然的にベスト・ビッドとベスト・アスクの価格の幅は小さくなる。

Resiliency が小さくなった理由も同様である。つまり、図2のようにエージェントの注文価格がファンダメンタル価格周辺に集中することが原因で、1日の値幅も小さくなるため、値幅・出来高比率の分子が小さくなる。分母となる出来高も減少傾向にあるが、分子の減少割合の方が大きい。そのため値幅・出来高比率は小さくなる。

Depth についてだが、Volume が小さくなる、すなわち、取引成立回数が少ないということは、注文板上の指値注文が多くなることを意味しているため、 $w_{1,max}$ の値が大きいほど Depth は大きくなる。

4.4.3 テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ を変更したとき

テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ を 1.0, 3.0, 5.0, 8.0, 10.0 と変化させたときの Volume, Tightness, Resiliency, Depth の平均を表6に示す。本実験では4.4.2節の実験と同じような結果が得られた。すなわち、 $w_{2,max}$ が大きくなる（テクニカル戦略の比重が大きくなる）と、Volume, Tightness, Resiliency の値は小さくなり、Depth の値は大きくなる。テクニカル成分の重みを大きくしたときのメカニズムの概要を図3に示す。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、Volume が小さくなった理由は次のとおりである。テクニカル成分の重みが大きくなるほど、図3のように予想価格は市場価格付近に収束する傾向が強くなる。すると、注文価格と予想価格の間にある注文板上の売り（買い）注文数は少なくなるため、取引が成立しうる成行買い（売り）注文の数も減少する。そのため出来高は減少する。

表 6 テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ が変化したときの各指標の変化

$w_{2,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	372,930	78.297	0.0518	223
3.0	348,262	31.672	0.0267	645
5.0	320,592	21.473	0.0180	1,080
8.0	285,224	14.869	0.0123	1,840
10.0	265,894	12.557	0.0106	2,369

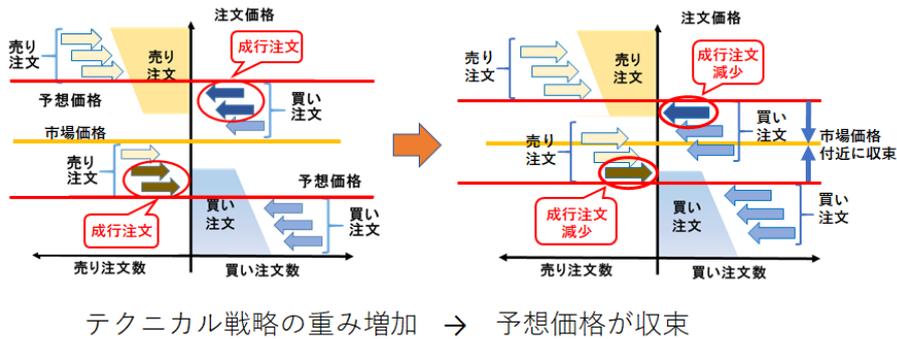


図 3 テクニカル成分の重みを大きくしたときのメカニズム

Tightness が小さくなった理由は以下のとおりである。上述のように予想価格が市場価格付近に収束すると、図 3 のように指値注文として市場に出される注文価格は市場価格周辺に集中し、ベスト・ビッド (ベスト・アスク) の値はより安い (高い) 値に更新されやすくなる。すると、ベスト・ビッドとベスト・アスクの価格の幅も小さくなり、さらに **Volume** が減ることで、価格が変動することも減少することが考えられるため、ビッド・アスク・スプレッドは小さくなる。

Resiliency が大きくなった理由も同様である。つまり、エージェントの注文価格のばらつきが小さくなるのが原因で、1 日の値幅も小さくなるため、値幅・出来高比率の分子が小さくなる。分母となる出来高も減少傾向にあるが、分子の減少割合の方が大きい。そのため値幅・出来高比率は小さくなる。

Depth についてだが、**Volume** が小さくなる、すなわち、取引成立回数が少ないということは、注文板上の指値注文が多くなることを意味しているため、 $w_{2,max}$ の値が大きいほど **Depth** は大きくなる。

4.4.4 予想リターンのノイズ成分 ϵ_j^t の計算に用いる定数 σ_ϵ を変更したとき

予想リターンのノイズ成分 ϵ_j^t の計算に用いる定数 σ_ϵ を 0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.10 と変化させたときの **Volume**, **Tightness**, **Resiliency**, **Depth** の平均を表 7 に示す。 σ_ϵ が大きくなる (ノイズ成分の影響が強くなる) と、**Volume**, **Tightness**, **Resiliency** の値は大きくなり、**Depth** の値は小さくなる。ノイズ成分のばらつきを大きくしたときのメカニズムの概要を図 4 に示す。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、**Volume** が大きくなった理由である。 σ_ϵ が大きいほどエージェントの予想価格はばらつく。そのため、図 4 のように市場価格と予想価格が乖離し、4.4.2 節や 4.4.3 節と反対の現象が発生する。すな

表7 予想リターンのノイズ成分 ϵ_j^t の計算に用いる定数 σ_e が変化したときの各指標の変化

σ_e	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.02	151,109	5.308	0.0061	5,655
0.04	222,479	8.975	0.0081	3,644
0.06	265,894	12.557	0.0106	2,369
0.08	296,523	15.928	0.0137	1,648
0.1	318,035	18.821	0.0169	1,268

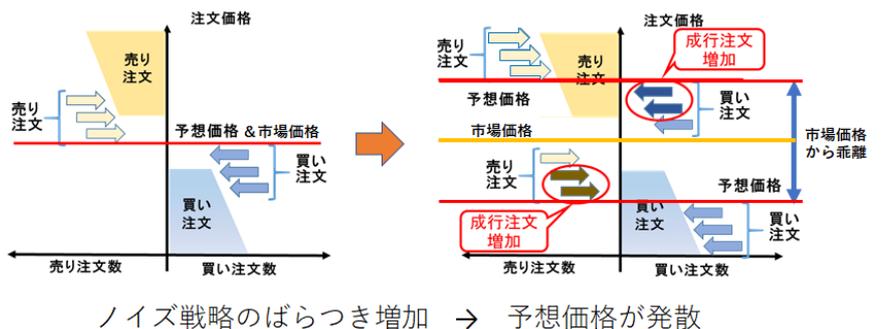


図4 予想リターンのノイズ成分計算に用いる定数の値を大きくしたときのメカニズム

わち、市場価格と予想価格の間にある注文板上の注文数が大幅に増加する。その結果、新たに入ってくる注文は成行注文にもなりやすく、取引が成立する可能性が高くなるからである。

Tightness が大きくなった理由であるが、図4のようにエージェントの予想価格が荒くなり、その結果、注文価格がばらつくと、取引が成立する可能性が高くなり、必然的にビッド・アスク・スプレッドは広がるからである。

Resiliency が大きくなった理由も同様で、エージェントの予想価格のばらつきが大きくなることから、値幅・出来高比率の分子が大きくなる。分母となる出来高も増加傾向にあるが、分子の増加割合のほうが大きい。そのため値幅・出来高比率は大きくなる。

Depth についてだが、**Volume** が大きくなる、すなわち、取引成立回数が多いということは、注文板上の指値注文は少なくなることを意味しているため、 σ_e の値が大きいほど **Depth** は小さくなる。

4.4.5 ばらつき係数 est を変更したとき

エージェントごとの注文価格のばらつきを決めるばらつき係数 est を 0.003, 0.005, 0.01, 0.02, 0.03 と変化させたときの **Volume**, **Tightness**, **Resiliency**, **Depth** の平均を表8に示す。ばらつき係数が大きくなる（予想が荒くなる）と、**Volume**, **Depth** は小さくなり、**Tightness**, **Resiliency** は大きくなる。ばらつき係数を大きくしたときのメカニズムの概要を図5に示す。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、**Volume** が小さくなった理由だが、ばらつき係数が大きくなると図5のように注文価格のばら

表 8 ばらつき係数 est が変化したときの各指標の変化

est	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.003	265,894	12.557	0.0106	2,369
0.005	206,866	12.937	0.0125	2,405
0.01	131,180	13.605	0.0191	1,821
0.02	73,462	14.208	0.0338	1,088
0.03	51,052	14.598	0.0491	754

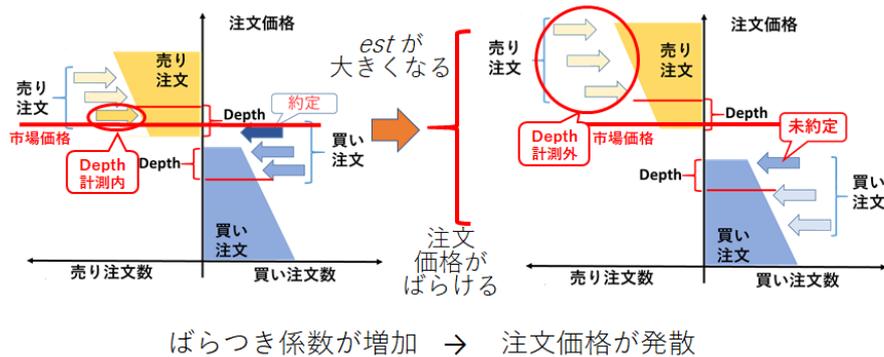


図 5 ばらつき係数を大きくしたときのメカニズム

つきも広がるため、市場価格に対して安値の買い注文や高値の売り注文（いわゆる、指値注文）が発注されやすくなり、取引が成立しにくくなる。その結果、出来高が減少する

Tightness が大きくなった理由は、注文価格のばらつきが広がると、図 5 からわかるように市場価格、すなわち、最良気配値から遠く離れた指値注文が増加し、その結果、ベスト・ビッドとベスト・アスクの価格の幅も広がってしまうからである。

Resiliency が大きくなった理由だが、値幅・出来高比率の分母は出来高であるが、ばらつき係数が大きくなるにしたがい、上述のように **Volume** は急速に小さくなっていることがわかる。そのインパクトが値幅（値幅・出来高比率の分子）の増減以上に大きいため、結果的に値幅・出来高比率は大きくなってしまう。

Depth が小さくなった理由だが、ばらつき係数が大きくなると、注文価格のばらつきも広がるので、最良気配値周辺の指値注文がまばらになる一方で、図 5 のように **Depth** の計測範囲外の指値注文が増加したためだと考えられる。

4.4.6 注文有効期間 t_c を変更したとき

注文有効期間 t_c を 10,000, 15,000, 20,000, 25,000, 30,000 と変化させたときの **Volume**, **Tightness**, **Resiliency**, **Depth** の平均を表 9 に示す。注文有効期間 t_c が大きくなると、**Volume**, **Resiliency** は小さくなり、**Tightness**, **Depth** は大きくなる傾向が見られた。

表 9 注文有効期間 t_c が変化したときの各指標の変化

t_c	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
10,000	319,649	8.461	0.0229	1,166
15,000	268,288	11.719	0.0124	1,937
20,000	265,894	12.557	0.0106	2,369
25,000	265,865	12.480	0.0102	2,806
30,000	265,303	12.417	0.0099	3,308

表 10 各パラメータ値を増加させたときの流動性の変化

パラメータ	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
ΔP	減少 (下降)	増加 (下降)	増加 (下降)	増加 (上昇)
$w_{1,max}$	減少 (下降)	減少 (上昇)	減少 (上昇)	増加 (上昇)
$w_{2,max}$	減少 (下降)	減少 (上昇)	減少 (上昇)	増加 (上昇)
σ_ϵ	増加 (上昇)	増加 (下降)	増加 (下降)	減少 (下降)
est	減少 (下降)	増加 (下降)	増加 (下降)	減少 (下降)
t_c	減少 (下降)	増加 (下降)	減少 (上昇)	増加 (上昇)

4.5 流動性指標の関係

表 10 は各パラメータ値を変化させたときの流動性指標変化の結果の一覧である。括弧内は流動性の変化の方向を記している。表 10 からファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ ，テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ ，予想リターンのノイズ成分 e_j^t の計算に用いる定数 σ_ϵ において，Volume に基づく流動性とその他 3 指標に基づく流動性の間には負の相関があることが見てとれる。

このような関係になった理由を注文の種類に着目して改めて考察する。まず，パラメータの値を変化させた際，成行注文のばらつきが大きくなるとする。すると，成行注文は注文板上の待機注文との取引がたたくさん成立することになるため，Volume は上昇する。一方で，待機注文は減少するためその他の 3 指標は下降する。次に，成行注文のばらつきが小さくなるとする。すると，成行注文と注文板上の待機注文との取引が成立することに少なくなるため，Volume は下降する。しかし，成行注文は取引が成立せずに待機注文となるため，その他の 3 指標は上昇する。

以上より，原理的には Volume と Depth がともに上昇（もしくは下降）することは発生しにくいと思われる。しかし現実には，Volume が増えることにより Depth も上昇することが実証分析で分かっている (Muranaga (1999), Chung et al. (2005))。

この相違は，本研究ではモデル化していないメカニズムにあるのではないかと考えられる。つまり，本研究では，Volume が増加したときに多数の指値注文を出すような投資家モデルを実装していない。現実にはこのような投資家が存在することが考えられ，このようなモデルが Volume と Depth が正の

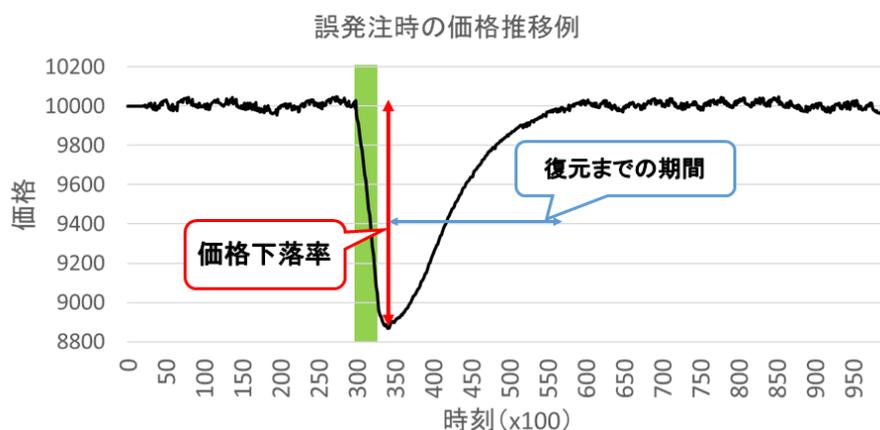


図6 誤発注時における価格推移例

相関を持つメカニズムを担っている可能性がある。

ばらつき係数 est を変化させたときは、4 指標全てにおいて流動性の方向性が一致していることが分かる。ばらつき係数 est の値を変更すると、取引が成立せずに注文板上に残った指値注文（待機注文）もばらついた状態で残ることになるので、他のパラメータ値を変化させたときとは異なる動きになると思われる。

4.6 価格の復元速度に基づいた流動性の評価

既述のように、Resiliency は伝統的に値幅・出来高比率が指標として用いられているが、その指標の限界が指摘されている^{*1}。本来の Resiliency はランダムな価格の振れから実勢価格へ収束する速度で表されるが (Muranaga (1999)), 実証研究の分野では、その収束速度は計測できないため、可能な範囲の計測法として致し方なく既存の Resiliency が使用されてきた^{*2}。

そこで本節では、市場価格が何かの影響でファンダメンタル価格から大きく乖離したとき、そこからどれだけの期間で市場価格がファンダメンタル価格付近に復元するのかを、表 2 に挙げられた各種パラメータの値を変更しながら調査する。これらを実現するため、今回は 300,001 期から 330,000 期にかけての 30,000 期間、20% の確率で注文価格 1 の誤発注売り注文を出し、そのときの価格下落率と復元までに必要とする期間を計測する。図 6 は誤発注があった場合の価格推移の例である。影の部分が誤発注があった期間である。これらの結果は試行回数 20 回の平均である。今回は、復元条件として、市場価格がファンダメンタル価格より 5% 低い水準まで回復すれば価格が復元したものとした。

なおこの実験では、注文価格 $P_{o_j}^t$ は $P_{o_j}^t - P_d$ から $P_{o_j}^t + P_d$ までの一様乱数で決め、 $P_d = 1,000$ とした。

^{*1} 例えば、1 日を通してみた場合には最高値と最安値の差が小さいと値幅・出来高比率は低めとなる (Kurosaki et al. (2015)).

^{*2} 既存の計測法では、1 日中本来戻るべき価格から離れた価格帯で小幅な値動きをする場合などは、元の価格に全く戻っていないのにも関わらずこの値は小さくなる恐れがある。

表 11 ティックサイズ ΔP を変化させたときの価格下落率と復元までの期間の変化

ΔP	価格下落率 (%)	復元までの期間
0.01	11.461	197,206
0.1	11.502	195,811
1	11.364	193,921
10	11.602	187,271
100	11.759	N/A

表 12 ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ を変化させたときの価格下落率と復元までの期間の変化

$w_{1,max}$	価格下落率 (%)	復元までの期間
1.0	11.364	193,921
3.0	10.072	93,843
5.0	9.229	65,763
8.0	8.216	48,494
10.0	7.757	41,512

4.6.1 計測結果と考察

ティックサイズ ΔP を、0.01, 0.1, 1.0, 10.0, 100.0 と変化させたときの価格下落率と復元までの期間の平均を表 11 に示す。ティックサイズ ΔP が大きくなると、価格下落率は増加するが、復元までの期間は減少した。ただし、 $\Delta P = 100$ では、価格は復元条件を満たさなかった。これはティックサイズが大きすぎ、市場価格が 9,900, 9,800 で収束してしまい、復元条件である 9,950 まで戻らなかったためである。ティックサイズが大きくなると、一度の取引での価格の変動が大きくなるため、価格下落率も大きくなる。一方で下落後のリバウンドの際は、一度に上昇する値幅が大きくなるため、復元までの期間も短くなる傾向がある。

ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ を 1.0, 3.0, 5.0, 8.0, 10.0 と変化させたときの価格下落率と復元までの期間の平均を表 12 に示す。ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ が大きくなると、価格下落率と復元までの期間は減少した。ファンダメンタル成分の重みが大きくなると、予想価格をファンダメンタル価格へ収束させようとする傾向が強くなる。その結果、下落しつつもファンダメンタル価格へ収束しようとする力が働き、下落が抑えられるため、価格下落率は小さくなる。反対に、下落後のリバウンド時にはファンダメンタル価格へ収束させようとする力によって、価格の上昇が早くなる。そのため、復元までの期間は短くなる。

テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ を 1.0, 3.0, 5.0, 8.0, 10.0 と変化させたときの価格下落率と復元までの期間の平均を表 13 に示す。テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ が大きくなると、価格下落率と復元までの期間は増加した。テクニカル成分の重みが大きくなると、予想価格を市場価格へ収束させようとする傾向が強くなる。そのため、一旦下落を始めると、下落する市場価格に追従する力が働

表 13 テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ を変化させたときの価格下落率と復元までの期間の変化

$w_{2,max}$	価格下落率 (%)	復元までの期間
1.0	10.784	56,108
3.0	10.834	90,916
5.0	11.149	125,155
8.0	11.361	167,895
10.0	11.364	193,921

表 14 予想リターンのノイズ成分 ϵ_j^t の計算に用いる定数 σ_ϵ を変化させたときの価格下落率と復元までの期間の変化

σ_ϵ	価格下落率 (%)	復元までの期間
0.02	10.870	213,717
0.04	11.183	204,126
0.06	11.364	193,921
0.08	11.747	187,771
0.1	12.060	182,204

き下落が進むため、価格下落率は大きくなる。市場価格に追従する力しか働かないので、価格トレンドが反転するのに時間を要し、価格の上昇は遅くなる。そのため、復元までの期間は長くなる。

予想リターンのノイズ成分 ϵ_j^t の計算に用いる定数 σ_ϵ を 0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.10 と変化させたときの価格下落率と復元までの期間の平均を表 14 に示す。定数 σ_ϵ が大きくなると、価格下落率は増加し、復元までの期間は減少した。 σ_ϵ の値が大きいくほど、エージェントの予想価格がばらつく。すると、市場価格の下落とともに注文が出される価格の下限も下がり、必然的に売り注文は成行注文になることが多くなるため、価格下落率は大きくなる。下落後のリバウンド時には、市場価格の上昇とともに注文が出される価格帯の上限も上がり、今度は買い注文が成行注文になることが多くなるため、復元までの期間は短くなっていくと考えられる。

注文有効期間 t_c を 10,000, 15,000, 20,000, 25,000, 30,000 と変化させたときの価格下落率と復元までの期間の平均を表 15 に示す。注文有効期間 t_c が大きくなると、価格下落率は減少し、復元までの期間は増加した。注文有効期間が大きくなると、市場に残る注文の数が増える。市場に残る注文の量が多ければ、成行注文に相対する注文も最良気配値付近の注文となり、価格の下落は抑えられるため、価格下落率は小さくなる。反対に下落後のリバウンド時には、直前の下落時に指値で発注された売り注文を消化しながら価格が上昇していくため、価格の上昇は緩やかになる。そのため、復元までの期間は長くなる。

表 16 は各パラメータ値を変化させたときの価格の復元速度に基づいた指標変化の結果の一覧である。括弧内は流動性の変化の方向に記している。

表 15 注文有効期間 t_c を変化させたときの価格下落率と復元までの期間の変化

t_c	価格下落率 (%)	復元までの期間
10,000	96.910	40,298
15,000	21.365	118,922
20,000	11.364	193,921
25,000	8.096	235,371
30,000	6.151	254,249

表 16 各パラメータ値を増加させたときの復元速度に基づいた流動性の変化

パラメータ	価格下落率	復元までの期間
ΔP	増加 (下降)	減少 (上昇)
σ_ϵ	増加 (下降)	減少 (上昇)
$w_{1,max}$	減少 (上昇)	減少 (上昇)
$w_{2,max}$	増加 (下降)	増加 (下降)
t_c	減少 (上昇)	増加 (下降)

4.4 節の結果からもわかるように、これまでの Resiliency は、どのような場面でもボラティリティが大きいと流動性が低いと判断される。しかし、本節におけるファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ が大きくなるほど流動性が上昇するという結果は、ファンダメンタル価格に向かう際のリターンが大きいと流動性が高い (復元までの期間が短い)、ファンダメンタル価格から離れる際のリターンが大きいと流動性が低い (価格下落率が大きい) ことを示唆している可能性がある。つまり、ファンダメンタル投資家が市場にもたらす効果としては Resiliency の強化が挙げられ、ファンダメンタル投資家による売買の増加は、流動性を高めることにつながると考えられる。反対に、テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ が大きくなるほど流動性が下降するという結果からは、テクニカル投資家による売買は市場価格をファンダメンタル価格から引き離す作用が働き、Resiliency を弱め流動性を下げているとみなすことができる。

5 まとめと今後の課題

本研究では、流動性の代表的な 4 つの評価軸 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) を計測するための代表的な指標に注目して、それら指標の関係をティックサイズなどの人工市場内のパラメータを変化させることで調査をした。その結果、ファンダメンタル成分の重みの最大値、テクニカル成分の重みの最大値、予想リターンのノイズ成分計算に用いる定数の値を変更したとき、Volume に基づく流動性と Tightness, Resiliency, Depth に基づく流動性の間には負の相関があることがわかった。しかし、いくつかの実証研究では Volume が増加するとき Depth も上昇することが示されている。これらの相違は、本研究では実装されていないメカニズムを必要としている可能性を示唆している。つまり、

本研究では Volume が高いことを理由に指値注文を増やすという行動をモデル化していない。しかし現実には、このような行動をする投資家の存在が考えられ、このモデルが Volume と Depth が正の相関をもつメカニズムを担っている可能性がある。

一方で、ばらつき係数を変化させたときは 4 指標すべてが正の相関をもった。さらに、注文有効期間を変化させた場合には、ほかの 5 つのパラメータとは違った相関をもった。このメカニズムの解明は今後の課題である。

また、実証研究では計測できない実勢価格へ収束する速度に関しても、価格下落率と復元までの期間を人工市場内のパラメータを変化させることで調査をした。その結果、ファンダメンタル成分の重みの最大値を大きくしたとき、価格下落率は小さくなり、復元までの期間は短くなった。一方、テクニカル成分の重みの最大値を大きくしたとき、価格下落率は大きくなり、復元までの期間は長くなった。予想リターンのノイズ成分計算に用いる定数の値を大きくしたときは、価格下落率は大きくなり、復元までの期間は短くなった。注文有効期間を大きくしたときは、価格下落率は小さくなり、復元までの期間は長くなった。

これまでの Resiliency は、どのような場面でもボラティリティが大きいと流動性が低いと判断されていた。しかし、実勢価格への収束速度に注目すると、上述の結果からファンダメンタル価格に向かう際のリターンが大きいほど流動性が高く (復元までの期間が短い)、ファンダメンタル価格から離れる際のリターンが大きいほど流動性は低い (価格下落率が大きい) ことがわかる。つまり、ファンダメンタル投資家が市場にもたらす効果として Resiliency の強化が挙げられ、ファンダメンタル投資家による売買の増加は、流動性を高めることにつながるといえる。反対に、テクニカル成分の重みの最大値が大きくなるほど流動性が下降するという結果からは、テクニカル投資家による売買は市場価格をファンダメンタル価格から引き離す作用が働き、Resiliency を弱め流動性を下げているとみなすことができる。

参考文献

- Amihud, Y. 2002. Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 31–56.
- Chen, S.-H., Chang, C.-L., Du, Y.-R. 2012. Agent-based economic models and econometrics. *Knowledge Engineering Review*, 27 (2), 187–219.
- Chiarella, C., Iori, G., Perelló, J. 2009. The Impact of heterogeneous trading rules on the limit order flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33 (3), 525–537.
- Chung, K. H., Kim, K. A., Kitsabunnarat, P. 2005. Liquidity and quote clustering in a market with multiple tick sizes. *Journal of Financial Research*, 28 (2), 177-195.
- Cont, R. 2001. Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1, 223–236.
- Kurosaki, T., Kumano, Y., Okabe, K., Nagano, T. 2015. Liquidity in JGB markets: An evaluation from transaction data. Bank of Japan Working Paper Series 15-E-2, Bank of Japan.
- Kyle, A. S. 1985. Continuous auctions and insider trading. *Econometrica*, 53, 1315–1336.
- Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., Yoshimura, S. 2014. Regulations' effectiveness for market turbulence by large erroneous orders using multi agent simulation. In *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr)*, 2014 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence on., 138–143.
- Mizuta, T., Kosugi, S., Kusumoto, T., Matsumoto, T., Izumi, K., Yagi, I., Yoshimura, S. 2015a. Effects of dark pools on financial markets' efficiency and price-discovery function: An investigation by multi-agent simulations. *Evolutionary and Institutional Economics Review* (2), 375-394.
- Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., Yoshimura, S. 2015b. Investigation of price variation limits, short selling regulation, and uptick rules and their optimal design by artificial market simulations. *Electronics and Communications in Japan*, 98 (7), 13–21.
- Muranaga, J. 1999. Dynamics of market liquidity of Japanese stocks: An analysis of tick-by-tick data of the tokyo stock exchange. In *Settlements, B. f. I. ed. Market Liquidity: Research Findings and Selected Policy Implications*. 11, Bank for International Settlements, 1-25.
- Settlements, B. f. I. 1999. Recommendations for the design of liquid markets. Bank for International Settlements.
- Sewell, M. 2006. Characterization of financial time series.
- Yagi, I., Nozaki, A., Mizuta, T. 2017. Investigation of the rule for investment diversification at the time of a market crash using an artificial market simulation. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, 14 (2), 451–465.
- Yamamoto, R., Hirata, H. 2013. Strategy switching in the japanese stock market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 37 (10), 2010-2022.
- 土川顕・西崎健司・八木智之 2013. 「国際市場の流動性に関連する諸指標」, *Bank of Japan Review*

15-E-2.