

人工市場を用いた高頻度取引が金融市場流動性に与える影響の調査

Investigation of factors influencing market liquidity using artificial market

益田 裕司^{1*} 水田 孝信² 八木 勲³
Yuji Masuda¹ Takanobu Mizuta² Isao Yagi³

¹ 神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻

¹ Course of Information and Computer Sciences, Graduate School of Kanagawa Institute of Technology

² スパークス・アセット・マネジメント株式会社

² SPARX Asset Management Co., Ltd

³ 神奈川工科大学情報学部

³ Faculty of Information Technology, Kanagawa Institute of Technology

Abstract: 近年、金融市場では「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、「取引のしやすさ」とも捉えられる。実証研究ではそれぞれの研究目的に沿った流動性指標が定義され、それらの有用性が議論されていた。この流動性に大きな影響を与えるといわれているのが高頻度取引（HFT）である。しかし、HFTが流動性指標にどのような影響を与えるのか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、HFTを用いるエージェント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も考慮しながら調査した。その結果、HFTがない場合と比べ、流動性指標は流動性が高まる方向へと変化していることがわかった。このことからHFTは市場流動性を高める効果がある可能性が示唆された。

1 まえがき

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 [1]。

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 [2][3][4][5]。例えば、Kyle[2] 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[3] 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、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ることも多い。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。

一方で、この流動性に影響を与える要因の一つとして、HFT (High Frequency Trading, 高頻度取引) があげられる。HFTが高速で取引を繰り返すことにより、取引量を増加させるため、金融市場を活発にさせる効果があるといわれている一方、市場に与える影響が大きいと暴騰暴落の頻度が高くなったともいわれている。さらにHFTが流動性にどのような影響を与えているか、体系的にほとんど議論されていない。

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一つに、人工市場を用いる手法がある。人工市場は、社会シミュレーションの一つであり、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

*連絡先：神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻
神奈川県厚木市下荻野 1030
E-mail: s1885003@cco.kanagawa-it.ac.jp

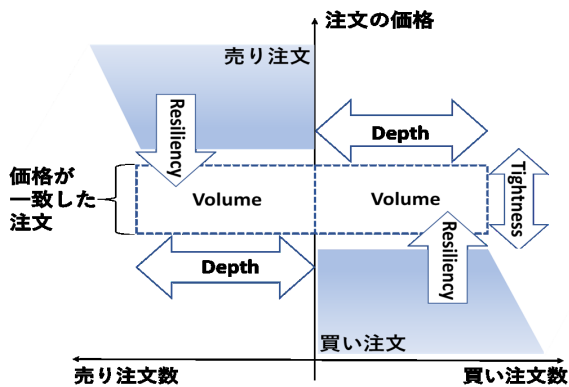


図 1: 流動性の概念整理 [9]

金融市場のことを指す [6][7][8]. 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 HFT に関する研究は、いくつか存在する。しかしながら、HFT が流動性そのものにどのような影響を与えるかを調べた研究は見当たらない。

そこで本研究では、HFT を導入した人工市場のパラメータを変更して流動性指標間の関連を調査する。すなわち、HFT を導入した人工市場において、市場価格のティックサイズなどの市場内のパラメータを変更することで、HFT の存在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、HFT 非導入時の流動性指標の特性との比較などを行い、調査する。

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し、流動性の実証研究についても説明する。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の詳細や得られた結果について説明する。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。

2 流動性

2.1 流動性の定義

流動性を計測する実証研究では、図 1 のように 4 つの評価軸 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) がよく使用されている [9].

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 種類が存在するが、本研究では出来高を Volume とする。

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。本研究においてもビッド・アスク・スプレッドを Tightness とする。

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。本研究では値幅・出来高比率を Resiliency とする。

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。本研究ではベスト・ビッドから50離れた価格までの注文量をDepthとする。

3 人工市場モデル

3.1 市場構成

本研究では、Mizuta.et.al[10]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。また高頻度取引を行うエージェントは、草田ら[11]のポジションマーケットメイカーエージェントを基にモデル化した。通常の投資家をモデル化したMizuta.et.al[10]のエージェントをノーマルエージェント、草田ら[11]のポジションマーケットメイカーエージェントをHFTエージェントと呼ぶ。

本モデルは、1つの資産のみを取引対象とし、ノーマルエージェントは n 体おり、ノーマルエージェント $j = 1$ から、 $j = 2, 3, 4, \dots$ と順番に注文を出す。最後のノーマルエージェント $j = n$ が注文を出すと、次の時刻にはまたはじめのノーマルエージェント $j = 1$ が注文を出していく。時刻 t はノーマルエージェント1体が注文を出すたびに、1だけ増える。つまり、注文をしただけで取引が成立しない場合も1ステップ進む。HFTエージェントは各ノーマルエージェントが注文を出す前に、買いと売りの注文を行う。HFTエージェントの注文では時刻 t は進まない。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 ノーマルエージェントの注文プロセス

ノーマル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。ノーマルエージェント 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。

$$r_{e_j}^t = \frac{1}{w_{1,j}^t + w_{2,j}^t + u_j} (w_{1,j}^t \log \frac{P_f}{P^{t-n}} + w_{2,j}^t r_{h_j}^t + u_j \epsilon_j^t) \quad (1)$$

ここで、 $w_{1,j}^t$ は時刻 t におけるノーマルエージェント 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 におけるノーマルエージェント 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。 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）であり、 ϵ_j^t は時刻 t 、ノーマルエージェント j の乱数項で、平均0、標準偏差 σ_e の正規分布乱数である。 $r_{h_j}^t$ は時刻 t に、ノーマルエージェント j が計測した過去リターンであり、 $r_{h_j}^t = \log(P^{t-n}/P^{t-(n+\tau_j)})$ 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} までの一様乱数でノーマルエージェントごとに決める。

式(1)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直前期の市場価格を比較し、市場価格が安ければプラス、高ければマイナスの予想リターンを表す。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。第3項目はノイズの成分を表す。

予想リターン $r_{e_j}^t$ より予想価格 $P_{e_j}^t$ は式(2)で求める。

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

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

$$P_\sigma = P_{e_j}^t \times Est \quad (3)$$

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 ら [12] のモデルを参考にモデル化した。学習はノーマルエージェントごとに注文の直前におこなわれ、ファンダメンタル投資家の場合の予想リターンを $r_{e_{1,j}}^t = \log(P_f/P^{t-1})$ 、テクニカル投資家の場合の予想リターンを $r_{e_{2,j}}^t = r_{h_j}^t$ とする。これら $r_{e_{i,j}}^t$ を学習期間のリターン $r_l^t = \log(P^t/P^{t-t_l})$ 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 、ノーマルエージェント 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ようとしている。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。

3.4 HFT エージェント

HFT エージェントはマーケットメイク戦略（買い注文と売り注文のそれぞれに約定しやすい価格で指値注文を行う）をとる投資家をモデル化したものである。草田らの人工市場では 2 資産の市場を対象としているが、本研究では 1 資産のみを対象とする。

HFT エージェントは 1 体のみ存在し、各ノーマルエージェントが注文を出す前に、每期買いと売りの指値注文を 1 単位ずつ行う。また HFT エージェントが新たに注文を出す際には、約定せずに注文板に残った前回の注文をキャンセルし注文を出しなおす。そのため、HFT エージェントどおしの取引は起こらない。

HFT エージェントは以下の手順に従い、買い売りそれぞれの注文価格を決定する。時刻 t におけるベスト・ビッドを $P^{t,buy}$ 、ベスト・アスクを $P^{t,sell}$ 、HFT エージェント固有のスプレッドを θ_{pm} とする。そして HFT エージェントが抱えるポジションを s_{pm}^t 、自身の資産ポジション考慮度を ω_{pm} とすると、買い注文価格 $P_{o,pm}^{t,buy}$ と売り注文価格 $P_{o,pm}^{t,sell}$ は式 (6)、式 (7)、式 (8) で求める。

$$P_{o,pm}^{t,buy} = P_{fv,pm}^t - \frac{1}{2}(P_f \times \theta_{pm}) \quad (6)$$

$$P_{o,pm}^{t,sell} = P_{fv,pm}^t + \frac{1}{2}(P_f \times \theta_{pm}) \quad (7)$$

$$P_{fv,pm}^t = (1 - \omega_{pm}(s_{pm}^t)^3) \cdot \frac{1}{2}(P^{t,buy} + P^{t,sell}) \quad (8)$$

上記の式では HFT エージェントの注文が成行注文になってしまう恐れがあるため、それを防ぐため式 (9)

表 1: 基準となるパラメータ
パラメータ 値

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_e	0.06
Est	0.003
t_c	20,000
ΔP	1.0
P_f	10,000
m	0.01
t_g	1,000
θ_{pm}	0.0003
ω_{pm}	0.00000005

の制約を設けた。

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &\geq P^{t,sell} \\ P_{o,pm}^{t,sell} &\leq P^{t,buy} \end{aligned} \quad (9)$$

式 (9) の成約時の HFT エージェントの注文価格は式 (10)、式 (11) のようになる。

$$P_{o,pm}^{t,buy} = \begin{cases} P^{t,sell} - \Delta P & (P_{o,pm}^{t,buy} \geq P^{t,sell}) \\ P_{o,pm}^{t,sell} - (P_f \times \theta_{pm}) & (P_{o,pm}^{t,sell} \leq P^{t,buy}) \end{cases} \quad (10)$$

$$P_{o,pm}^{t,buy} = \begin{cases} P_{o,pm}^{t,buy} + (P_f \times \theta_{pm}) & (P_{o,pm}^{t,buy} \geq P^{t,sell}) \\ P^{t,buy} + \Delta P & (P_{o,pm}^{t,sell} \leq P^{t,buy}) \end{cases} \quad (11)$$

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。各パラメータ値を変更して流動性の評価軸 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) の変動を検証する。

実験で用いるモデルの基準パラメータ値を表 1 に示す。このうち、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基準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 10 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。また、ボラティリティについても算出する。シミュレーションは時刻 $t = t_{end} = 1,000,000$ までおこなった。

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
σ_e	0.02	0.04	0.06	0.08	0.1
$w_{1,max}$	1.0	3.0	5.0	8.0	10.0
$w_{2,max}$	1.0	3.0	5.0	8.0	10.0

表 3: Stylized Fact

尖度		0.0777
価格騰落率の 2 乗の 自己相関	lag1	0.120
	lag2	0.0556
	lag3	0.0503
	lag4	0.0455
	lag5	0.0434

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 [13], [14] 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。

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、本人工市場は妥当性があることが示された。

4.3 実験結果

4.3.1 ティックサイズ ΔP 変更実験

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 の左側, HFT 非導入時の 4 指標の平均を表 4 の右側に示す。

表 4 より, HFT が導入されると流動性指標は以下のような傾向を示した。

Volume は HFT の有無によらず、どちらも減少傾向であるが、 ΔP が 10, 100 の時を除き、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は大きくなっている。Tightness, Resiliency もどちらも増加傾向であるが、 ΔP が 100 の時を除き、HFT 導入時の両指標は非導入時と比べ、値は小さくなっている。Depth においては傾向自体が逆

転し、HFT 導入時には増加傾向から減少傾向へと転じ、値は大きくなった。 ΔP が 100 の時には、すべての流動性指標が HFT 導入時と導入時で同じような結果になった。

4.3.2 ファンダメンタル成分の重みの最大値 $w_{1,max}$ 変更実験

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 の左側, HFT 非導入時の 4 指標の平均を表 5 の右側に示す。

表 5 より, HFT が導入されると流動性指標は以下のような傾向を示した。

Volume は HFT の有無によらず、どちらも減少傾向だが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は大きくなっている。Tightness はどちらも減少傾向であるが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は小さくなっている。Resiliency においては傾向自体が逆転し、HFT 導入時には減少傾向から増加傾向へと転じ、値は小さくなっている。Depth はどちらも増加傾向だが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は大きくなっている。

4.3.3 テクニカル成分の重みの最大値 $w_{2,max}$ 変更実験

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 の左側, HFT 非導入時の 4 指標の平均を表 6 の右側に示す。

表 6 より, HFT が導入されると流動性指標は以下のような傾向を示した。

Volume は HFT の有無によらず、どちらも減少傾向だが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は大きくなっている。Tightness はどちらも減少傾向であるが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は小さくなっている。Resiliency においては傾向自体が逆転し、HFT 導入時には減少傾向から増加傾向へと転じ、値は小さくなっている。Depth はどちらも増加傾向だが、HFT 導入時では非導入時と比べ、値は大きくなっている。

4.3.4 ノイズ成分の予想リターン計算 e_j^t に用いる定数 σ_e 変更実験

ノイズ成分の予想リターン計算 e_j^t に用いる定数 σ_e 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 の左側, HFT 非導入時の 4 指標の平均を表 7 の右側に示す。

表 4: HFT 導入時 (左) と非導入時 (右) における ΔP 変更実験

ΔP	HFT 導入時				HFT 非導入時			
	Volume	Tightness	Resiliency	Depth	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.01	281,449	2.938	0.00157	3,961	265,884	12.015	0.0104	2,362
0.1	284,172	3.042	0.00164	3,885	267,309	12.174	0.0106	2,326
1.0	277,638	4.012	0.00230	3,804	266,209	12.406	0.0108	2,363
10.0	255,839	13.826	0.00776	3,053	266,892	17.579	0.0118	2,431
100.0	249,194	100.001	0.01933	3,183	249,419	100.001	0.0193	3,189

表 5: HFT 導入時 (左) と非導入時 (右) における $w_{1,max}$ 変更実験

$w_{1,max}$	HFT 導入時				HFT 非導入時			
	Volume	Tightness	Resiliency	Depth	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	277,638	4.012	0.00230	3,804	266,209	12.406	0.0108	2,363
3.0	257,887	3.947	0.00233	4,171	247,682	12.014	0.0094	2,807
5.0	239,392	3.886	0.00238	4,510	230,026	11.772	0.0084	3,283
8.0	216,706	3.804	0.00248	4,926	207,453	11.171	0.0074	3,896
10.0	205,187	3.763	0.00255	5,139	196,318	10.675	0.0070	4,201

表 7 より, HFT が導入されると流動性指標は以下のような傾向を示した。

Volume は HFT の有無によらず, どちらも増加傾向だが, HFT 導入時では非導入時と比べ, 値は大きくなっている。Tightness はどちらも増加傾向であるが, HFT 導入時では非導入時と比べ, 値は小さくなっている。Resiliency においては傾向自体が逆転し, HFT 導入時には増加傾向から減少傾向へと転じ, 値は小さくなっている。Depth はどちらも減少傾向だが, HFT 導入時では非導入時と比べ, 値は大きくなっている。

4.3.5 ばらつき係数 Est 変更実験

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 の左側, HFT 非導入時の 4 指標の平均を表 8 の右側に示す。

表 8 より, HFT が導入されると流動性指標は以下のような傾向を示した。

Volume と Depth は HFT の有無によらず, どちらも減少傾向であるが, HFT 導入時の両指標は非導入時と比べ, 値は大きくなっている。Tightness においては傾向自体が逆転し, HFT 導入時には増加傾向から減少傾向へと転じ, 値は小さくなっている。Resiliency はどちらも増加傾向だが, HFT 導入時では非導入時と比べ, 値は小さくなっている。

4.4 HFT 導入時と非導入時における流動性指標の変化

表 4 から表 8 より, HFT エージェントが導入されている市場では, 導入されていない市場と比べ, Volume, Depth の値は増加し, Tightness, Resiliency の値は減少しており, すべての流動性指標が流動性を高める傾向にある。つまり, HFT を行う投資家が存在することにより, 流動性は高くなる可能性が示唆されている。

Volume が高くなる理由として, HFT エージェントの注文価格設定方法があげられる。HFT エージェントは毎期の注文の際にベスト・ビッド, ベスト・アスクを参照して買いと売りの注文を行うため, それまでノーマルエージェントの注文で形成されていたベスト・ビッド, ベスト・アスクが HFT エージェントの注文に置き換わる。その結果, その後のノーマルエージェントの注文が成行注文になりやすく, 出来高は増加傾向となる。

Tightness が減少する理由は, HFT エージェントがベスト・ビッド, ベスト・アスクを更新するような価格で買い注文と売り注文を出しているからである。HFT エージェントが出す買い注文と売り注文の幅は $P_f \cdot \theta_{pm} = 10000 \cdot 0.0003 = 3$ となるため, ビッド・アスク・スプレッドは大幅に小さくなる。

Resiliency が減少する理由は, 値幅・出来高比率の分母は出来高であるが, HFT エージェントが約定しやすい価格で注文を出すため, 出来高は増加する。HFT エージェントが出す注文が約定する場合, ボラティリティが低くなり価格の変動が抑えられたと考えられる。そのため, 分子の 1 日の値幅は小さくなる。分母は大

表 6: HFT 導入時 (左) と非導入時 (右) における $w_{2,max}$ 変更実験

$w_{2,max}$	HFT 導入時				HFT 非導入時			
	Volume	Tightness	Resiliency	Depth	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	406,155	4.497	0.00222	1,441	372,930	78.297	0.0518	223
3.0	366,397	4.330	0.00211	2,172	348,262	31.672	0.0267	645
5.0	333,144	4.208	0.00212	2,783	320,592	21.473	0.0180	1,080
8.0	296,810	4.080	0.00224	3,453	285,224	14.869	0.0123	1,840
10.0	277,638	4.012	0.00230	3,804	266,209	12.406	0.0108	2,363

表 7: HFT 導入時 (左) と非導入時 (右) における σ_ϵ 変更実験

σ_ϵ	HFT 導入時				HFT 非導入時			
	Volume	Tightness	Resiliency	Depth	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.02	152,011	3.471	0.00335	6,116	151,109	5.308	0.0061	5,655
0.04	229,627	3.837	0.00254	4,693	222,479	8.975	0.0081	3,644
0.06	277,638	4.012	0.00230	3,804	266,209	12.406	0.0108	2,363
0.08	308,131	4.120	0.00218	3,239	296,523	15.928	0.0137	1,648
0.1	329,797	4.193	0.00216	2,832	318,035	18.821	0.0169	1,268

きくなり、分子は小さくなるため、値幅・出来高比率が小さくなる。

Depthが増加する理由は、HFT エージェントが導入されている市場ではHFT エージェントの指値注文が約定しやすく、Depthの計測範囲内のノーマルエージェントの指値注文が消えないため、Depthは増加傾向にある。

ただし、ティックサイズ ΔP が100の時では上記の限りではない。このパラメータ値では、HFT 導入時と非導入時で流動性指標に変化がなかった。これは ΔP が100以外の場合、HFT 導入時のビッド・アスク・スプレッドはHFT非導入時よりも小さいが、ティックサイズが100になることでビッド・アスク・スプレッドは強制的に100に広げられる。ノーマルエージェントの注文幅が広がったことで、HFT エージェントの指値にノーマルエージェントの注文が当たらなくなり約定しないため、HFT エージェントがいてもいなくても同じ状況にあると考えられる。

5 まとめ

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、高頻度取引がそれら指標にどのような影響を与えるのか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、どのパラメータを変更した場合においても、HFT が導入されていない市場の4指標の値と比べ、4指標すべて

が流動性が向上したといえる方向に変化した。このことからHFTを行う投資家の存在により、流動性が高くなる可能性が示唆された。

留意事項

本論文はスパークス・アセット・マネジメント株式会社の公式見解を表すものではありません。すべては個人的見解です。

参考文献

- [1] T. Kurosaki, Y. Kumano, K. Okabe, and T. Nagano. Liquidity in JGB markets: An evaluation from transaction data. Bank of Japan Working Paper Series 15-E-2, Bank of Japan, May 2015.
- [2] Albert S. Kyle. Continuous auctions and insider trading. *Econometrica*, Vol. 53, pp. 1315–1336, 1985.
- [3] Yakov Amihud. Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, pp. 31–56, 2002.
- [4] J. Muranaga. Dynamics of market liquidity of Japanese stocks: An analysis of tick-by-tick data

表 8: HFT 導入時 (左) と非導入時 (右) における *Est* 変更実験

<i>Est</i>	HFT 導入時				HFT 非導入時			
	Volume	Tightness	Resiliency	Depth	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.003	277,638	4.012	0.00230	3,804	266,209	12.406	0.0108	2,363
0.005	220,858	3.984	0.00290	3,344	206,866	12.937	0.0125	2,405
0.01	146,416	3.942	0.00445	2,247	131,180	13.605	0.0191	1,821
0.02	84,989	3.898	0.00758	1,292	73,462	14.208	0.0191	1,088
0.03	59,677	3.879	0.01074	896	51,052	14.598	0.0191	754

of the tokyo stock exchange. In Bank for International Settlements, editor, *Market Liquidity: Research Findings and Selected Policy Implications*, Vol. 11, pp. 1–25. Bank for International Settlements, 1999.

- [5] K. H. Chung, K. A. Kim, and P. Kitsabunarat. Liquidity and quote clustering in a market with multiple tick sizes. *Journal of Financial Research*, Vol. 28, No. 2, pp. 177–195, 2005.
- [6] S.-H. Chen, C.-L. Chang, and Y.-R. Du. Agent-based economic models and econometrics. *Knowledge Engineering Review*, Vol. 27, No. 2, pp. 187–219, 2012.
- [7] C. Chiarella, G. Iori, and J. Perelló. The Impact of heterogeneous trading rules on the limit order flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 33, No. 3, pp. 525–537, 2009.
- [8] T. Mizuta, K. Izumi, I. Yagi, and S. Yoshimura. 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*, pp. 138–143, March 2014.
- [9] 土川顕, 西崎健司, 八木智之. 国際市場の流動性に関連する諸指標. Bank of Japan Review 15-E-2, 2013.
- [10] T. Mizuta, K. Izumi, I. Yagi, and S. Yoshimura. Investigation of price variation limits, short selling regulation, and uptick rules and their optimal design by artificial market simulations. *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 98, No. 7, pp. 13–21, 2015.
- [11] 草田裕紀, 水田孝信, 早川聡, 和泉潔. 保有資産を考慮したマーケットメイク戦略が取引所間競争に与える影響:人工市場アプローチによる分析, 2015.
- [12] I. Yagi, A. Nozaki, and T. Mizuta. Investigation of the rule for investment diversification at the time of a market crash using an artificial market simulation. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 14, No. 2, pp. 451–465, 2017.
- [13] R. Cont. Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236, 2001.
- [14] M. Sewell. Characterization of financial time series, 2006.