

人工市場を用いた市場流動性に影響を与える要因の検出

Detection of factors influencing market liquidity using artificial market

益田 裕司^{1*} 水田 孝信² 八木 勲¹
Yuji Masuda¹ Takanoobu Mizuta² Isao Yagi¹

¹ 神奈川工科大学情報学部

¹ Faculty of Information Technology, 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

Abstract: 市場の「流動性」に関心が高まっている。流動性は金融市場の盛況を表す目安とされ、「取引のしやすさ」ともいうことができる。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用いて、その有用性を議論していた。しかし、それらの指標が市場内外のどの要因の影響を受けて変化するのは明らかにされていない。そこで本研究では、市場内のどの要素が、流動性指標に影響を与えるのかを人工市場を用いて調査した。その結果、4つの流動性指標（Volume, Tightness, Resiliency, Depth）は、人工市場のパラメータのうち、1) ティックサイズ、2) 投資家の注文戦略を決める成分（ファンダメンタル成分、テクニカル成分、ノイズ成分）から影響を受ける可能性があることが分かった。

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状況とは、「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）」状況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。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ることも多く、調査目的によって流動性の定義は異なってくる。それに伴い、流動性を計測するために使用される指標も研究ごとに異なることが多く、ある研究で得られた流動性に関する知見が他の研究で得られた知見と整合が取れているのかどうか判断することは困難である。

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。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なふるまいをするかを確認することができる。市場側にモデル化した規制や制約を組み込むことで、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。

これまでに人工市場を使用した研究においていくつかの有益な知見が得られているが [3][4]、人工市場シミュレーションを用いた研究では、流動性そのものに着目した研究は行われていない。

そこで本研究では、金融市場における実証研究で良く用いられている流動性指標の間にどのような関係があるかを人工市場を用いて調査した。具体的には、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ながら調査する。

本論文の構成は以下のとおりである。まず2章において流動性について説明する。また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

*連絡先：神奈川工科大学情報学部
神奈川県厚木市下荻野 1030
E-mail:s1421036@cco.kanagawa-it.ac.jp

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

流動性には、確立された唯一の定義というもの存在していない。しかし「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」[2]といった定義は良く引用されている。流動性を計測する実証研究では、この定義のもとで4つの評価軸 (Volume, Tightness, Resiliency, Depth) が提示されることが多い。そして、1つの評価軸にいくつかの種類の指標が用いられる。土川ら [5] 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。また価格の騰落率 (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もあるが、以下4つの評価軸について説明する。

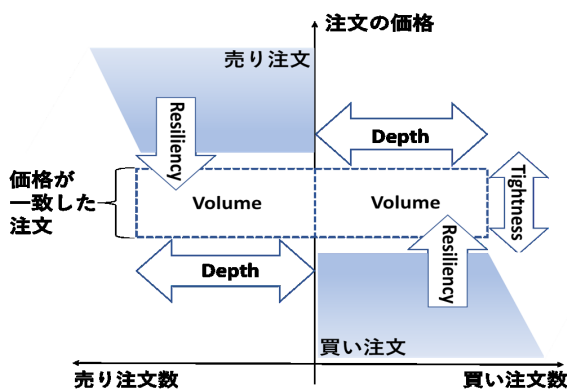


図1: 流動性の概念整理 [5]

2.1.1 市場の取引量 (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 買い手と売り手の提示価格の差 (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 市場の復元力 (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平均

均値である [6]。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 市場の厚み (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。土川ら [5] 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

村永 [7] 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。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 [8] は、呼値刻み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 ら [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。

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、 δt だけ増える。 δt は注文が発生する時間間隔であり、注文は時間的にランダムに発生し、ポアソン分布に従うと仮定する。そのため、 δt は平均 δo の指数乱数とする。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 価格決定メカニズム

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キャンセル期間 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。

3.3 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。

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

ここで、 $w_{1,j}^t$ は時刻 t 、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^t は時刻 t 、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、学習プロセスによって変化せず、その後も一定である。 P_f は時間で変化しない一定のファンダメンタル価格、 P^t は時刻 t での市場価格、 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_e 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、 $r_{h_j}^t = \log(P^{t-1}/P^{t-\tau_j})$ 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 (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。

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

3.4 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 [4] 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、ファンダメンタル投資家のみ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みの予想リターンを $r_{e_{2,j}}^t = r_{h_j}^t$ とする。これら $r_{e_{i,j}}^t$ を学習期間のリターン $r_i^t = \log(P^t/P^{t-t_i})$ と比較し、式 (5) のように $w_{i,j}^t$ を書き換える。

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

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。

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 5 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 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_e	0.06
Est	0.003
c	20,000
ΔP	0.1
P_f	10,000
m	0.01

表 2: 変更するパラメータと設定

パラメータ	値				
ΔP	0.0001 3.0	0.001 5.0	0.01 10	0.1	1.0
Est	0.003	0.005	0.01	0.02	0.03
$w_{1,max}$	1.0	3.0	5.0	8.0	
$w_{2,max}$	3.0	5.0	8.0	10	
σ_e	0.02	0.04	0.06	0.08	1.0
c	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000

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、本人工市場は妥当性があることが示された。

表 3: Stylized Fact

尖度		16.4796
価格騰落率の	lag1	0.024897
2 乗の	lag2	0.025015
自己相関	lag3	0.025879
	lag4	0.026114
	lag5	0.026321

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、20000 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、実証研究と同様に便宜上 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。

値幅・出来高比率を採用した理由は、次のとおりである。既述のように、取引が成立することで板に残っている注文が少なくなっても、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ためである。値幅・出来高比率は式 (6) で求める。

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

4.3.4 Depth

2.2 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を変更して行う実験があることやティックサイズ刻みで Depth を取り出そうした場合、Depth の値が極端に小さく見えてしまう。そこで Depth は実験開始から実験終了までの間、1 期ごとの最良気配値から 50 離れた値までの注文枚数を求め、期間内の注文枚数の平均値を用いることとした。

4.4 実験結果

4.4.1 ティックサイズ ΔP 変更実験

ティックサイズ ΔP を、0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1.0, 3.0, 5.0, 10.0 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, Tightness, Resiliency の値は大きくなり、Depth の値は小さくなる。

以下にこのようになった理由を述べる。

まず、Volume (出来高) が大きくなった理由は次のとおりである。ティックサイズが大きくなると、注文価格の刻みが荒くなり同じ価格の注文が複数残りやすくなる。最良気配値の注文も多くなるため、注文板から注文がなくなりにくく、取引機会は減らず出来高は高くなるからである。

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いため、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からである。

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・出来高比率の計算式 (式 (6) 参照) 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のため、増加傾向になる。分母の出来高も増加傾向にあるが、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 が小さくなった理由だが、本研究の人工市場では注文数を常に 1 つとしているため、取引が成立し続けられれば、注文板に残った指値注文は減り続ける。そのため、ティックサイズが大きくなるほど Depth は小さくなる。

表 4: ΔP 変更実験

ΔP	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.0001	260,409	16.328	1.0169	2,185.13
0.001	263,467	16.841	1.0384	2,095.88
0.01	263,500	16.879	1.0360	2,094.33
0.1	265,140	17.122	1.0463	2,052.43
1.0	267,352	17.809	1.0596	2,037.84
3.0	272,635	19.409	1.0820	1,931.12
5.0	280,804	21.383	1.1370	1,906.47
10.0	289,561	24.849	1.1794	1,978.40

4.4.2 ノイズ成分の予想リターン計算 e_j^t に用いる定数 σ_ϵ 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_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 5 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。

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 の値が大きいくほど、エージェントの注文価格予想が荒くなり、取引が成立する可能性が高くなるからである。

次に、Tightness が大きくなった理由であるが、エージェントの注文価格予想が荒くなり、取引が成立する可能性が高くなると、必然的にビッド・アスク・スプレッドは広がるからである。

さらに、Resiliency が大きくなった理由も同様で、エージェントの注文価格予想が荒くなるのが原因で、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、分子の増加割合の方が大きいと考えられる。

最後に 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_ϵ の値が大きいくほど Depth は小さくなる。

表 5: σ_ϵ 変更実験

σ_ϵ	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.02	149,973	6.066	0.5940	5,474.57
0.04	225,272	11.825	0.8117	3,285.43
0.06	265,140	17.122	1.0463	2,052.43
0.08	291,861	22.997	1.3320	1,277.79
0.1	311,118	29.591	1.6646	811.41

4.4.3 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 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 節の実験とは逆の結果が得られた。すなわち、 $w_{1,max}$ が大きくなる (ファンダメンタル投資家が目立つようになる) と、Volume, Tightness, Resiliency の値は小さくなり、Depth の値は大きくなる。

このような傾向となった理由は、ファンダメンタル成分の重みを大きくさせるということは、テクニカル

成分やノイズ成分の重みを相対的に小さくしているからだと考えられる。その結果、ノイズ成分の影響を変化させた 4.4.2 節の実験と同様の相関が得られた。

表 6: $w_{1,max}$ 変更実験

$w_{1,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	265,140	17.122	1.0463	2,052.43
3.0	244,241	14.906	0.9057	2,691.23
5.0	228,920	13.398	0.8222	3,158.24
8.0	208,670	11.589	0.7408	3,764.25

4.4.4 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 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 7 に示す。本実験では 4.4.2 節の実験とは反対の結果、かつ、4.4.3 節の実験とは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（テクニカル投資家が目立つようになると）と、Volume, Tightness, Resiliency の値は小さくなり、Depth の値は大きくなる。

このような傾向となった理由は、テクニカル成分の重みを大きくさせるということは、ファンダメンタル成分やノイズ成分の重みを相対的に小さくしているからだと考えられる。その結果、ノイズ成分の影響を変化させた 4.4.2 節の実験、ファンダメンタル成分の重みを変化させた 4.4.3 節の実験と同様の相関が得られた。

表 7: $w_{2,max}$ 変更実験

$w_{2,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
3.0	332,824	45.201	2.3153	421.72
5.0	310,981	30.698	1.6621	815.62
8.0	282,196	20.825	1.2141	1,540.53
10.0	265,140	17.122	1.0463	2,052.43

4.4.5 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 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。

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注文価格のばらつきも広がるため、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、出来高が減少するからである¹。

次に、Tightness が大きくなった理由については、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り、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るからである。

さらに、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、出来高が急速に小さくなっていることがわかる。その結果、値幅・出来高比率が大きくなったものと考えられる。

最後に、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ったものと考えられる。

表 8: Est 変更実験

Est	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.003	265,140	17.122	1.0463	2,052.43
0.005	213,556	17.498	1.2660	2,107.08
0.01	143,536	18.934	1.9467	1,560.71
0.02	87,270	20.681	3.4044	924.41
0.03	63,228	21.826	4.9170	641.00

4.4.6 キャンセル期間 c 変更実験

キャンセル期間 c を 5,000, 10,000, 15,000, 20,000, 30,000 と変化させたときの Volume, Tightness, Resiliency, Depth の平均を表 9 に示す。

キャンセル期間 c が大きくなっても、Volume, Tightness, Resiliency には大きな変化は見られなかった。このような結果になった理由は、他の実験で変更したパラメータは、すべて注文価格に関連しているのに対し、キャンセル期間 c は価格に直接影響するパラメータではないため、キャンセル期間 c を変化させても注文価格に確かな影響が与えられなかったからだと思う。

一方で、キャンセル期間が大きくなると Depth の値は大きくなる。キャンセル期間が大きくなると、注文

¹ノイズ成分の予想リターン計算に用いる定数 σ_e が大きくなる場合とよく似たメカニズムであるが、 σ_e が大きくなるときは、予想価格帯が広がるだけで注文価格のばらつきは一定なので、予想価格帯に注文が集中するため取引が多くなる（Volume が大きくなる）。しかし、ばらつき係数が大きくなるときは、予想価格は変わらず注文価格のばらつきが大きくなるため、本文中に記載したような取引が成立しないような注文が増えてしまう（Volume が小さくなる）。

板上に注文が残っている期間が長くなるため、Depthは大きくなっただけであり、流動性が変化したわけではない。そのため、キャンセル期間 c は流動性に影響を与えるパラメータではない。

表 9: c 変更実験

c	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
5,000	261,767	16.858	0.9912	575.17
10,000	265,364	17.412	1.1365	1,036.47
15,000	263,216	16.920	1.0636	1,582.31
20,000	265,140	17.122	1.0463	2,052.43
30,000	266,204	17.297	1.0278	3,046.93

4.5 流動性指標の関係性

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。各パラメータ値が大きくなった時のそれぞれの指標の変化を上段（増加：↑，減少：↓，変化なし：—），流動性の上下を下段（上昇：○，下降：×，変化なし：—）に記している。

表 10: 各パラメータ値を増加させたときの流動性の変化（上段：指標の増減，下段：流動性の上下）

パラメータ	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
ΔP	↑	↑	↑	↓
	○	×	×	×
σ_ϵ	↑	↑	↑	↓
	○	×	×	×
$w_{1,max}$	↓	↓	↓	↑
	×	○	○	○
$w_{2,max}$	↓	↓	↓	↑
	×	○	○	○
Est	↓	↑	↑	↓
	×	×	×	×
c	—	—	—	↑
	—	—	—	○

表 10 からティックサイズ ΔP ，ノイズ成分の予想リターン計算 e_j^t に用いる定数 σ_ϵ ，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 $w_{2,max}$ を変化させたとき、Volume に対して、Tightness と Resiliency は正の相関をもち、Depth は負の相関をもつことが分かった。これは Volume を指標とするか、その他 3 つを指標とするかで流動性の方向性が正反対になることを示唆している。

この原因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 [7][8] で分かっている。逆に言えば、その理由が本研究でモデル化していないメカニズムにある可能性が示唆された。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ため、これが Volume と Depth が正の相関をもつメカニズムである可能性がある。これは今後の課題である。

ばらつき係数 Est を変化させたときは、Volume に対して、Tightness と Resiliency は負の相関、Depth は正の相関をもつことが分かった。このときは 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）もばらついて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。

最後にキャンセル期間 c を変化させたときは、Depth 以外の指標に明確な変化は得られなかった。このことから、キャンセル期間のような直接注文価格に影響を与えない要因は流動性にも明確な影響が出ないと思われる。

5 まとめと今後の課題

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、ティックサイズの大きさ、ノイズ成分の予想リターン計算に用いる定数、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を変更した際、4 つの流動性指標の間に以下に示す傾向があることが確認された。Volume が増加すると、Tightness と Resiliency, Depth は悪化（流動性が減少）ことが分かった。一方で、ばらつき係数 Est では Volume が増加すると、Tightness と Resiliency, Depth は向上（流

動性が増加)することが分かった。しかし、キャンセル期間 c を変化させた場合には流動性指標の間に明確な傾向は見られなかった。以上より、キャンセル期間のような直接注文価格に影響を与えない要因は流動性にも明確な影響が出ないと思われる。

今後の課題は次の通りである。Volume と Depth がともに上昇することは原理的に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 も上昇することが分かっている。その理由が本研究でモデル化していないメカニズムにある可能性が示唆された。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ため、これが Volume と Depth が正の相関をもつメカニズムである可能性がある。このメカニズムについて検証する必要がある。

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。

謝辞

本研究はSPS 科研費 15K01211 の助成を受けたものです。この場を借りてお礼申し上げます。

参考文献

- [1] 黒崎 哲夫, 熊野 雄介, 岡部 恒多, 長野 哲平: 国債市場の流動性: 取引データによる検証, 日本銀行ワーキングペーパー, No.15-J-2, 日本銀行, 2015.
- [2] 辰巳 憲一: 市場の流動性と HFT ~約定時間を一指標として提案する~, 学習院大学経済論集, 第 53 巻, 第 1 号, 2016.
- [3] 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.
- [4] Yagi, I., Nozaki, A., and Mizuta, T.: 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, pp451–465, 2017.
- [5] 土川 顕, 西崎 健司, 八木 智之: 国債市場の流動性に関連する諸指標, 日銀レビュー, 2013-J-6, 日本銀行金融市場局, 2013.
- [6] 海野利勝: JREIT の流動性リスクに関する研究, 日本不動産金融工学学会, 2009.
- [7] 村永 淳: 本邦株式市場の流動性に関する動学的考察 -東京証券取引所のティック・データ分析-, 日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー, No.2000-J-18, 日本銀行金融研究所, 2000.
- [8] Chung, K.H.: Liquidity and quote clustering in a market with multiple tick sizes, Journal of Financial Research, Vol.XXVIII, No.2, Summer, pp.177–195, 2005.
- [9] 辰巳 憲一: 市場の厚みの分析 ~Depth の研究展望と HFT 解明に向けての考察~, 学習院大学経済論集, 第 52 巻, 第 2 号, 2015.
- [10] Mizuta, T., Noritake, Y., Hayakawa, S., and Izumi, K.: Impacts of Speedup of Market System on Price Formations using Artificial Market Simulations, JPX Working Paper, Vol.9, Japan Exchange Group, 2015.