

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

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、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、市場参加者は市場の中間価格に近い価格で意図した数量を円滑に売買することができるため、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流動性指標を定義し、その有用性を議論してきた。しかし、どのような市場要因がこれらの指標に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、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。さらに実証研究では計測困難な価格の復元速度 (Resiliency) についても調査する。

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 [6]。

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[7] は、(1) "Tightness", 買い手と売り手の提示価格の差, (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[1] 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。

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 [2], [3], [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。

これまでの人工市場を用いた研究では、いくつかの有用な知見が得られている [14], [15]。しかしながら、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、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。つまり、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

*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

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。さらに実証研究では計測困難な価格の復元速度 (Resiliency) についても調査する。

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

市場流動性は確立された唯一の定義というものは存在していない。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」[16]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 [11]。

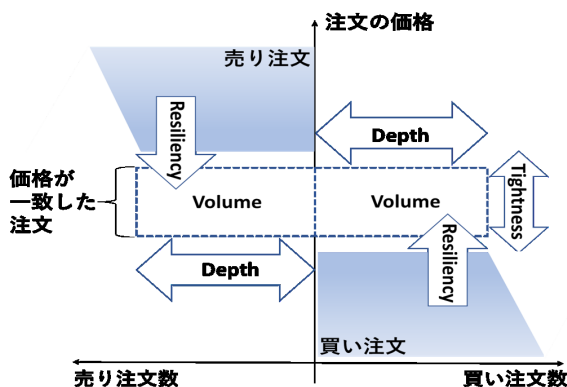


図 1: 流動性の概念整理 [11]

2.1.1 Volume

Volume は市場での取引量である。一定期間内に市場全体で取引された株式数である出来高は Volume の指標とすることができる。出来高が大きいと、頻繁な取引や短期間で大量の取引が容易になる。そのため、出来高が大きければ流動性が高いといえる。本研究では、出来高を Volume として計測する。

2.1.2 Tightness

Tightness は買い手と売り手の提示価格の差である。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。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、ビッド・アスク・スプレッドが小さいほど流動性は高いといえる。本研究では、シミュレーション期間内のビッド・アスク・スプレッドの平均を Tightness として計測する。

2.1.3 Resiliency

Resiliency は市場の復元力である。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。

本研究では、従来の計測法である値幅・出来高比率 [11] と、これまで計測困難であった価格の復元速度を Resiliency として計測する。

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。

価格の復元速度は、何らかの影響で価格が大きく変化した場合、実勢価格まで戻るのに要する時間にて表す。この時間が短いほど流動性は高いといえる。

2.1.4 Depth

Depth はベスト・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、実際の注文の量を示す。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。本研究では、シミュレーション期間内のベスト・ビッド (アスク) から 50 高い (安い) 注文の合計の量の平均を Depth として計測する。

3 人工市場モデル

3.1 市場構成

本研究では、Mizuta ら [9] 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（サラバ方式）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。

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

ここで、 $w_{1,j}^t$ 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。 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 、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、 $r_{h_j}^t = \log(P^{t-n}/P^{t-(n+\tau_j)})$ 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

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 [14] 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 、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では、以下のパラメータを用いた。具体的には、 $n = 1000$, $w_{1,max} = 1$, $w_{2,max} = 10$, $u_{max} = 1$, $\tau_{max} = 10,000$, $\sigma_e = 0.06$, $Est = 0.003$, $t_c = 20,000$, $\Delta P 1.0$, $P_f = 10,000$, $m = 0.01$ とした。またシミュレーションは時刻 $t = t_{end}$ まで

1,000,000 までおこなった。このうち、変更するパラメータとその値を表1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。

本人工市場の妥当性については Yagi et al.[13] を参照のこと。

表 1: 変更するパラメータと設定

パラメータ	値				
ΔP	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	
$w_{2,max}$	3.0	5.0	8.0	10	
Est	0.003	0.005	0.01	0.02	0.03
t_c	10,000	15,000	20,000	30,000	

4.2 実験結果

4.2.1 ティックサイズ ΔP 変更実験

ティックサイズ ΔP を、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2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は次の通りである。例として、ティックサイズ $\Delta P = 1$ の場合で考える。予想価格が 10000, 注文価格を P とする。このとき、 P の値が $10000 < P < 10001$ 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、10001 の売り注文となる。また、 P の値が $9999 < P < 10000$ 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、9999 の買い注文となる。その結果、10000 には注文が入らず、10001 と 9999 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。

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。

表 2: ΔP 変更実験

ΔP	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.1	267,618	12.167	0.0106	2,322.12
1.0	266,285	12.510	0.0107	2,366.39
10	266,535	17.481	0.0117	2,448.53
100	252,734	98.389	0.0190	3,041.21

4.2.2 ノイズ成分の予想リターン計算 ϵ_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 ϵ_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3に示す。 σ_e 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。

このようになった理由は Yagi et al.[13] に詳細に記載されているためそちらを参照のこと。

表 3: σ_e 変更実験

σ_e	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.02	151,673	5.352	0.0061	5,640.79
0.04	225,328	9.177	0.0082	3,566.54
0.06	266,285	12.510	0.0107	2,366.39
0.08	296,942	15.920	0.0136	1,650.04
0.1	319,288	19.339	0.0171	1,243.16

4.2.3 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4に示す。本実験では 4.2.2 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。

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通りである。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。予想価格がファンダメンタル価格へ収束しようとして下落(上昇)してくると、取引が成立しうる成行買い(売り)注文の数は減少する。そのため出来高は減少する。

次に、Tightness が小さくなった理由は以下の通りである。予想価格がファンダメンタル価格へ収束しようとして下落(上昇)してくると、指値注文として市場に出される注文の価格はファンダメンタル価格周辺に集中する。そのため、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。さらに上述のように Volume(取引成立回数)が減ることで、価格の幅が変動しにくくなるため、ビッド・アスク・スプレッドは小さくなるからである。

さらに、Resiliency が小さ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と考えられる。

最後に 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。

表 4: $w_{1,max}$ 変更実験

$w_{1,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
1.0	266,285	12.510	0.0107	2,366.39
3.0	246,586	11.971	0.0093	2,832.46
5.0	230,521	11.853	0.0084	3,263.83
8.0	209,168	11.260	0.0075	3,851.76

4.2.4 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 5 に示す。本実験では 4.2.3 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。

このようになった理由は、 $w_{1,max}$ のときと本質的に変わらず、ファンダメンタル価格に収束しようとするか市場価格に収束しようとするかの違いだけである。

4.2.5 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 6 に示す。ばらつき係

表 5: $w_{2,max}$ 変更実験

$w_{2,max}$	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
3.0	348,278	32.318	0.0261	632.00
5.0	321,123	21.333	0.0179	1,083.82
8.0	284,556	14.844	0.0126	1,859.86
10.0	266,285	12.510	0.0107	2,366.39

数が大きくなると、Volume, Depth は小さくなり、Tightness, Resiliency は大きくなる。

このようになった理由は Yagi et al.[13] に詳細に記載されているためそちらを参照のこと。

表 6: Est 変更実験

Est	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
0.003	266,285	12.510	0.0107	2,366.39
0.005	206,633	12.843	0.0124	2,418.61
0.01	131,389	13.581	0.0193	1,811.65
0.02	73,125	14.221	0.0339	1,092.34
0.03	51,040	14.584	0.0494	755.22

4.2.6 注文有効期間 t_c 変更実験

注文有効期間 t_c を 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 7 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。

このようになった理由については、現在調査中である。

表 7: t_c 変更実験

t_c	Volume	Tightness	Resiliency	Depth
10,000	315,304	8.556	0.0222	1,189.10
15,000	267,093	11.535	0.0122	1,972.84
20,000	266,285	12.510	0.0107	2,366.39
30,000	264,833	12.431	0.0098	3,334.00

4.3 流動性指標の関係性

表 8 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。括弧内の矢印は流動性の変化の方向に記している。

表 8: 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(↓)	増加(↓)	増加(↓)	増加(↑)
σ_ϵ	増加(↑)	増加(↓)	増加(↓)	減少(↓)
$w_{1,max}$	減少(↓)	減少(↑)	減少(↑)	増加(↑)
$w_{2,max}$	減少(↓)	減少(↑)	減少(↑)	増加(↑)
Est	減少(↓)	増加(↓)	増加(↓)	減少(↓)
t_c	減少(↓)	増加(↓)	減少(↑)	増加(↑)

表 8 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 $w_{2,max}$, 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 において, Volume に基づく流動性とその他 3 つに基づく流動性と正反対であることを示唆している。

いくつかの実証研究 [4][10] では, Volume が増加することにより Depth も上昇することが示されているが, 本研究では Volume は Depth と負の相関を持っている。

この結果の違いは, 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 が増加したときに, 多数の指値注文を出すという行動をモデル化していないため, これが Volume と Depth が正の相関を持つメカニズムの 1 つ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。

ティックサイズ ΔP においては, 注文価格を決定する際のティックサイズより小さい端数の処理による人工市場モデルの仕様によるものと考えられる。

4.4 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 [10], 実証研究の分野で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, 各種パラメータの値を表 2 と同様に変更しながら調査する。今回は 300,001 期から 330,000 期にかけての 30,000 期間, 20% の確

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 [6]。

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。

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。これらの結果は試行回数 5 回の平均である。市場価格の復元条件は, 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復元したものとみなす。

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。

4.4.1 計測結果

表 9 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。括弧内の矢印は流動性の変化の方向に記している。

表 9: 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(↓)	減少(↑)
σ_ϵ	増加(↓)	減少(↑)
$w_{1,max}$	減少(↑)	減少(↑)
$w_{2,max}$	増加(↓)	増加(↓)
t_c	減少(↑)	増加(↓)

以下, 各パラメータの値を変化させたときの価格下落率と復元までの期間について記す。

ティックサイズ ΔP を, 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 10 に示す。ティックサイズ ΔP が大きくなると, 価格下落率は増加し, 復元までの期間は減少した。ただし, $\Delta P = 100$ では価格下落率は大きく, 復元までには至らなかった。これは市場価格が 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。下落後のリバウンドの際も, 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。

表 10: 4.4 節における ΔP 変更実験

ΔP	価格下落率 (%)	復元までの期間
0.1	11.33	199,623
1.0	11.17	195,256
10	11.37	186,426
100	11.75	N/A

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価格下落率と復元までの期間の平均を表 11 に示す。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 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 の値が大きいほど、エージェントの予想価格がばらつく。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っていくため、価格下落率は大きくなる。下落が終わった後、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っていく。そのため、復元までの期間は短くなっていく。

表 11: 4.4 節における σ_ϵ 変更実験

σ_ϵ	価格下落率 (%)	復元までの期間
0.02	10.92	210,936
0.04	11.20	201,665
0.06	11.17	195,256
0.08	11.82	186,164
0.1	11.99	179,160

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。下落しつつもファンダメンタル価格へ収束しようとし、下落が抑えられるため、価格下落率は小さくなる。ファンダメンタル価格へ収束させようとするため、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。

表 12: 4.4 節における $w_{1,max}$ 変更実験

$w_{1,max}$	価格下落率 (%)	復元までの期間
1.0	11.17	195,256
3.0	10.01	92,085
5.0	9.38	661,40
8.0	8.27	50,226

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。下落した市場価格に追従していき下落が進むため、価格下落率は大きくなる。市場価格に追従していくため、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。

注文有効期間 t_c を 10,000, 15,000, 20,000, 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 14 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、最良気配値から大きく離れた価格の注文が取引されず、価格の下落は抑えられるため、価格下落率は小さく

表 13: 4.4 節における $w_{2,max}$ 変更実験

$w_{2,max}$	価格下落率 (%)	復元までの期間
3.0	10.49	91,616
5.0	11.02	123,836
8.0	11.33	169,497
10.0	11.17	195,256

なる。市場に残る注文の量が多ければ、より良い価格で取引が成立しやすく、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 14: 4.4 節における t_c 変更実験

t_c	価格下落率 (%)	復元までの期間
10,000	94.31	42,678
15,000	21.47	115,628
20,000	11.17	195,256
30,000	6.08	260,327

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、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場合、Volume に基づく流動性と Tightness と Resiliency, Depth に基づく流動性と正反対であることが分かった。しかし、ばらつき係数を変更した場合、Volume に基づく流動性は、Tightness と Resiliency, Depth に基づく流動性と相関している。これらの結果は本研究では実装されていないメカニズムを追加する必要がある可能性を示唆している。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。

一方で、注文有効期間 t_c 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も今後の課題である。

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、ノイズ成分の予想リターン計算に用いる定数を変更した場合、パラメータの増加に対し、価格下落率は正の相関、復元までの期間は負の相関を持った。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場合、両者は正反対の相関を持った。注文有効期間 t_c

を変化させた場合には、価格下落率は負の相関、復元までの期間は正の相関を持った。

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] Yakov Amihud. : Illiquidity and stock returns: Cross-section and timeseries effects, *Journal of Financial Markets*, pp.31–56, 2002.
- [2] 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.
- [3] C. Chiarella, G. Iori, and J. Perello. : 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.
- [4] 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.
- [5] R. Cont. : Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236, 2001.
- [6] 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.
- [7] Albert S. Kyle. : Continuous auctions and insider trading, *Econometrica*, Vol.53, pp. 1315–1336, 1985.
- [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] 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.
- [10] J. Muranaga. : Dynamics of market liquidity of japanese stocks: An analysis of tick-by-tick data 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.
- [11] K. Nishizaki, A. Tsuchikawa, and T. Yagi. : Indicators related to liquidity in jgb markets, *Bank of Japan Review Series 13-E-3*, Bank of Japan, 2013.
- [12] M. Sewell. : Characterization of financial time series, 2006.
- [13] I. Yagi, Y. Masuda, and T. Mizuta. : Detection of Factors Influencing Market Liquidity Using an Agent-based Simulation, *The 5th International Conference on Behavioral, Economic, and Socio-Cultural Computing (BESC2018)*, November 2018.
- [14] 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.
- [15] R. Yamamoto and H. Hirata. : Strategy switching in the japanese stock market, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 37, No. 10, pp. 2010–2022, 2013.
- [16] Bank for International Settlements : Recommendations for the design of liquid markets, Bank for International Settlements, 1999.