



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

人工市場を用いたメイカー・テイカー制が
市場間取引シェア獲得に与える影響調査

星野 真広
水田 孝信
八木 勲

2021年9月16日

Vol. 37

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。

人工市場を用いたメイカー・テイカー制が 市場間取引シェア獲得に与える影響調査*

星野 真広[†]、水田 孝信[‡]、八木 勲[§]

2021年9月16日

概要

現在の米国株式市場では取引の場が広く分散し、取引市場間の競争が激しくなっている。それにも関わらず、さらなる新規参入を試みる証券取引所がある。現在の取引所の手数料は高く、かつ手数料体系もあまりにも複雑であるため、参入余地があると考えられているからである。既に数多くの手数料体系が導入されているが、その一つにメイカー・テイカー制がある。メイカー・テイカー制とは、成行注文者（テイカー）から手数料を徴収し、指値注文者（メイカー）にリベート（報酬）を支払う手数料体系である。メイカー・テイカー制を採用した市場では、効率的な市場形成が見込まれるため取引シェアの向上が期待できるとされているが、まだ最終的な結論は得られていない。そこで本研究では、メイカー・テイカー制を採用した市場と採用していない2つの人工市場を構築し、市場間での取引シェアの変化の様子を観察した。さらにボラティリティ、市場効率性についても調査した。その結果、マーケットメイカーが、市場のビッド・アスク・スプレッドを小さくできる両建て注文を出せるくらい十分なリベートを提供してもらえると、メイカー・テイカー制を採用した市場の取引シェアが向上することが確認できた。しかし、リベートを十分に提供されていないときは、メイカー・テイカー制を採用していない市場に取引シェアが奪われることがわかった。そして、ボラティリティに関しては採用市場では低下するのに対し、非採用市場では上昇することが確認できた。市場効率性については両市場とも向上することが確認できた。

* 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

[§] 工学院大学情報学部システム数理学科

1 はじめに

現在の米国株式市場は取引の場の分散が大きく進み、取引市場間の競争が激しくなっている。それにも関わらず、さらなる新規参入を試みる証券取引所があるが、その新規参入理由の一つとして、現在の取引所の手数料が高く、かつ手数料体系があまりにも複雑であることが挙げられている(清水(2020))。既に数多くの手数料体系が提案、利用されているが、その一つであるメイカー・テイカー制についても議論が活発化している(Battalio et al. (2016); Brolley and Malinova (2020); Cox et al. (2019); Foucault et al. (2013); 岡田・齋藤(2017); Yagi et al. (2020))。メイカー・テイカー制とは、成行注文者(テイカー)から手数料を徴収し、指値注文者(メイカー)にリベート(報酬)を支払う手数料体系である。

先行研究ではメイカー・テイカー制の利点と欠点の双方が議論されている。利点としては、次の2点が挙げられる。1つ目は、効率的な市場形成が見込まれる点である。通常マーケットメイカーは売り注文価格と買い注文価格の差分(価格スプレッド)で利益を得るが、リベートをもらえるとその一部をリベートで補填できるようになる。するとその分だけ価格スプレッドを小さくすることができる。価格スプレッドが小さくなると市場価格の振れ幅も小さくなるため、価格は常にファンダメンタル価格付近に収斂し、市場が効率的になると考えられる。2つ目は、他の取引所に対して取引シェアの向上が期待できる点である(MacKenzie and Pardo-Guerra (2014))。これは、リベートを得ようとするメイカーによって(指値)注文が増えると、市場の流動性が高くなり、さらなる投資家の参入が期待できるからである。

欠点としては、取引コストおよび価格の透明性が低下することが挙げられる。メイカー・テイカー制の手数料率は市場参加者によって異なり、中でも米国株式市場においては800種類にも及んでおり、実質的な取引コストを把握することが困難と言われている(CFTC-SEC (2011))。また、メイカー・テイカー制によって支払う手数料が多くなるとテイカーにとってはその分負担が増えるが、取引コストそのものが増加するのかも自明ではない。なぜなら、取引コストには手数料のほかにマーケット・インパクト^{*1}が含まれるからである。メイカー・テイカー制を導入することで、流動性を供給するメイカーの参入が多くなると、市場流動性が向上し、マーケット・インパクトが減少する。そして、マーケット・インパクトの減少幅が、テイカーが支払う手数料の増加幅より大きくなれば、テイカーの取引コストは結果的には小さくなり、テイカーにとっても有利な状況となりえる。ところが、実データからはマーケット・インパクトを計測することは困難なため実証分析は行いにくい。他にも、メイカー・テイカー制における手数料とリベートを同等に引き下げると最良気配値付近の注文の質が低下する(注引量が減少し約定するまでの時間が長くなる)ことが知られている(Lin et al. (2016))。

これまでに1つ目の利点であるメイカー・テイカー制が市場の効率性を向上させる点について確認できた(Yagi et al. (2020); 星野他(2021))。しかし、もう1つの利点である、取引シェアの向上についてはまだ十分な議論がなされていない。よって、本研究ではメイカー・テイカー制を採用した市場と採用

^{*1} テイカーが自分自身の取引によって市場価格に与える影響のことで、流動性の低い市場では自分自身の注文で取引価格を大きく変動させてしまい、想定より高い(低い)価格での取引を強いられることになる。

していない市場との2市場間での取引シェアの検討を行うことを目的にする。本課題を実証分析にて行う場合、現実のデータを用いてメイカー・テイカー制を採用した市場とそうでない市場の実データを比較、検討することになるが、その過程で本制度とは異なる外的要因による影響が混入する恐れが出てくるため作業が困難となる。このように従来の実証分析によるアプローチでは議論が行いにくい課題に対して、人工市場を利用して解決を図る方法がある。

人工市場とは、コンピュータ上に仮想的に構築された金融市場マルチエージェントシステムである (Chiarella et al. (2009); Chen et al. (2012); Yeh and Yang (2013)). 人工市場では、エージェントにそれぞれ独自の売買手法を与え、それらを投資家として金融資産の取引をさせると、市場がどのように振る舞うかを確認することができる。そして、その市場のマクロ現象を反映した投資家エージェントのミクロの行動様式を確認することもできる。最近では人工市場を用いて市場の規制や制度が金融市場に与える本質的な影響を分析する研究が盛んに行われている (Yeh and Yang (2013); Mizuta et al. (2015); Zhou and Li (2017)).

そこで、本研究ではメイカー・テイカー制を採用した人工市場と、採用していない人工市場の2つを構築し、リポートの多寡によって採用市場の取引シェアがどのように変化するか調査した。またエージェントの市場選択が市場に与える他の影響として両市場のボラティリティと市場効率性の変化の様子を確認した。

2 人工市場モデル

2.1 市場構成

本研究では Yagi et al.(Yagi et al. (2020)) の人工市場モデルを基に、一般投資家エージェント、アルゴリズムエージェント、ポジションマーケットメイカーを導入した (図 1)。Yagi et al.(Yagi et al. (2020)) の市場は単一市場であったが、本研究では市場間取引シェアを確認するため市場を2つに拡張する。1つはメイカー・テイカー制を採用した市場 (以下、採用市場とする)、もう1つはメイカー・テイカーを採用していない市場 (以下、非採用市場とする) である。なお、2つの市場では同一資産が取引されているものとする。メイカー・テイカー制の手数料体系は2.2節で詳しく述べる。また、取引シェアを測定するため、一般投資家エージェントに市場選択を行う要素を追加した。

一般投資家エージェントは n 体、アルゴリズムエージェントは m 体 (ただし、 $1 \leq m \leq n$) とする。一般投資家エージェント j は $j = 1$ から順に注文を出していく。そして $j = n$ まで注文を出し終えたあと $j = 1$ に戻る。一般投資家エージェントが n/m 体 (小数点以下切り捨て) 注文を出すごとに、アルゴリズムエージェントが1体注文を出す。アルゴリズムエージェント k は $k = 1$ から順に注文を出し、 $k = m$ まで到達すると $k = 1$ に戻る。一般投資家エージェントは注文を行う直前に注文を出す市場を選択する。アルゴリズムエージェントは各市場に半分ずつ存在し、 k が偶数なら採用市場に、 k が奇数なら非採用市場に注文を出すように設定する。ポジションマーケットメイカーは各市場に1体ずつ存在し、一般投資家エージェントおよびアルゴリズムエージェントが注文を行う前に売りと買いの注文両方をそれぞれ出す。

時刻 t は一般投資家エージェントおよびアルゴリズムエージェント1体が注文を出すたびに1だけ

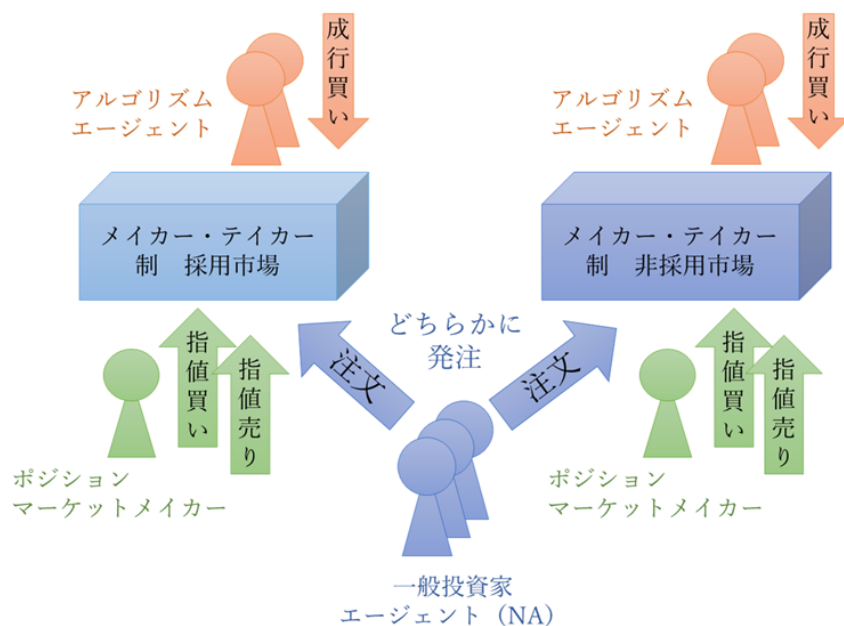


図1 一般投資家エージェントの市場選択

増える。注文をただで取引が成立しない場合も時刻 t は 1 ステップ進む。ポジションマーケットメイカーの注文で時刻 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の取引が成立するザラ場方式（連続ダブルオークション方式）とした。一般にザラ場方式では、投資家が発注した注文は、その注文と注文板の状態によって、指値注文になるか成行注文になるかが決まる。投資家が発注した注文と市場の注文板の内容とを比較して、投資家の買い（売り）注文価格より低い（高い）売り（買い）注文が注文板に既に存在していれば、この投資家の注文は成行注文となり、取引は即時成立する。取引が成立しなかった場合は、投資家が今期発注した注文は指値注文として注文板に残る。よって、指値注文を出したエージェントはメイカーの役割を、成行注文を出したエージェントはテイカーの役割を担うことになる。

2.2 手数料体系

取引所の市場運営は営利事業であり、その利益は各投資家が取引を行った際の手数料でまかなっている。メイカー・テイカー制を採用した 1 取引あたりの取引所の利益は、式 (1) で表すことができる。

$$R_{EX} = C_T - R_M \quad (1)$$

R_{EX} は取引所の必要利益、 R_M は取引所がマーケットメイカー（2.5 節参照）へ支払うリベート（負の手数料）、 C_T はテイカーが取引所に支払う手数料を表す。取引所の必要利益は Yagi et al.(Yagi et al. (2020)) と同じく $R_{EX} = 0.1\%$ とする。 R_{EX} 、 R_M 、 C_T は後述するファンダメンタル価格に対する比で示す。

2.3 一般投資家エージェント

一般投資家エージェントは、一般的な投資戦略に基づいて取引を行う投資家を想定したエージェントである。一般投資家エージェントは、ファンダメンタル価格を参照し投資判断を行うファンダメンタル戦略、過去の価格推移を利用して投資行動を行うテクニカル戦略、試行錯誤的な投資判断を表すノイズ戦略からなる。また、市場状況の変化にあわせて学習することで、ファンダメンタル戦略とテクニカル戦略の比重を適宜切り替えていく。以下に一般投資家エージェントの注文プロセスを記す。一般投資家エージェントは以下の手順に従い、買いと売りの判断を行う。一般投資家エージェント j が時刻 t の時に予想する価格の変化率（予想リターン） r_{ej}^t は式 (2) から求められる。

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

ここで、 w_{ij}^t は時刻 t における一般投資家エージェント 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_{imax} までの一様乱数で決める。右辺の分子の 1 項目の w_{1j}^t はファンダメンタル戦略の成分の重み、2 項目の w_{2j}^t はテクニカル戦略の成分の重みである。 u_j はノイズ戦略の成分の重みであり、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は変化しない。これらの重みは互いに独立して変化する。これら 3 つの重みからくる影響は式 (2) の右辺の分母にて正規化することで平準化している。

r_{ij}^t は時刻 t における一般投資家エージェント j の i 項目の予想リターンである。1 項目の r_{1j}^t はファンダメンタル成分のリターンであり、 $\ln(P_f/P^{t-1})$ とする。これは、ファンダメンタル価格と 1 期前の取引価格を比較し、取引価格の方が低ければ正、高ければ負の予想リターンを意味する。 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、 $t=0$ では $P^t = P_f$ とする）である。2 項目の r_{2j}^t はテクニカル成分の予想リターンであり、 $\ln(P^{t-1}/P^{t-1-\tau_j})$ とする。これは、過去のリターンが正なら正、負なら負の予想リターンを意味している。 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。 e_j^t は時刻 t におけるエージェント j のノイズ成分であり、平均 0、標準偏差 σ_e の正規分布乱数である。

式 (2) で導いた予想リターンを基に予想価格 P_{ej}^t を式 (3) で求める^{*2}。

$$P_{ej}^t = P^{t-1} \exp(r_{ej}^t) \quad (3)$$

注文価格 P_{oj}^t は平均 P_{ej}^t 、標準偏差 $P_{\sigma_j}^t$ の正規分布乱数で決める。ただし、 $P_{\sigma_j}^t = P_{ej}^t \cdot est$ とする。 est ($0 < est \leq 1$) を便宜上、「ばらつき係数」と呼ぶ。そして、 P_{oj}^t が P_{ej}^t より小さければ、リスク資産 1 単位の買い注文を出し、 P_{oj}^t が P_{ej}^t より大ければ、リスク資産 1 単位の売り注文を出す。

学習はエージェントごとに注文の直前に行われ、各成分の予想リターン r_{ij}^t （ただし、 $i=1,2$ ）の符号の向きと学習期間のリターン $r_i^t = \ln(P^{t-1}/P^{(t-1)-t_i})$ の符号の向きとを比較し、 w_{ij}^t を式 (4) のように書

^{*2} 本研究では対数リターンを使用している。そのため予想リターンは現在の価格の対数と予想価格の対数の差である。すなわち、 $r_{ej}^t = \ln P_{ej}^t - \ln P^t = \ln P_{ej}^t / P^t$ であり、これより式 (3) が導き出される。

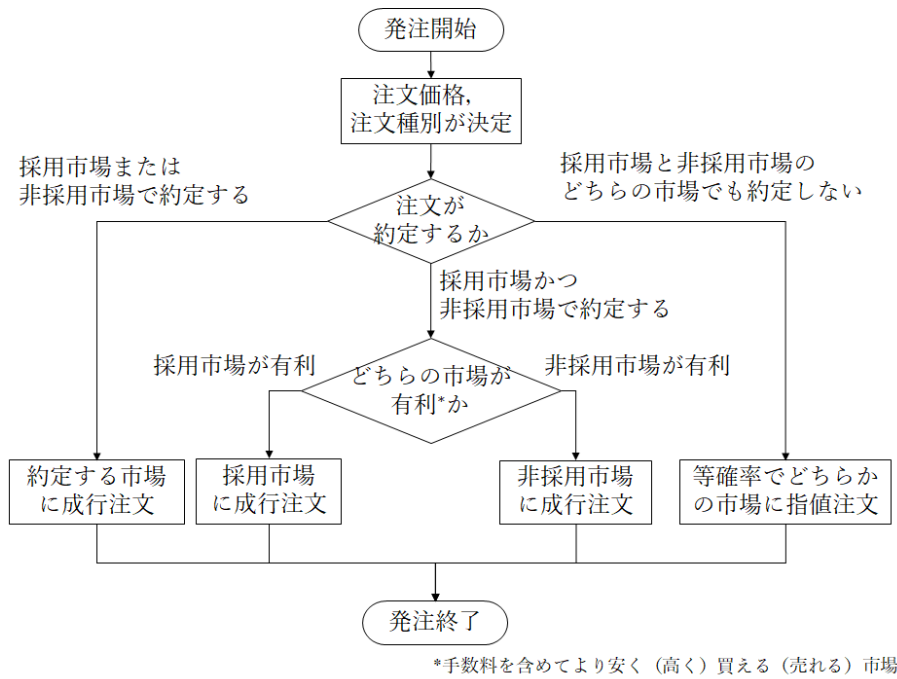


図2 一般投資家エージェントの市場選択

き換える。

$$\begin{aligned} \text{同符号なら, } w_{ij}^t &\leftarrow w_{ij}^t + k_l |r_l^t| q_j^t (w_{imax} - w_{ij}^t) \\ \text{異符号なら, } w_{ij}^t &\leftarrow w_{ij}^t - k_l |r_l^t| q_j^t w_{ij}^t \end{aligned} \quad (4)$$

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。つまり、式 (4) では、価格変化の方向の予測と現実の価格変化の方向が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 (4) の学習プロセスとは別に、 w_{ij}^t を確率 δ_l で 0 から w_{imax} までの一様乱数にて再設定を行う。これは、これまでの投資戦略を抜本的に見直すために、試行錯誤的により良い戦略を模索している姿を、客観的にモデル化したものである。

一般投資家エージェントは注文価格と注文種別（買いまたは売り）を決定したのちに注文を出す市場を選択する。図 2 は一般投資家エージェントが市場を選択するプロセスを表したものである。市場を選択するため、それぞれの市場の注文板から最も安い売り注文（最良売り気配注文）または最も高い買い注文（最良買い気配注文）を確認する。エージェントが決定した注文が採用市場または非採用市場のいずれかで約定する場合、注文が約定する方の市場に（成行）注文を出す。どちらの市場でも約定しない場合、採用市場：非採用市場 = 50 : 50 で（指値）注文を出す。どちらの市場でも約定する場合、市場の手数料を考慮した上でより安く（高く）取引できる市場に買い（売り）の（成行）注文を出す。

2.4 アルゴリズムエージェント

アルゴリズムエージェントはアルゴリズムトレードを行う機関投資家を想定したエージェントである。ここでいうアルゴリズムトレードとは予め決められた大口の注文を小口に分けて少しずつ自動的に執行する取引を指す。本モデルではこの戦略を規則的に注文数 1 の成行買い注文でモデル化している。

アルゴリズムエージェントは発注の際に、最良売り気配注文を確認する。約定する最良売り気配注文が注文板に存在すれば、その注文の価格にティックサイズ ΔP を加えた価格で買い注文を出すことで、注文を成行約定させる。約定可能な最良売り気配注文が存在しない場合、注文は行わない。

2.5 ポジションマーケットメイカー

ポジションマーケットメイカーはマーケットメイク戦略をとる機関投資家を想定したエージェントで、自身のポジション（保有しているリスク資産数、買いなら正、空売りなら負）を考慮に入れ、最良買い気配値と最良売り気配値から注文基準価格を求め、この価格に、提示スプレッド θ_{pm} （1取引あたりの期待利益率）を加えた価格で売り注文を、減じた価格で買い注文を同時に出す (Nakajima and Shiozawa (2004); 草田裕紀他 (2015); Yagi et al. (2020))。以下、単にマーケットメイカーと呼ぶ。時刻 t における取引市場の最良売り気配値 $P^{t,sell}$ 、最良買い気配値 $P^{t,buy}$ 、マーケットメイカーの提示スプレッドを θ_{pm} 、時刻 t と $t+1$ の間にマーケットメイカーが抱えるポジションを s_{pm}^t 、ポジション考慮度を w_{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 (5) で基準注文価格 $P_{fv,pm}^t$ を求めた後に、式 (6)、式 (7) で決定される。

$$P_{fv,pm}^t = \frac{P^{t,buy} + P^{t,sell}}{2} \left(1 - w_{pm} (s_{pm}^t)^3\right) \quad (5)$$

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

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

s_{pm}^t は、買い（売り）注文の取引が成立するごとに1増加（減少）する。 s_{pm}^t が正（負）の状態のとき買い（売り）ポジションであることを意味する。 w_{pm} はポジションが買いまたは売りに偏らないようにするために用いる係数である。 w_{pm} を高く設定するほど、マーケットメイカーのポジションが買い（売り）のとき、式 (5) の $P_{fv,pm}^t$ がより低く（高く）なるよう設定される。その結果、マーケットメイカーの買い（売り）注文は最良買い（売り）注文になりにくくなるため取引も成立しなくなるが、売り（買い）注文は最良売り（買い）注文になりやすくなるため取引が成立しやすくなる。

$P_{o,pm}^{t,buy}$ と $P_{o,pm}^{t,sell}$ にはマーケットメイカーの成行注文を防ぐため価格に制約を加える。その制約を式 (8) に示す。

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &\geq P_{o,pm}^{t,sell} \\ P_{o,pm}^{t,sell} &\leq P_{o,pm}^{t,buy} \end{aligned} \quad (8)$$

これらの制約を満たすときのマーケットメイカーの発注価格は式 (9)、式 (10) のようになる。これにより買い注文と売り注文の価格が逆転することも防ぐことができる。

$P_{o,pm}^{t,buy} \geq P_{o,pm}^{t,sell}$ のとき、

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &= P_{o,pm}^{t,sell} - \Delta P, \\ P_{o,pm}^{t,sell} &= (P_{o,pm}^{t,sell} - \Delta P) + P_f \cdot \theta_{pm} \end{aligned} \quad (9)$$

$P_{o,pm}^{t,sell} \leq P^{t,buy}$ のとき,

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &= (P^{t,buy} + \Delta P) - P_f \cdot \theta_{pm}, \\ P_{o,pm}^{t,sell} &= P^{t,buy} + \Delta P \end{aligned} \quad (10)$$

本研究ではマーケットメイカーに、1取引（1単位の売り注文と買い注文）で生じる期待利益を設ける。マーケットメイカーは期待利益とメイカーのリベート R_M を考慮に入れ提示スプレッド θ_{pm} を調節していく。 θ_{pm} の求め方を式 (11) に示す。

$$\theta_{pm} = Re_M - 2R_M \quad (11)$$

Re_M はマーケットメイカーが1取引あたりに必要な期待利益である。本研究では Yagi et al.(Yagi et al. (2020)) と同じく、 $Re_M = 0.3\%$ の固定値とし、対ファンダメンタル価格比で表す。 R_M に係数2がついていることに注意する。これは、メイカーが1取引行ったとき（売り注文と買い注文の両方が約定したとき）に、取引所から2注文に対するリベートが支払われることを意味している。以上の条件下で、マーケットメイカーのリベートが変化したときの提示スプレッドとテイカーの手数料の変化の関係を表1に示す。なお、 $R_M = -0.050\%$ のときは、 $C_T = 0.050\%$ となっている。これは、メイカーとテイカーともに 0.050% の取引手数料を支払うことを意味しており、採用市場に参加しているエージェントの投資行動は非採用市場のそれと実質的に全く同じ意思決定を行うことになる。よって、 $R_M = -0.050\%$ のときは、採用市場も非採用市場とみなすことができる。

表1 リベートが変化したときの提示スプレッドとテイカーの手数料（ただし、 $Re_M = 0.300\%$, $R_{EX} = 0.100\%$ ）

R_M	θ_{pm}	C_T
-0.050%	0.400%	0.050%
-0.025%	0.350%	0.075%
0.000%	0.300%	0.100%
0.025%	0.250%	0.125%
0.050%	0.200%	0.150%
0.075%	0.150%	0.175%
0.100%	0.100%	0.200%
0.125%	0.050%	0.225%
0.140%	0.020%	0.240%
0.145%	0.010%	0.245%

3 実験

3.1 実験概要

本研究では採用市場と非採用市場の2つの人工市場を構築し、各市場間での取引シェアの議論を行う。それに加え、市場選択が各市場へ与える影響を確認するため、各市場のボラティリティと市場非

効率性の確認も行う。採用市場のリベートは表 1 のようにリベート R_M を-0.050% から 0.125% までの 0.025% 刻みと 0.140%, 0.145% と変化させる。非採用市場のリベートは 2.5 節で述べたように、 $R_M=-0.050\%$ で一定とする。各パラメータ値を表 2 に記す。 t_e はシミュレーション終了時の時刻である。シミュレーションは各条件の下でそれぞれ 50 回ずつ試行し、その結果をもとに議論を行った。

表 2 基準となるパラメータ

パラメータ	値
n	980
m	20
w_{1max}	1
w_{2max}	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
t_e	1,000,000
δ_l	0.01
k_l	4.0
t_l	10,000
w_{pm}	0.00000005

3.2 取引シェア

各市場間の取引シェアを測定するために、市場の出来高（取引が成立した回数）を使用する。シミュレーション終了時の各市場の出来高を計測し、出来高の比率を取引シェアとして算出する。採用市場の出来高を V_A 、非採用市場の出来高を V_B とした場合の、採用市場の取引シェア S_A と非採用市場の取引シェア S_B の求め方を式 (12)、式 (13) に示す。

$$S_A = \frac{V_A}{V_A + V_B} \quad (12)$$

$$S_B = \frac{V_B}{V_A + V_B} \quad (13)$$

3.3 マーケット・インパクト

マーケット・インパクトとは自分自身の注文がどれくらい市場価格に影響を与えたかを示す指標である。本研究では、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取引を行ったかをマーケット・インパクト MI として定義する（式 (14) 参照）。

$$MI = \frac{1}{n_{buy}} \sum_{l=1}^{n_{buy}} \frac{p_{buy}^l - P_f}{P_f} \quad (14)$$

ここで、 n_{buy} はシミュレーション 1 試行期間においてアルゴリズムエージェントが購入した資産の総数、 p_{buy}^l はそのうちの l 回目の資産購入時の価格である。アルゴリズムエージェントが存在しない場合、取引価格の平均はファンダメンタル価格とほぼ同じになることが明らかになっている (Mizuta et al. (2014))。そのため、マーケット・インパクトを測定して値が高くなればアルゴリズムエージェントの取引が市場に影響を及ぼしているといえる。 $MI = 0$ となれば、アルゴリズムエージェントの取引は影響を及ぼしていないことになる。マーケット・インパクトはファンダメンタル価格に対する購入価格の平均乖離度で表している。

今回アルゴリズムエージェントは成行買い注文のみを行うため、アルゴリズムエージェントの（平均）取引コストはマーケット・インパクト MI と各市場の手数料 C_T の和で求めることができる。

3.4 市場非効率性

市場の効率性を測定する指標として市場非効率性 M_{ie} を用いる (Mizuta et al. (2016))。式 (15) に市場非効率性の求め方を示す。

$$M_{ie} = \frac{1}{t_e} \sum_{t=0}^{t_e} \frac{|P_i^t - P_f|}{P_f} \quad (15)$$

P_i^t は時刻 t における i 市場での取引価格（取引されなかった時刻では直近取引された価格であり、 $t = 0$ では $P_i^t = P_f$ とする）である。 M_{ie} は 0 以上の値をとり、0 ならば完全に効率的、値が大きくなるにつれて非効率であることを表している。市場非効率性はファンダメンタル価格に対する市場価格の平均乖離度で表している。

3.5 モデルの妥当性

実験を行う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・テイ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・テイルは、市場価格リターンの度数分布が正規分布と比べて裾が厚くなり、尖度が正となる状態を指す。ボラティリティ・クラスタリングは、市場価格リターンの 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。一例として、基本となるメイカー・テ

イカー制非採用時, $R_M=-0.050\%$ の場合のスタイライズド・ファクトを表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・テイルを満たしている. 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, 本人工市場は妥当であることが示された.

表3 スタイライズド・ファクト (ただし, $R_M=-0.050\%$)

尖度		34.644
価格騰落率の 2乗の 自己相関	lag1	0.0216
	lag2	0.0205
	lag3	0.0196
	lag4	0.0202
	lag5	0.0205

3.6 結果と考察

採用市場と非採用市場の取引シェアを比較すると, 採用市場のリベートが低いときは, 非採用市場の取引シェアの方が高くなった. しかし, 採用市場のリベートが一定に達すると今度は採用市場の取引シェアの方が高くなった. ボラティリティは採用市場のリベートが増加するにつれて, 採用市場では常に低下し, 非採用市場では常に上昇した. 市場非効率性は採用市場と非採用市場ともに, 採用市場のリベートが増加するにつれて減少し, 2市場間での差異はほとんど見られなかった.

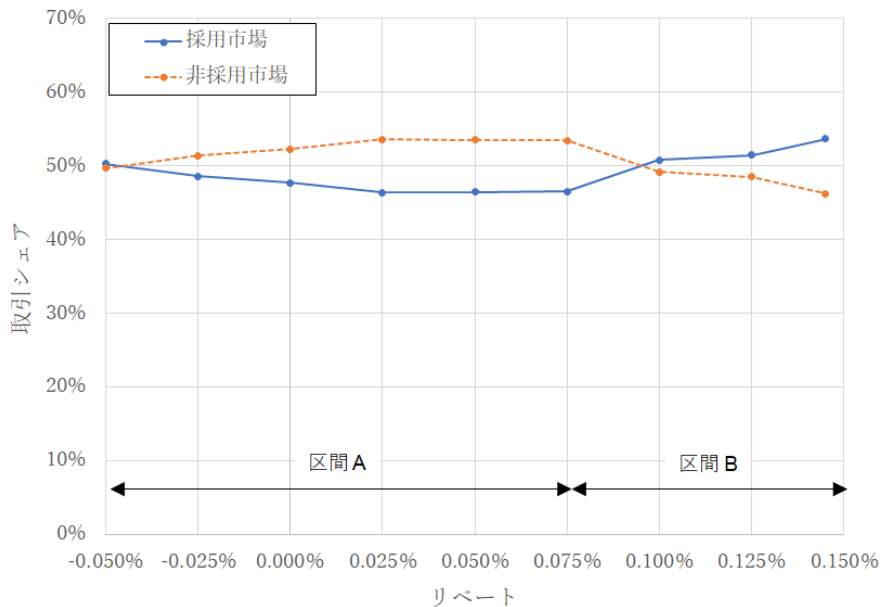


図3 各市場の取引シェア

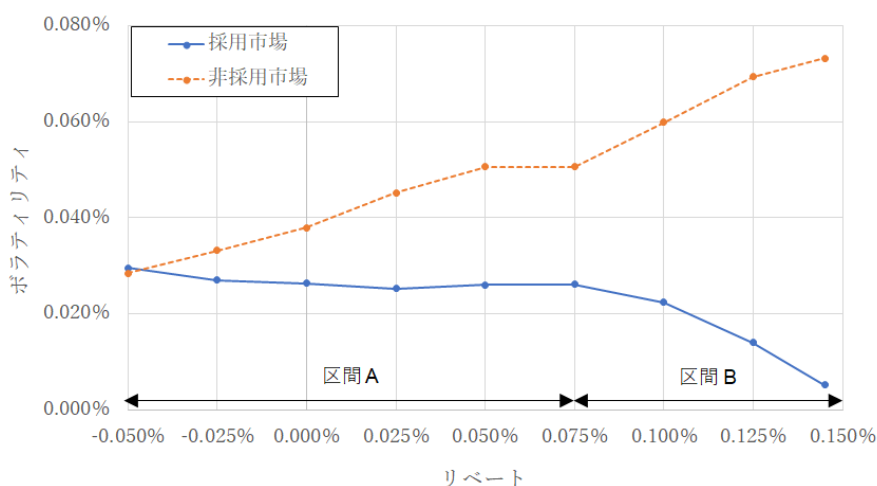


図4 各市場のボラティリティ

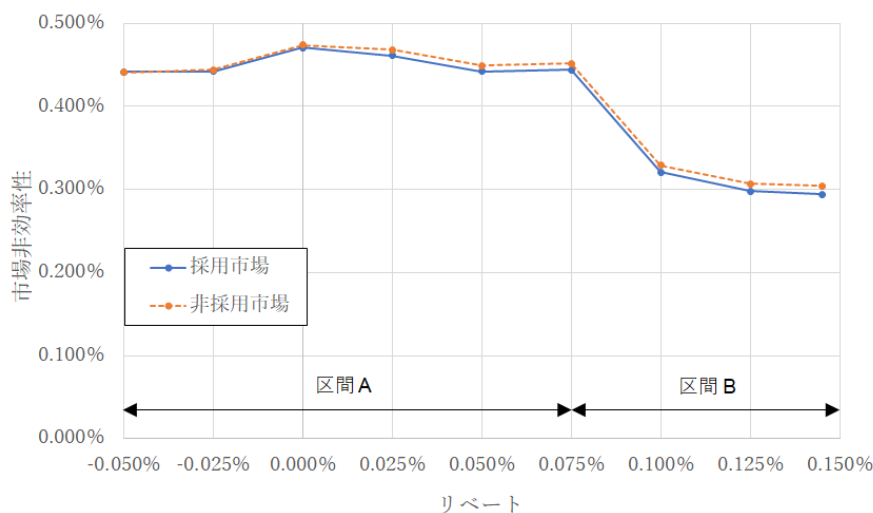


図5 各市場の市場非効率性

3.7 取引シェア

各市場間の取引シェアの結果を図3に示す。採用市場のリベートが-0.050%から0.075%の間（これ以降、この区間を「区間A」と呼ぶ。それに対し0.075%から0.150%の区間を「区間B」と呼ぶ。）は、非採用市場の取引シェアの方が高くなった。このような結果になったメカニズムは次のとおりである。Yagi et al. (2020)において、1回の約定で得られるリベートが大きいくほど、テイカーの取引コストは小さくなることを確認されている^{*3}。取引コストが低くなれば、テイカーは採用市場に発注する方が安く

^{*3} 理由は次のとおりである。リベートが大きくなるほど、マーケットメイカーは自身の注文の提示スプレッドを狭めることができるようになる。そして、ある時点で市場のビッド・アスク・スプレッドより提示スプレッドが小さくなる（本実験では区間Aと区間Bの境界（リベートが0.075%）付近でこの現象が起きていることを確認している）。すると、マーケットメイカーの注文が最良気配になりやすくなり、価格変動が抑えられることでマーケット・インパクトが小さくなるため、テ

買える（高く売れる）ことが多くなる。その結果、採用市場での取引は活発になり取引シェアが高くなる。

次に、区間 A において採用市場と非採用市場の取引シェアがそれぞれ漸減、漸増している理由を述べる。この区間ではマーケットメイカーの注文は市場のビッド・アスク・スプレッドに全く影響を与えない。そのためマーケット・インパクトも小さくならず、テイカーの取引コストは一方向的に増加することになる。その結果、一般投資家エージェントの注文は非採用市場の方にますます流れてしまうからである。

以上より、マーケットメイカーが自身の注文の提示スプレッドを市場のビッド・アスク・スプレッドより小さくできるくらい十分なリベートが支払われるならば、メイカー・テイカー制を採用した市場は非採用市場から取引シェアを獲得できる可能性があることがわかった。しかし、リベートを無尽蔵に増やしたからといって採用市場の取引シェアが増えるわけでない。なぜなら、マーケットメイカーの提示スプレッドはティックサイズより小さくできないため、採用市場のビッド・アスク・スプレッドもそれ以上小さくなることはない。その結果、採用市場の取引シェアの獲得も頭打ちになると考えらえる。

3.8 ボラティリティ

各市場のボラティリティの結果を図 4 に示す。なお本研究のボラティリティはリターン（騰落率）の標準偏差で表している。採用市場のボラティリティは区間 A では大きな変化はないが、区間 B では低下している。区間 A ではマーケットメイカーの注文は市場のビッド・アスク・スプレッドに影響を与えないため、市場の価格形成にも影響が及ばない。そのためボラティリティも安定した状態が続いている。しかし区間 B では、マーケットメイカーの提示スプレッドが市場のビッド・アスク・スプレッドより小さくなるほど市場の価格変動幅も小さくなる。その結果ボラティリティも減少していく。

非採用市場のボラティリティは、リベートが増加するにつれて常に上昇している。ただし、区間 A と区間 B でそのメカニズムは若干異なる。区間 A ではリベートが増加するほど非採用市場の取引シェアが高くなっている（図 3.7 参照）。これは非採用市場で一般投資家エージェントの成行注文が増加していることを意味している。取引が多くなれば自然と市場のビッド・アスク・スプレッドは広がってしまい、取引価格が上下に大きく変化しボラティリティが上昇していく。一方、区間 B では採用市場の方が市場のビッド・アスク・スプレッドが小さくなるため、一般投資家エージェントが非採用市場に発注しなくなる。すると、一般投資家エージェントの指値注文による注文板形成も行われにくくなるため、注文板が薄くなり一回の取引で価格が大きく動いてしまう。その結果区間 B でもボラティリティの増大が続く。

3.9 市場非効率性

各市場の市場非効率性を図 5 に示す。市場非効率性は採用市場、非採用市場ともにほとんど同じような動きとなった。区間 A では大きな変化は見られないが、区間 B ではリベートが上昇するにつれ減少していった。

イカーの取引コストが小さくなるからである。

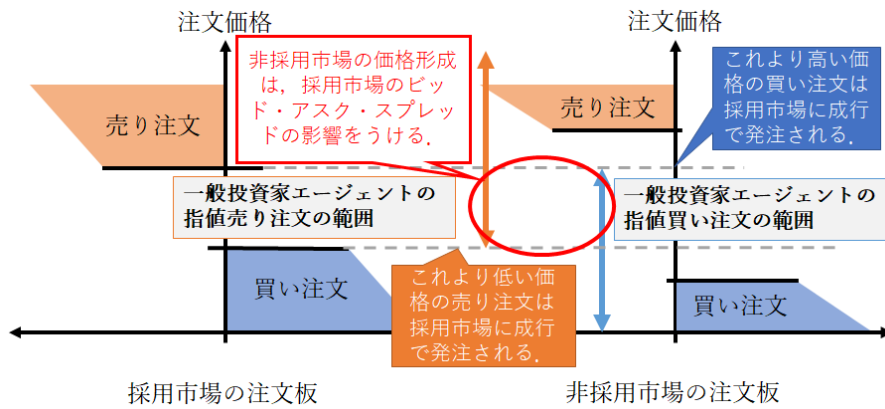


図6 非採用市場における一般投資家エージェントの注文の範囲

区間 A ではマーケットメイカーの注文は市場のビッド・アスク・スプレッドに影響を与えないため、どちらの市場も同じような価格推移となる。しかし区間 B では採用市場はマーケットメイカーがファンダメンタル価格付近で提示スプレッドを狭めていく。すると、市場価格がファンダメンタル価格から離れるような値動きをしようとしても、マーケットメイカーの形成する狭い提示スプレッド付近で注文が約定される。その結果、市場非効率性が下がる（市場効率性は上がる）。一方区間 B の非採用市場においては、マーケットメイカーは提示スプレッドを狭めないにもかかわらず、採用市場と同様に市場非効率性は減少していった。その理由は、一般投資家エージェントの市場選択によって、採用市場の値動きが非採用市場の値動きに影響を与えるためであった。以下、そのメカニズムを図6を用いて説明する。採用市場がリポートを十分に提供した場合、採用市場のビッド・アスク・スプレッドは非採用市場のそれより小さくなる。ここで、一般投資家エージェントの買い注文がどのように取り扱われるかを見てみる。非採用市場に発注されるときは、採用市場の最良売り気配より低い価格の指値注文となる^{*4}（もし相対する売り注文が既に注文板にあるのなら、その注文と即時約定することは考えられるが、いずれにせよそのときの価格は採用市場の最良売り気配より低いと考えられる）。売り注文も同様に考えることができ、非採用市場では採用市場の最良買い気配より高い価格の指値売り注文となる。以上より、非採用市場に発注される注文は、採用市場の最良買い気配値と売り気配値の間で取引されることになり、採用市場と同じような価格を形成することになる。その結果、非採用市場の非効率性も採用市場のそれと同じように減少する。

4 まとめと今後の課題

本研究では、メイカー・テイカー制を採用した人工市場（採用市場）と、採用していない人工市場（非採用市場）の2つを構築し、リポートの多寡によって採用市場の取引シェアがどのように変化するかを調査した。また、エージェントの市場選択が各市場に与える影響を確認するため、各市場のボラティリティと市場非効率性の確認も行った。その結果、マーケットメイカーが自分自身の注文によって市場

^{*4} 採用市場で約定するのであれば、採用市場に成行で発注されるため。

のビッド・アスク・スプレッドを小さくできるくらい十分なリベートを提供してもらえらば、メイカー・テイカー制を採用した市場の取引シェアが向上することが確認できた。反対にリベートを十分に提供されないときは非採用市場に取引シェアが奪われることも明らかになった。ボラティリティは採用市場では低下し、非採用市場では上昇することが確認できた。市場非効率性はリベートが大きくなるほどどちらの市場でも低下（市場効率性は向上）し、それらに大きな差がないことも確認できた。

以上より、リベートがマーケットメイカーに十分提供されているとき、メイカー・テイカー制はその制度を採用している市場のボラティリティを低下させ、市場も効率化させ、さらに他市場も効率化させる可能性があることが確認できた。しかし、リベートを適切に提供できていないときは、メイカー・テイカー制を採用した市場が他の市場に取引シェアを奪われてしまうことが明らかになった。さらに、リベートを無尽蔵に増やしたからといって採用市場の取引シェアが永遠に増えるわけでないことも示唆されている。確かにリベートを増やすほどマーケットメイカーは自分自身の両建て注文のスプレッドを小さくできる。しかしそれはティックサイズより小さくできないため、採用市場のビッド・アスク・スプレッドもそれ以上小さくなることはない。その結果、採用市場の取引シェアの獲得もどこかで頭打ちになると考えられる。これは、ビッド・アスク・スプレッドが十分小さい市場においてはメイカー・テイカー制による取引シェア獲得戦略の効果は限定的になるかもしれないことを意味している。よって、取引所がメイカー・テイカー制を採用する場合、闇雲にリベートを提供するのではなく、その市場ではメイカーがどの程度のリベートを望んでいるか、そのリベートを提供できる余裕はあるか、それに見合った見返りを得られるかなどを十分に精査する必要があるだろう。

本研究では、一般投資家エージェントの注文が採用・非採用市場のどちらの市場でも約定しないときは、どちらかの市場に等確率で指値で注文するようにしている。しかし、リベートが高くなると一般投資家も採用市場の方に優先して注文を出すようになることも考えられる。よって、今後の課題として、リベートが高くなるほど一般投資家エージェントが採用市場に優先して指値注文を出すケースについても考えていきたい。

付録 A 取引コスト

星野らは(星野他(2021)),メイカー・テイカー制を採用した市場(取引シェアを取り合う他の市場は存在しない)においてリベートが増加したときにテイカーの取引コストがどのように変化したかを議論している。テイカーの取引コストは本研究と同じくアルゴリズムエージェントの取引から計測している(3.3節参照)。リベートが少ないときは、リベートが増加していくに従い、テイカーの取引コストも増加傾向にあるが、本研究同様マーケットメイカーの提示スプレッドが市場のビッド・アスク・スプレッドと同じくらいになりはじめたところから減少に転じている(図7参照)。これはマーケット・インパクトが小さくなり始めたことに起因している。図8は本研究における採用市場と非採用市場の取引コストの推移である。傾向としては星野ら(星野他(2021))と同じ傾向であることが確認できた。非採用市場の方が取引コストが低い理由は、期間Aにおいては採用市場の方がリベートの手数料が大きく反映されるため、期間Bにおいては取引シェアが採用市場にとられる(成行注文が減る)ことで非採用市場のマーケット・インパクトも小さくなるためである(マーケット・インパクトの減少幅は採用市場の方が大きい)、非採用市場との手数料の差を覆すほどの減少幅は得られなかったため、非採用市場の取引

コストの方が若干低く推移している)。

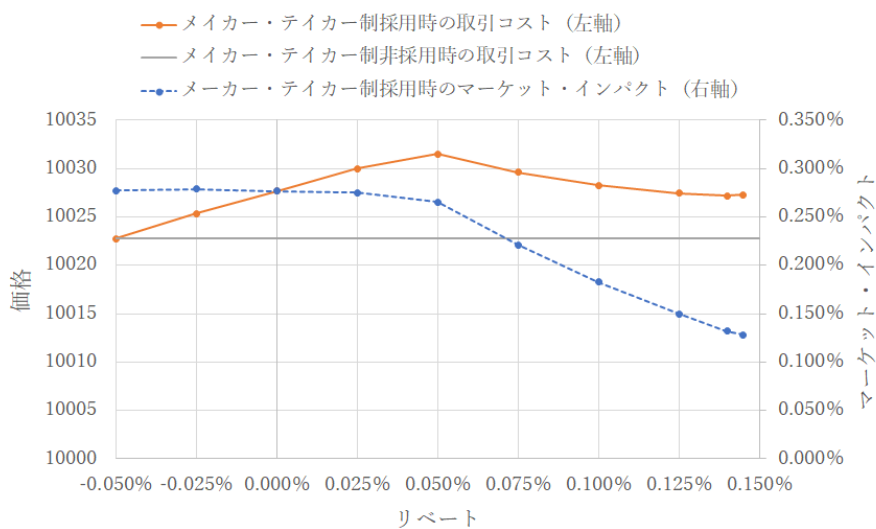


図7 マーケット・インパクトとテイカーの取引コスト (星野他 (2021) (凡例一部加工))

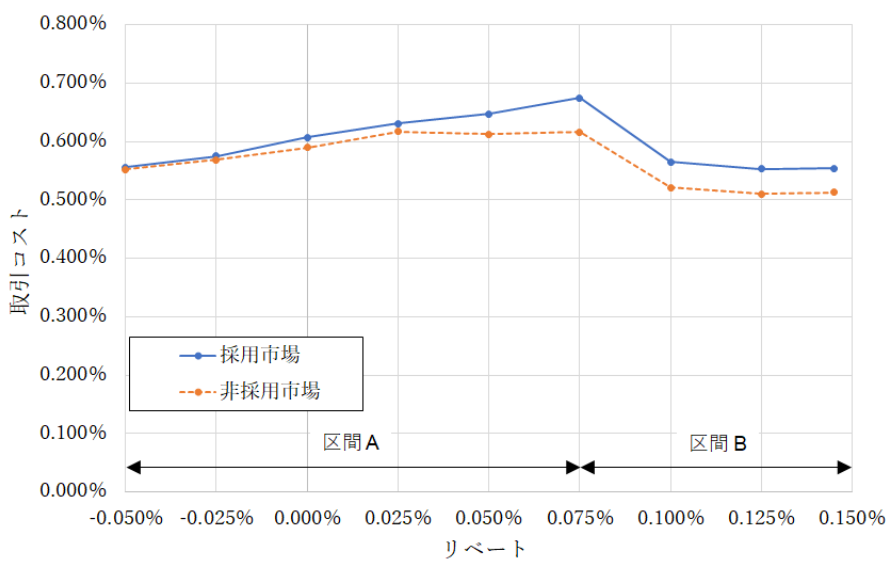


図8 本実験下におけるテイカーの取引コスト

参考文献

- Battalio, R., Corwin, S. A., Jennings, R. 2016. Can brokers have it all? on the relation between make-take fees and limit order execution quality. *The Journal of Finance*, 71 (5), 2193–2238.
- Brolley, M., Malinova, K. 2020. Maker-Taker Fees and Liquidity: The Role of Commission Structures.
- CFTC-SEC 2011. Recommendations regarding regulatory responses to the market events of may 6, 2010. Technical report, CFTC-SEC Joint Advisory Committee.
- Chen, S.-H., Chang, C.-L., Du, Y.-R. 2012. Agent-based economic models and econometrics. *The Knowledge Engineering Review*, 27 (2), 187–219.
- Chiarella, C., Iori, G., Perelló, J. 2009. The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33 (3), 525–537.
- Cont, R. 2001. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1, 223–236.
- Cox, J., Van Ness, B., Van Ness, R. 2019. Increasing the tick: Examining the impact of the tick size change on maker-taker and taker-maker market models. *Financial Review*, 54 (3), 417–449.
- Foucault, T., Kadan, O., Kandel, E. 2013. Liquidity cycles and make/take fees in electronic markets. *The Journal of Finance*, 68 (1), 299–341.
- Lin, Y., Swan, P., Harris, F. 2016. Maker-taker fee, liquidity competition, and high frequency trading. *SSRN Electronic Journal*.
- MacKenzie, D., Pardo-Guerra, J. P. 2014. Insurgent capitalism: Island, bricolage and the re-making of finance. *Economy and Society*, 43 (2), 153–182.
- Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., Yoshimura, S. 2015. 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.
- Mizuta, T., Matsumoto, W., Kosugi, S., Izumi, K., Kusumoto, T., Yoshimura, S. 2014. Do dark pools stabilize markets and reduce market impacts? investigations using multi-agent simulations. In *2014 IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics (CIFEr)*, 71–76, IEEE.
- Mizuta, T., Noritake, Y., Hayakawa, S., Izumi, K. 2016. Affecting market efficiency by increasing speed of order matching systems on financial exchanges-investigation using agent based model. In *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 1–8, IEEE.
- Nakajima, Y., Shiozawa, Y. 2004. Usefulness and feasibility of market maker in a thin market. In *the International Conference Experiments in Economic Sciences: New Approaches to Solving Real-world Problems.*, 1000–1003. <https://www.cc.kyoto-su.ac.jp/project/orc/execo/EES2004/proceedings.html>.
- Sewell, M. 2006. Characterization of financial time series.

- 清水葉子 2020. 「アメリカの市場手数料について」, 『証研レポート』, 29–38.
- Yagi, I., Hoshino, M., Mizuta, T. 2020. Analysis of the impact of maker-taker fees on the stock market using agent-based simulation.
- Yeh, C.-H., Yang, C.-Y. 2013. Do price limits hurt the market? *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 8 (1), 125–153.
- Zhou, X., Li, H. 2017. Buying on Margin and Short Selling in an Artificial Double Auction Market.
- 岡田功太・齋藤芳充 2017. 「米国株式市場のメイカー・テイカー・モデルを巡る議論-流動性向上策としてのリベートの功罪-」, 『野村資本市場クォーターリー』, 21 (2), 35-53.
- 星野真広・水田孝信・八木勲 2021. 「人工市場を用いたメイカー・テイカー制が取引コストと市場流動性に与える影響の分析」, 『人工知能学会論文誌』, 36 (5), forthcoming.
- 草田裕紀・水田孝信・早川聡・和泉潔 2015. 「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」, 『人工知能学会論文誌』, 30 (5), 675–682.