

# 人工市場シミュレーションを用いた ダーク・プールによる市場効率化の分析

水田 孝信<sup>\*1</sup>  
Takanobu Mizuta

小杉 信太郎<sup>\*2</sup>  
Shintaro Kosugi

楠本 拓矢<sup>\*2</sup>  
Takuya Kusumoto

松本 渉<sup>\*2</sup>  
Wataru Matsumoto

和泉 潔<sup>\*3\*4</sup>  
Kiyoshi Izumi

<sup>\*1</sup> スパークス・アセット・マネジメント株式会社  
SPARX Asset Management Co., Ltd.

<sup>\*2</sup> 野村証券株式会社<sup>†</sup>  
Nomura Securities Co., Ltd.

<sup>\*3</sup> 東京大学大学院 工学系研究科  
School of Engineering, The University of Tokyo

<sup>\*4</sup> 科学技術振興機構 CREST  
CREST, JST

株式市場において、注文を公開せずに注文を付き合わせる、ダーク・プールという取引市場が普及してきている。ダーク・プールは市場の安定化につながると言われている一方、ダーク・プールは価格決定を行わない市場であるため、市場全体の価格発見機能が低下し、市場全体の効率性が失われるという批判もある。本研究では1つのリット市場(注文情報が公開されている通常の市場)と1つのダーク・プールが存在する人工市場モデル(マルチ・エージェント・シミュレーション)を用いて、ダーク・プールの普及が市場を非効率にするのかどうかシミュレーションを行い分析した。その結果、ダーク・プールはビット・アスク・バウンスを低減させ市場を効率化することが分かった。さらに、ある程度までのダーク・プールの普及はリット市場へ出される成行注文(マーケット・インパクトがある注文)が減少し、流動性を供給する注文が相対的に多くなることによって、市場を効率化することが分かった。一方で、普及のしすぎはファンダメンタル価格への収斂も妨げ市場は非効率になることも分かった。普及しすぎの水準は、ダーク・プールの取引量が、リット市場の取引量より大きいときである可能性を指摘した。さらに、日本株式市場における実データとの比較を行い、シミュレーション結果と整合的な結果が得られることを示した。

## 1. はじめに

株式市場において、注文を公開せずに注文を付き合わせる、ダーク・プールという取引市場が普及してきている [SEC 10, 清水 13]。ダーク・プールは他の投資家に自分の注文を見せる必要がないため、大量の売買を行いたい投資家が、自らの大量の売買注文によって市場価格を変動させてしまうこと(マーケット・インパクト)を避けて売買ができる。このような大口投資家による大きなマーケット・インパクトを市場にもたらすことを少なくするため、市場の安定化につながると言われている [Johnson 10]。

しかしながら、価格決定機能を持たないダーク・プールが普及すると、市場全体の価格発見機能が低下し、市場が非効率になる恐れがあるという批判もある [EC 10, Ye 12]。そのため、例えば欧州では、2014年の金融商品市場指令の見直し (MiFID II) によって、ダーク・プールでの売買代金を全体の8%に制限するキャップ規制が導入された [Bowley 14]。一方で、[Zhu 13] は解析的なモデルを用いて、ダーク・プールが存在する場合の方がむしろ、価格発見機能が向上する可能性を指摘した。

ダーク・プールが今以上に普及した場合、市場を効率化すかどうか、実証研究で分析することは難しい。というのも、ダーク・プールが今以上に普及したことは過去に無いうえ、価格形成にはさまざまな要因が複雑に関わっており実証研究ではダーク・プールの効果だけを取り出すことが困難だからである。このような過去にない金融市場の状況を分析するためには、人工市場シミュレーションが有効である [LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12, Cristelli 14]。

しかし、ダーク・プールを分析した人工市場シミュレーション研究は多くない。[Mo 13] は、ダーク・プールを人工市場で分析した研究であるが、実際の株価を参照しているなどしているため、これまで以上にダーク・プールが普及した場合など、過去にない環境がどのようになるかは分析していない。[水田 14a, Mizuta 14c] では、1つのリット市場(注文情報が公開さ

れている通常の市場)と1つのダーク・プールが存在する人工市場モデルを構築し、アルゴリズム取引においてダーク・プールを使用することでマーケット・インパクトを減らせることを示した。しかし、人工市場シミュレーションを用いて、ダーク・プールのこれ以上の普及が市場全体の効率性に及ぼす影響を分析した研究はない。

そこで本研究では、[水田 14a, Mizuta 14c] の人工市場モデルを用いて、ダーク・プールの普及が市場を非効率にするのかどうかシミュレーションを行って分析した。そして、ダーク・プールの普及が、どのようなメカニズムで市場の効率性に影響を与えるのか議論する。さらに、日本株式市場における実データとの比較を行う。

## 2. 人工市場モデル

本研究では [水田 14a, Mizuta 14c] の人工市場モデルを用いて分析を行う。また、[水田 14a, Mizuta 14c] では実装されていなかった新たな市場選択モデルとして、SOR (smart order routing) を実装した場合についても分析する。[Chiarella 02, Chiarella 09] では、シンプルでありながら、実証分析で得られた長期間に存在する価格変動の統計的性質を再現できるエージェントモデルの構築に成功している。取引市場の選択は、数ミリ秒、数マイクロ秒といった、高頻度に変化する注文状況を分析しながら注文を行うアルゴリズム・トレードなどで自動的に行われることが多い。そのため、取引市場の選択について分析を行うための人工市場モデルは、約定件数やキャンセル率、1ティックごとの騰落率の標準偏差など、高頻度な時間スケールでの性質(マーケット・マイクロ・ストラクチャー [太田 11])を再現する必要がある。[水田 13a, Mizuta 13b] では、[Chiarella 02, Chiarella 09] のモデルでは再現されていなかった、これらのマーケット・マイクロ・ストラクチャーも再現した<sup>\*1</sup>。さらに、[水田 14a, Mizuta 14c] では、ダーク・プールをモデル化し、ダーク・プールが価格形成に与える影響の分析を行うのに適当なモデルを構築した。

<sup>\*1</sup> モデルのパラメータ決定の詳細は [水田 14b] に書かれている。

人工市場モデルを用いたシミュレーション研究は、実際の市場にみられる多くの統計的性質 (stylized fact) \*2 を再現したり規制の効果を検証したりと、多くの成果をあげている [LeBaron 06, Chen 12, 和泉 12, Cristelli 14]. 一方で、多くの人工市場モデルはパラメータが多すぎて不必要に複雑すぎるという指摘もされている [Chen 12]. なぜなら、モデルの妥当性は実証分析で得られている fat-tail (価格の騰落率の尖度がプラスであること) や volatility-clustering (価格の騰落率の標準偏差が自己相関を持つこと) といった代表的な stylized fact が再現できるかどうかで評価されるが、モデルを複雑にしても多くの場合は、再現できる stylized fact の種類が増えたり再現の精度が上がったりしないからである。そのため、できるだけシンプルなモデルで stylized fact を再現できた方がよいという主張がなされている [Chen 12]. というのもパラメータが多く複雑なモデルほど、モデルや計算結果の評価が難しくなるからである。そのため [水田 14a, Mizuta 14c] においても、分析目的を果たせる範囲内でなるべくシンプルなモデルの構築を行っている。実際の市場を完全に再現することを目的としておらず、実際には存在するであろう投資家をすべて網羅することはあえて行っていない。

## 2.1 基本事項

本モデルは1つの証券のみを取引対象とする。\$n\$ 体のエージェントがあり、エージェント番号 \$j = 1\$ から順番に \$j = 2, 3, 4, \dots\$ と注文を出す。最後のエージェント \$j = n\$ が注文を出すと、次の時刻にはまた初めのエージェント \$j = 1\$ から注文を出し繰り返される。時刻 \$t\$ は1体のエージェントが注文を出すごとに1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。各エージェント \$j\$ は2.3節で述べる手順に従って、売りか買いか、注文価格 \$P\_{o,j}^t\$ を決定する。注文数量は常に1と一定とする。また、各エージェントは資産を何単位でも買うことができ (キャッシュが無限大)、空売りも自由に行うことができる。

## 2.2 リット市場とダーク・プール

本モデルでは、1つのリット市場 (注文情報が公開されている通常の市場) と1つのダーク・プール (注文を公開せずに注文を付き合わせる市場) が存在する。

リット市場での価格決定メカニズムは、売り手と買い手の双方が価格を提示し、売り手と買い手の提示価格が合致するとその価格で直ちに取引が成立する、連続ダブルオークション方式 (ザラバ方式) とした [Friedman 93, TSE 13]. 価格の変化幅の最小単位は \$\delta P\$ とし、それより小さい端数は、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 (売り) 注文は、注文価格より安い (高い) 注文が既に存在すれば、最も安い (高い) 売り (買い) 注文と即座に取引が成立する。このような即座に取引が成立する注文を成行注文 \*3 とよぶ。即座に取引が成立する、相対する注文がなければ注文を残す。このように即座に成立せず残された注文を指値注文とよぶ。指値注文がキャンセル時間 \$t\_c\$ だけ経過しても取引が成立しなかった場合は、キャンセルされる。

ダーク・プールの取引価格の決定方法にはさまざまな方法があるが、本研究では実際の株式市場で広く用いられている、リット市場での最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の平均である仲値 \$P\_m^t\$ を取引価格とする方式を用いた [Johnson 10]. ダーク・プールへの注文では価格を指定しない。1単位

の買い (売り) 注文を出した場合、もし相対する売り (買い) 注文がすでにあれば、即座に売買が成立する。取引価格は、リット市場の最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の平均とする。相対する売り (買い) 注文がない場合は、注文を残し相対する注文を待つことになる。リット市場同様に残された注文がキャンセル時間 \$t\_c\$ だけ経過しても取引が成立しなかった場合は、キャンセルされる。ダーク・プールでは、買いまたは売りのどちらか一方のみの注文しか残されないこととなる。

## 2.3 エージェント

エージェントは、実際の市場の価格形成の性質を再現するために導入するものであり、stylized fact や高頻度取引にかかわる統計量を再現する範囲内でなるべくシンプルなモデルとした。

エージェントは注文価格 \$P\_{o,j}^t\$、売り買いの別を以下のように決める。時刻 \$t\$ にエージェント \$j\$ が予想する価格の変化率 (予想リターン) \$r\_{e,j}^t\$ は、

$$r_{e,j}^t = \frac{1}{w_{1,j} + w_{2,j} + u_j} \left( w_{1,j} \log \frac{P_f}{P^t} + w_{2,j} r_{h,j}^t + u_j \epsilon_j^t \right). \quad (1)$$

ここで、\$w\_{i,j}\$ 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}\$ まで一様乱数で決める。\$u\_j\$ はエージェント \$j\$ の 3 項目の重みであり、シミュレーション開始時に 0 から \$u\_{max}\$ まで一様乱数で決める。\$\log\$ は自然対数である。\$P\_f\$ は時間によらず一定のファンダメンタル価格、\$P^t\$ は時刻 \$t\$ での取引価格 (取引されなかった時刻では最も最近取引された価格であり、時刻 \$t = 0\$ では \$P^t = P\_f\$ とする)、\$\epsilon\_j^t\$ は時刻 \$t\$、エージェント \$j\$ の乱数項であり、平均 0、標準偏差 \$\sigma\_\epsilon\$ 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 / P^{t-\tau\_j})\$ である。ここで \$\tau\_j\$ はシミュレーション開始時に 1 から \$\tau\_{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格と比較して安ければプラスの予想リターンを高ければマイナスの予想リターンを示す、ファンダメンタル価値を参照して投資判断を行うファンダメンタル投資家の成分である。第 2 項目は過去のリターンがプラス (マイナス) ならプラス (マイナス) の予想リターンを示す、過去の価格推移を参照して投資判断を行うテクニカル投資家の成分であり、第 3 項目はノイズを表している。

予想リターン \$r\_{e,j}^t\$ より予想価格 \$P\_{e,j}^t\$ は、

$$P_{e,j}^t = P^t \exp (r_{e,j}^t) \quad (2)$$

で求まる。注文価格 \$P\_{o,j}^t\$ は平均 \$P\_{e,j}^t\$、標準偏差 \$P\_\sigma\$ の正規分布乱数で決める。ここで、\$P\_\sigma\$ は定数である。そして、売り買いの別は予想価格 \$P\_{e,j}^t\$ と注文価格 \$P\_{o,j}^t\$ の大小関係で決める。すなわち、

$$\begin{aligned} P_{e,j}^t > P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の買い} \\ P_{e,j}^t < P_{o,j}^t &\text{なら 1 単位の売り,} \end{aligned} \quad (3)$$

とする。

## 2.4 市場選択モデル

[水田 14a, Mizuta 14c] においては、エージェントは確率 \$d\$ でダーク・プールへ注文を出しその他の場合はリット市場へ注文を出すという市場選択モデルであった。以後この市場選択モデルを SOR なしとよぶ。本研究ではこの場合に加え、以下に

\*2 例えば [Cont 01] に整理されている。

\*3 本研究が定義する成行注文、指値注文が実務上のそれらと厳密には異なることに注意すべきである。

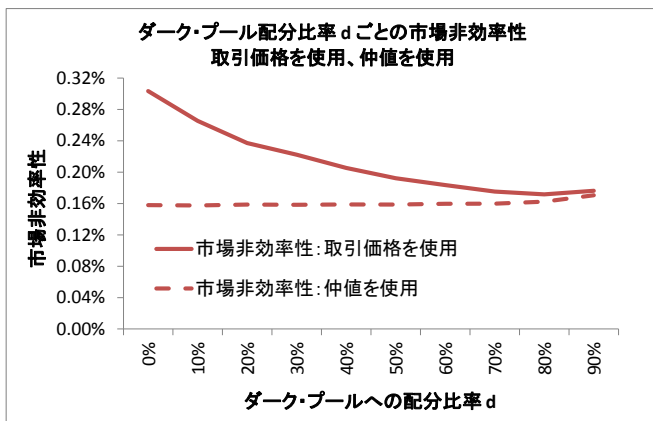


図 1: ダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの取引価格  $P^t$  を用いて計算した市場非効率性  $M_{ie}$  と仲値  $P_m^t$  を用いた市場非効率性  $M_{ie,m}$ .

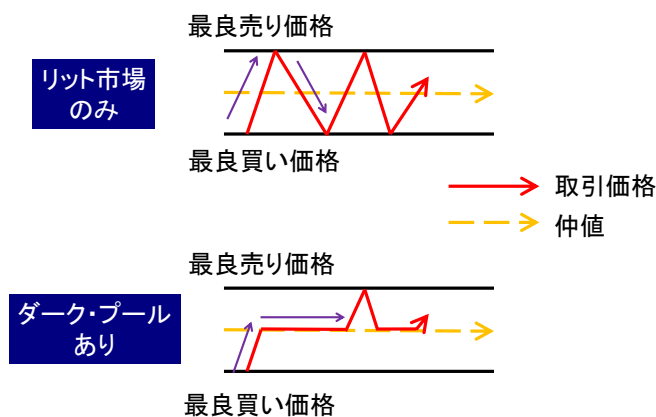


図 2: ダーク・プールはビット・アスク・バウンスを低減させる機能をもつことを示唆している。

述べる SOR (smart order routing) による市場選択が行われる場合 (SOR あり) も調べた<sup>\*4</sup>。

SOR ありの場合、成行注文でかつダーク・プールに該当する注文がある場合は、エージェントは必ずダーク・プールへ注文を出す。その他の場合は、SOR なしの場合と同様に、エージェントは確率  $d$  でダーク・プールへ注文を出しその他の場合はリット市場へ注文を出す。

実際にはダーク・プールにどのような指値注文が待機しているかは投資家には分からないが、成行注文の場合には投資家はまずダーク・プールに注文し、注文が成立しなければすぐに注文をキャンセルしてリット市場へ注文を出すということが、実際の市場では通常行われていることである。そのため、上記の SOR ありのモデルは妥当である。

### 3. シミュレーション結果

本研究では、[水田 14a, Mizuta 14c] と同じである以下のパラメータを探して用いた。  $n = 1,000$ ,  $w_{1,max} = 1$ ,  $w_{2,max} = 10$ ,  $u_{max} = 1$ ,  $\tau_{max} = 10,000$ ,  $\sigma_\epsilon = 0.06$ ,  $P_\sigma = 30$ ,  $t_c = 20,000$ ,  $\delta P = 0.1$ ,  $P_f = 10,000$  とした。またシミュレーションは時

\*4 SOR はさまざまな意味で用いられる (例えば [杉原 10] に詳しい) が、本研究の定義は必ずしも一般的な SOR の定義でないことに注意すべきである。

刻  $t = t_e = 10,000,000$  まで行った。

市場の効率性を測定する指標として、市場非効率性  $M_{ie}$ ,

$$M_{ie} = \frac{1}{t_e} \sum_{t=1}^{t_e} \frac{|P^t - P_f|}{P_f}, \quad (4)$$

を定義した<sup>\*5</sup>。ここで  $||$  は絶対値を示す。  $M_{ie}$  は 0 以上の値をとり、0 なら完全に効率的、大きくなればなるほど非効率であることを示す。

また、使用する価格を取引価格  $P^t$  ではなく、リット市場での最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の平均である仲値  $P_m^t$  とした場合の市場非効率性  $M_{ie,m}$ ,

$$M_{ie,m} = \frac{1}{t_e} \sum_{t=1}^{t_e} \frac{|P_m^t - P_f|}{P_f}, \quad (5)$$

も用いる。

以降、これらの市場非効率性を用いて市場の効率性を議論する。市場非効率性は 100 回の試行の平均値を用いた。

#### 3.1 SOR なしの場合

図 1 はダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの取引価格  $P^t$  を用いて計算した市場非効率性  $M_{ie}$  と仲値  $P_m^t$  を用いた市場非効率性  $M_{ie,m}$  を示した。  $M_{ie}$  は  $d$  が増加するにつれて 0.16% くらいまで減少しているのに対し、  $M_{ie,m}$  は 0.16% 程度でほぼ一定である。取引価格が、最も高い買い注文価格と最も安い売り注文価格の間を何度も往復することを、ビット・アスク・バウンス (BAB) とよぶ。BAB では取引価格は変化させるが、仲値には影響を与えない。取引価格と仲値を用いた非効率性の違いは BAB によるものであるため、図 1 はダーク・プールの使用が BAB を低減させていることを示している。

図 2 は、リット市場のみの場合と、ダーク・プールがある場合の取引価格、仲値の推移を模式的に示した。リット市場のみの場合は BAB が発生する。一方、ダーク・プールがある場合は、ダーク・プールにおいて仲値で取引が成立するところがあるため、価格変動の大きさは小さくなる。このことが市場を効率化する。両者とも仲値は一定であり、仲値で計測すれば同じ市場非効率性となる。よって、ダーク・プールは BAB を低減させる機能をもつことを示唆している。

#### 3.2 SOR ありの場合

図 3 はダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの、SOR ありの場合となしの場合における、仲値を使用した市場非効率性  $M_{ie,m}$  および、リット市場での全成行注文数/リット市場での全指値注文数 (リット成行/リット指値) を示した。SOR なしの場合の市場非効率性は既に図 1 で示したものと同じである。SOR ありの場合、仲値を使用した市場非効率性であっても一定ではなく、ダーク・プールへの配分比率  $d = 30\%$  程度まで市場は効率化し、それ以上の配分となると逆に非効率になっているの分かる。リット成行/リット指値を見ると、SOR なしの場合是一定であるのに対し、SOR ありの場合はダーク・プールへの配分が増えるほど減少している。

SOR がある場合、エージェントはダーク・プールに該当する注文がある場合の成行注文を、必ずダーク・プールに出す。

\*5 市場の効率性を示す指標は多く提案されている ([伊藤 07, Verheyden 13]) が、本研究で用いる市場非効率性は、通常は観測できないファンダメンタル価格  $P_f$  を直接使用しており、人工市場シミュレーションでしか用いることができない定義である。人工市場シミュレーションでは  $P_f$  が明確であるため、推定ではない理想的な市場の効率性を測定できる市場非効率性の使用が可能である。

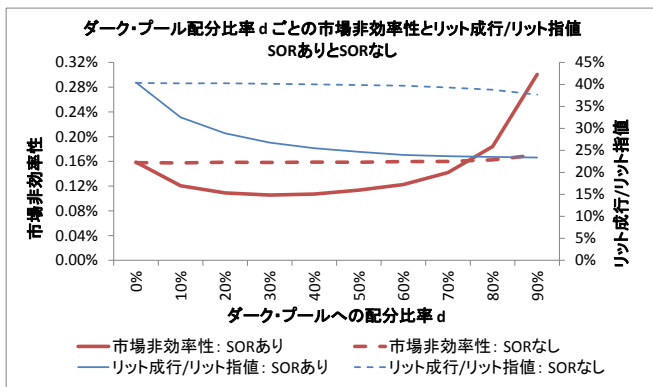


図 3: ダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの、SOR ありの場合となしの場合における、仲値を使用した市場非効率性  $M_{ie,m}$  および、リット市場での全成行注文数/リット市場での全指値注文数。

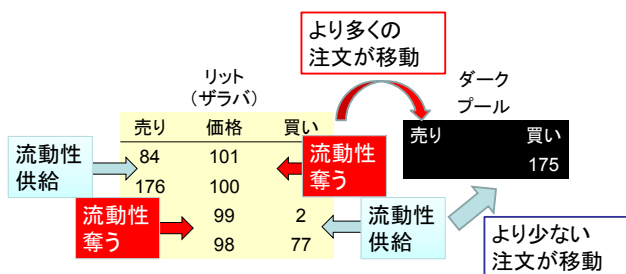


図 4: SOR がある場合、エージェントはダーク・プールに対する注文がある場合の成行注文を、必ずダーク・プールに出す。そのため、成行注文は指値注文に比べより多くダーク・プールへ配分されることになる。

そのため、成行注文は指値注文に比べより多くダーク・プールへ配分されることになる (図 4 参照)。そのため、図 5 に示すように、ファンダメンタル価格から離れた価格で待機する指値注文が、マーケット・インパクトがある成行注文に比べ相対的に増え、ファンダメンタル価格から離れづらくなる。これによって市場が効率化していることを示唆している。このようなメカニズムがダーク・プールへの配分比率  $d = 30\%$  程度より小さいときには働いていると示唆している。

しかしながら、ダーク・プールへの配分比率  $d = 30\%$  程度より大きい場合は、この配分比率が増えるほど市場は非効率となっている。考えられる理由は、一度ファンダメンタル価格から乖離してしまうと、価格の更新頻度が低すぎて、なかなかファンダメンタル価格に収斂せず、価格発見機能が低下していると考えられる。しかし、このようなメカニズムが働いていることを示すキーパラメーター、前述のリット成行/リット指値のようなものは発見できなかった。

図 6 はダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの、SOR ありの場合の、ダーク・プールの取引量シェア = ダーク・プールの取引量 / (ダーク・プールの取引量 + リット市場の取引量)、および、仲値を使用した市場非効率性を示した。ダーク・プールへの配分が  $30\%$  を超えるあたりでダーク・プールの取引量シェアが  $50\%$  を超えている。すなわち、

$$\text{ダーク・プールの取引量} > \text{リット市場の取引量} \quad (6)$$

となると、市場が非効率化している可能性がある。ここでは示

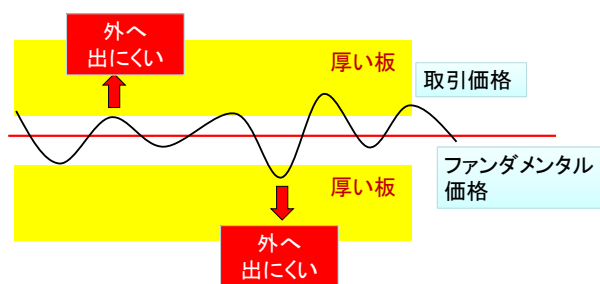


図 5: ファンダメンタル価格から離れた価格で待機する指値注文が、マーケット・インパクトがある成行注文に比べ相対的に増え、ファンダメンタル価格から離れづらくなる。これによって市場が効率化していることを示唆している。

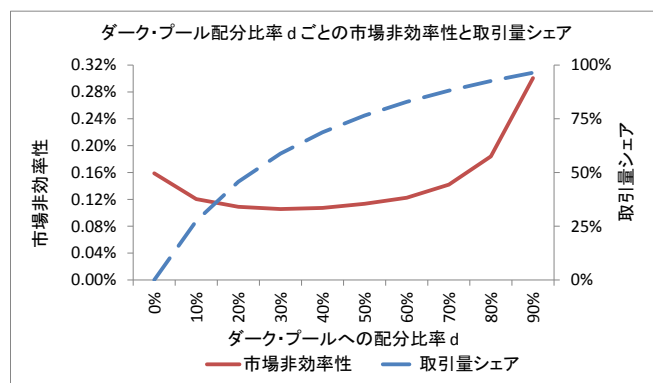


図 6: ダーク・プールへの配分比率  $d$  ごとの、SOR ありの場合の、ダーク・プールの取引量シェア = ダーク・プールの取引量 / (ダーク・プールの取引量 + リット市場の取引量)、および、仲値を使用した市場非効率性。

していない他のパラメータでの試行でもこのような傾向が見られたが、分析は不十分であり今後の課題である。

#### 4. 実データとの比較

これまで述べてきたシミュレーション結果と実データの比較を行う。シミュレーションで得られた結果のうち、ビット・アスク・バウンス (BAB) の低減と、指値注文が成行注文に比べ相対的に増え板が厚くなることを示す。実データではファンダメンタル価格が分からないため、シミュレーションで測定してきた市場非効率性が測定できない。そのため、BAB の低減に関しては、BAB が大きくなってしまいうビット・アスク・スプレッドが大きい銘柄ほどダーク・プールが使用されていることによって示す。また、板が厚くなることに関しては、ダーク・プールが使われるほどリット市場の取引量/最良気配株数が減少することによって示す。

使用するデータは、日本株式市場におけるザラバ時間中のデータであり、株式会社東京証券取引所提供の FLEX Standard\*6 から取得した。期間は 2014 年 6 月の毎営業日 (全部で 21 営業日) で、対象銘柄は TOPIX100 採用銘柄である 100 銘柄である。

図 7 は、横軸がダーク・プール取引量シェア、縦軸が実効スプレッドである。縦軸は対数をとっている。ここで、ダーク・プール取引量シェアは、ダーク・プール取引量 (21 営業日

\*6 <http://www.tse.or.jp/market/service/mkinfo/>



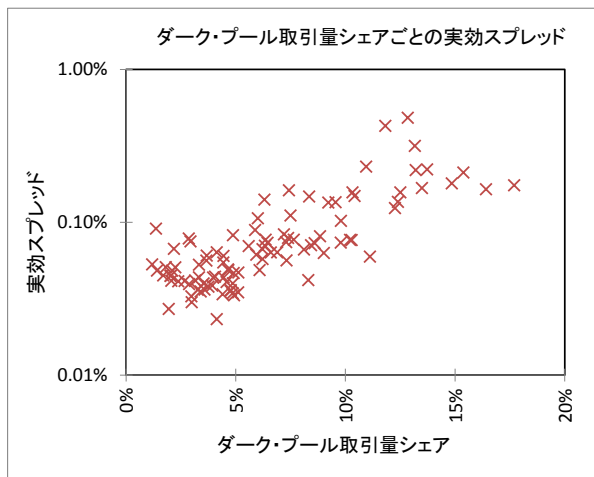


図 7: 実データ分析：ダーク・プール取引量シェアごとの実効スプレッド。

分)/リット市場取引量 (21 営業日分), ダーク・プール取引量は TOSTNET の単一銘柄取引のうち 3,000 万円以下のもの、リット市場は東京証券取引所とした。実効スプレッドは直近約定価格-仲値の絶対値を 2 倍したものであり、ビット・アスク・スプレッドに近いものである。ダーク・プール取引量シェアが高いほど、実効スプレッドが広がっていることが分かる。これはダーク・プールに BAB の低減効果があるため、実行スプレッドが広く BAB が大きい銘柄ほどダーク・プールが投資家に使われていることを示している。シミュレーションで得られた、BAB の低減効果が、実データからも確認された。

図 8 は、横軸がダーク・プール取引量シェア、縦軸がリット市場取引量/最良気配株数である。縦軸は対数をとっている。リット市場取引量は、東京証券取引所の 21 営業日分の取引量、最良気配株数は一日平均の最良気配の株数<sup>\*7</sup>を 21 倍したものである。ダーク・プール取引量シェアが高いほどリット市場取引量/最良気配株数が減少しており、板の厚くなっていることが分かる。シミュレーションで得られた、ダーク・プールの使用が増えるほど指値注文が成行注文に比べ相対的に増え板が厚くなることから、実データからも確認された。

シミュレーションで示された、ダーク・プールの使用が多すぎると弊害がでることに関しては、実際の市場ではそこまでダーク・プールを使用している銘柄がないこと、市場非効率性が測定できないことから、実データとの比較はできない。

## 5. まとめ

本研究では、1つのリット市場(注文情報が公開されている通常の市場)と1つのダーク・プールが存在する[水田 14a, Mizuta 14c]の人工市場モデルを用いて、ダーク・プールの普及が市場を非効率にするのかどうかシミュレーションを行って分析した。その結果、ダーク・プールはビット・アスク・バウンスを低減させ市場を効率化することが分かった。さらに、ある程度までのダーク・プールの普及はリット市場へ出される成行注文(マーケット・インパクトがある注文)が減少し、流動性を供給する注文が相対的に多くなることによって、市場を効率化することが分かった。一方で、普及のしすぎはファンダメンタル価格への取崩も妨げ市場は非効率になることも分かった。普及

\*7 最良気配の株数は最良買い気配の株数と最良売り気配の株数の平均とした。

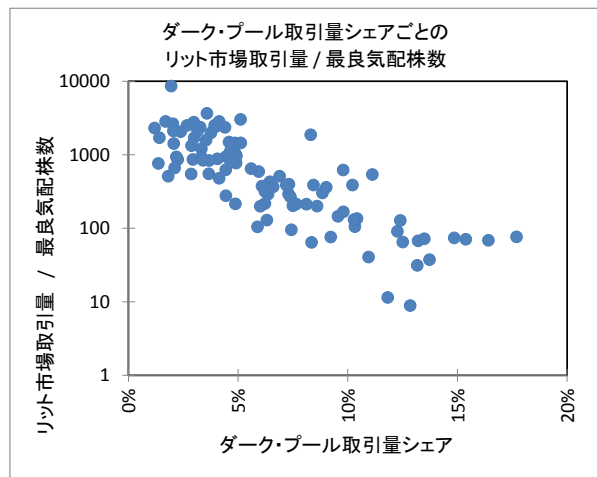


図 8: 実データ分析：ダーク・プール取引量シェアごとのリット市場取引量/最良気配株数。

しすぎの水準は、ダーク・プールの取引量が、リット市場の取引量より大きいときである可能性を指摘した。さらに、日本株式市場における実データとの比較を行い、シミュレーション結果と整合的である結果、ダーク・プール取引量シェアが高いほど、ビット・アスク・スプレッドが大きく、リット市場の板が厚いことを示した。

今後の課題は、ダーク・プールの普及のしすぎの水準を決めているキーパラメーターの発見である。欧州では、2014年の金融商品市場指令の見直し(MiFID II)によって、ダーク・プールでの売買代金を全体の8%に制限するキャップ規制が導入された([Bowley 14])が、規定した8%という水準が適切であるかどうかを議論するためには、さらなる分析が必要である。また、今回の実データの分析は簡便なものであったため、さらなる詳細な実証分析が必要である。

## 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および野村證券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あります。

## 謝辞

野村證券株式会社エグゼキューション・サービス部より実務上の観点から多くの有益な助言をいただきました。ここに感謝の意を表します。

## 参考文献

- [Bowley 14] Bowley, A.: Agreement of MiFID II Reforms, Instinet incorporated, [http://instinet.com/docs/msr/2014/Agreement\\_of\\_MiFID\\_II\\_Reforms-Quick\\_Analysis.pdf](http://instinet.com/docs/msr/2014/Agreement_of_MiFID_II_Reforms-Quick_Analysis.pdf) (2014)
- [Chen 12] Chen, S.-H., Chang, C.-L., and Du, Y.-R.: Agent-based economic models and econometrics, *Knowledge Engineering Review*, Vol. 27, No. 2, pp. 187-219 (2012)
- [Chiarella 02] Chiarella, C. and Iori, G.: A simulation analysis of the microstructure of double auction markets, *Quantitative Finance*, Vol. 2, No. 5, pp. 346-353 (2002)
- [Chiarella 09] Chiarella, C., Iori, G., and Perelló, J.: The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 33, No. 3, pp. 525-537 (2009)
- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223-236 (2001)

- [Cristelli 14] Cristelli, M.: *Complexity in Financial Markets, Modeling Psychological Behavior in Agent-Based Models and Order Book Models*, Springer (2014)
- [EC 10] European Commission And others.: Public Consultation Review of the Markets in Financial Instruments Directive (MiFID), *Consultation Report*, Vol. 8, (2010)
- [Friedman 93] Friedman, D.: The double auction market institution: A survey, *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*, pp. 3–25 (1993)
- [伊藤 07] 伊藤 幹夫, 杉山 俊輔: 人市場効率性の時変構造, in *KEIO ECONOMIC SOCIETY DISCUSSION PAPER*, No. 5, 慶応義塾大学 (2007)
- [和泉 12] 和泉 潔: 第 3 章 金融市場 – 人工市場の観点から, 杉原 正顯 (編), 計算と社会 (岩波講座 計算科学 第 6 巻), 岩波書店 (2012)
- [Johnson 10] Johnson, B.: *Algorithmic Trading & DMA: An introduction to direct access trading strategies*, 4Myeloma Press (2010)
- [LeBaron 06] LeBaron, B.: Agent-based computational finance, *Handbook of computational economics*, Vol. 2, pp. 1187–1233 (2006)
- [水田 13a] 水田 孝信, 早川 聡, 和泉 潔, 吉村 忍: 人工市場シミュレーションを用いた取引市場間におけるティックサイズと取引量の関係性分析, *JPX ワーキング・ペーパー*, No. 2, 日本取引所グループ (2013)
- [Mizuta 13b] Mizuta, T., Hayakawa, S., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Simulation Study on Effects of Tick Size Difference in Stock Markets Competition, in *International Workshop on Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems 2013*, pp. 235–246 (2013)
- [水田 14a] 水田 孝信, 小杉 信太郎, 楠本 拓矢, 松本 渉, 和泉 潔, 吉村 忍: ダーク・プールは金融市場を安定化しマーケット・インパクトを低減させるか? ~ 人工市場シミュレーションを用いた検証 ~, 第 12 回金融情報学研究会, Vol. 12, (2014)
- [水田 14b] 水田 孝信: 人工市場シミュレーションを用いた金融市場の規制・制度の分析, 博士論文 (工学), 東京大学大学院工学系研究科, [http://www.geocities.jp/mizuta\\_ta/jphd.htm](http://www.geocities.jp/mizuta_ta/jphd.htm) (2014)
- [Mizuta 14c] Mizuta, T., Kosugi, S., Kusumoto, T., Matsumoto, W., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Do Dark Pools make Markets Stable and Reduce Market Impacts? ~ Investigations using Multi Agent Simulations ~, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2014 IEEE Conference on*, pp. 71–76 (2014)
- [Mo 13] Mo, S. Y. K. and Yang, M. P. S. Y.: A Study of Dark Pool Trading using an Agent-based Model, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr), 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence on*, pp. 19–26 (2013)
- [太田 11] 太田 亘, 宇野 淳, 竹原 均: 株式市場の流動性と投資家行動ーマーケット・マイクロストラクチャー理論と実証, 中央経済社 (2011)
- [SEC 10] Securities and Exchange Commission and others.: Concept release on equity market structure, *Federal Register*, Vol. 75, No. 13, pp. 3594–3614 (2010)
- [清水 13] 清水 葉子: HFT, PTS, ダークプールの諸外国における動向~欧米での証券市場間の競争や技術革新に関する考察~, 金融庁金融研究センターディスカッションペーパー (2013)
- [杉原 10] 杉原 慶彦: 取引コストの削減を巡る市場参加者の取組み: アルゴリズム取引と代替市場の活用, 日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー・シリーズ, No. J-26 (2010)
- [TSE 13] TokyoStockExchange, : Guide to TSE Trading Methodology, [http://www.tse.or.jp/about/books/b7gje6000004q31-att/trading\\_methodology.pdf](http://www.tse.or.jp/about/books/b7gje6000004q31-att/trading_methodology.pdf) (2012)
- [Verheyden 13] Verheyden, T., De Moor, L., and Bossche, Van den F.: A Tale of Market Efficiency, *Review of Business and Economic Literature*, Vol. 58, No. 2, pp. 140–158 (2013)
- [Ye 12] Ye, M.: Price manipulation, price discovery and transaction costs in the crossing network, *Price Discovery and Transaction Costs in the Crossing Network (March 14, 2012)* (2012)
- [Zhu 13] Zhu, H.: Do dark pools harm price discovery?, *Review of Financial Studies*, p. hht078 (2013)