

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 ～

水田 孝信 *1*2
Takanobu Mizuta

小杉 信太郎 *3
Shintaro Kosugi

楠本 拓矢 *3
Takuya Kusumoto

松本 渉 *3
Wataru Matsumoto

和泉 潔 *2*4
Kiyoshi Izumi

吉村 忍 *2
Shinobu Yoshimura

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

*2 東京大学大学院 工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

*3 野村證券株式会社 †
Nomura Securities Co., Ltd.

*4 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、市場の価格発見機能が低下し、市場が不安定になる恐れがあ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）を構築し、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうかシミュレーションを行い分析をした。その結果、ダーク・プールの普及によりボラティリティが低下し市場が安定化することが分かった。また、アルゴリズム・トレードでは、ダーク・プールへの発注を増やすほどマーケット・インパクトをおさえることが分かった。しかし、他の投資家がダーク・プールをとっても多く使用している状況だと、アルゴリズム・トレードはそれ以上にダーク・プールを使用しないとマーケット・インパクトを押しえられないことが分かった。さらに、リット市場のティックサイズが大きいときはよりダーク・プールの有用性が高い可能性を示せた。普及しすぎた場合にはさまざまな悪影響が示唆されたが、その悪影響がではじめる普及率は実際の金融市場での現在のダーク・プールの普及率よりかなり高い可能性があることが示唆された。

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]. 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市場にあまりインパクトを与えずに売買ができ、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、これ以上ダーク・プールが普及すると、市場の価格発見機能が低下し、市場が不安定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、ダーク・プールへの売買代金キャップ規制といった規制強化も検討されている [Urrutia 13].

ダーク・プールが今以上に普及した場合、市場の安定化に寄与するのかどうか、マーケット・インパクトを押しさえる効果があるのかどうか、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ように、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 09]. 人工市場シミュレーションは金融市場において、取引市場の増加や制度・規制の変更が与える影響の検証に多くの成果をあげてきた [Westerhoff 08, Yagi 10a, Yagi 10b, Yeh 10, Kobayashi 11, Thurner 12, 水田 13a, 水田 13b, 水田 13c, Mizuta 13d, Mizuta 13e, Mizuta 13f]. ダーク・プールを人工市場で分析した優れた

た研究として [Mo 13] がある。しかし、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。

本研究では [水田 13c, Mizuta 13d] の人工市場モデルをベースに、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・プールが存在するモデルを構築し、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。さらに、買い注文のみを行うアルゴリズム・エージェントを導入し、その買い注文によるマーケット・インパクトを計測することにより、ダーク・プールがマーケット・インパクトを低下させるのかどうかを調べた。これらの調査を、ダーク・プールが今まで以上に普及した場合も含めて分析を行った。以後2節では本研究で用いた人工市場モデルを説明する。3節ではシミュレーション結果を示し、4節でまとめを述べる。

2. 人工市場モデル

本研究では [水田 13c, Mizuta 13d] の人工市場モデルをベースにモデルを構築した。[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。[水田 13c, Mizuta 13d] では、[Chiarella 09] のモデルでは再現されていなかった、注文の成約率（約定率）、注文のキャンセル率といった高頻度取引にかかわる統計量も再現した。

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) 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 [Cont 01, LeBaron 06, Chen 09]. 一方で、多くの人工市場モデルが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 09]. 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)

連絡先: 水田 孝信, スパークス・アセット・マネジメント株式会社, mizutata@gmail.com

† エグゼキューション・サービス部

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 09]。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。そのため本研究においても、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た。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 リット市場とダーク・プール

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2.2節、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(キャッシュが無量大)、空売りも自由に行うことができる。

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 12]。価格の変化幅の最小単位は δP 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。

2.2 ノーマル・エージェント

ノーマル・エージェントは [水田 13c, Mizuta 13d] と同じものを用いる。ノーマル・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。

ノーマル・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)、 ϵ_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 σ_ϵ 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 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格と比較して安ければプラスの予想リターンを高め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_σ の正規分布乱数で決める。ここで、 P_σ 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。

ノーマル・エージェントは確率 d_n 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。

2.3 アルゴリズム・エージェントとマーケット・インパクト

本研究では、アルゴリズム・トレードをモデル化したアルゴリズム・エージェントを導入する。アルゴリズム・エージェントは、規則的に買い注文だけを行う。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買ったのかをマーケット・インパクトと定義して、これを測定するために導入した。

全エージェント数 n のうち、 n_a 体のアルゴリズム・エージェントが存在する。アルゴリズム・エージェントは通常、リット市場に1単位の成行の買い注文を入れる。 d_a の確率でダーク・プールへの1単位の買い注文を入れる場合と、 s_a の確率でリット市場へもっとも高い買い注文と同じ価格の1単位の指値注文を行う場合とを調べる。

マーケット・インパクト MI は、

$$MI = \frac{1}{n_b} \sum_{j=1}^{n_b} \frac{p_b^j - P_f}{P_f}, \quad (4)$$

表 1: 基本的な統計量.

	約定率	23.5%
注文状況	キャンセル率	26.2%
	1日約定件数	6,358
騰落率の標準偏差	1ティック(1期間)	0.05%
	1日(20,000期間)	0.56%
騰落率の尖度		1.48
	ラグ	
騰落率の2乗の自己相関	1	0.228
	2	0.141
	3	0.108
	4	0.091
	5	0.078

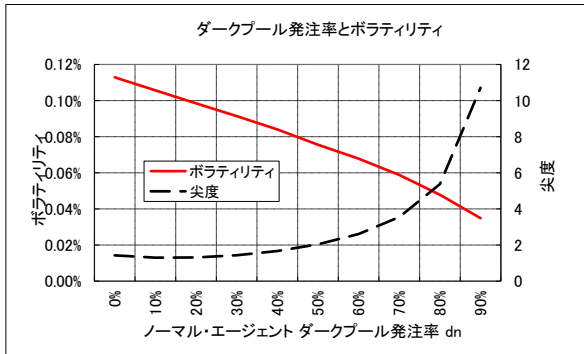


図 1: ボラティリティおよび騰落率の尖度の、ノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注確率 d_n 依存性.

と定義した。ここで、 n_b はシミュレーション全期間を通してのすべてのアルゴリズム・エージェントが買った数量（買い注文が成立した単位数）、 p_j^b は各々の成立した注文の買った価格である。アルゴリズム・エージェントが存在しない場合の取引価格 P^t の平均は P_f とほぼ同じになることが分かっている。そのため、マーケットへのインパクトがなければ $MI = 0$ となり、この値が大きくなればなるほど、市場へ大きなインパクトを与えたことを意味する。

3. シミュレーション結果

本研究では、さまざまなパラメータを検討し 3.1 節で述べる妥当性検証を行った結果、妥当性の高い以下のパラメータを探して用いた。例えば、テクニカル投資家の成分が十分多くないと fat-tail と volatility-clustering が再現されないことが知られているため、これらが十分再現されるようテクニカル投資家成分の最大値 $w_{2,max}$ をファンダメンタル投資家のそれ $w_{1,max}$ より大きくし、調整した [Yamada 09]。また後に述べるように、騰落率の標準偏差が実際の市場と同じくらいの値になるようにノイズ成分のばらつき σ_ϵ を、約定率やキャンセル率が同程度になるように注文価格のばらつき P_σ を調整した。そして、エージェント数 n はそれ以上増加させても結果がほとんど変わらない水準とした。具体的には、 $n = 1,000$, $w_{1,max} = 1$, $w_{2,max} = 10$, $u_{max} = 1$, $\tau_{max} = 10,000$, $\sigma_\epsilon = 0.06$, $P_\sigma = 30$, $t_c = 20,000$, $\delta P = 0.1$, $P_f = 10,000$ とした。またシミュレーションは時刻 $t = 10,000,000$ まで行った。

3.1 妥当性検証

表 1 は、リット市場が 1 つの場合の統計量を示した。統計量は 100 回の試行の平均値を用いており、以後、全ての図表の数値も同様に 100 回の試行の平均値を用いている。概ね $t = 20,000$

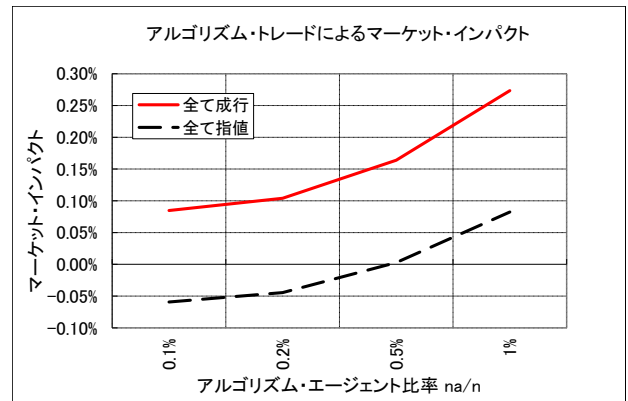


図 2: マーケット・インパクトのアルゴリズム・エージェント存在比率 n_a/n 依存性.

期間で実際の市場での 1 営業日の約定 (売買成立) 件数に達するため、この期間を 1 営業日と定義した。約定率、キャンセル率ともにいずれのティックサイズにおいても実際の市場の値に近い値を得ており、モデルの妥当性を示唆している*1。1日 (20,000 期間) ごとの騰落率の標準偏差も、概ね実際の市場に近い値*2 が得られ、この側面からもモデルの妥当性を示唆している。

人工市場モデルの妥当性は実証分析で得られている fat-tail や volatility-clustering 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 [Cont 01, LeBaron 06, Chen 09]。表 1 では、10 秒 (約 10 期間) ごとの騰落率を用いて計算した尖度と騰落率の 2 乗の自己相関も示している。尖度がプラスで fat-tail となっており、騰落率の 2 乗の自己相関もラグがあってもプラスで volatility-clustering も再現されており、モデルが妥当であることを示している。

以上により、本研究のモデルが、約定件数やキャンセル率、1 日の騰落率の標準偏差など短期のマイクロ・ストラクチャーの性質および、長期に観測される価格変動の統計的な性質も再現していることが示された。それゆえ、本研究の目的である、ダーク・プールが与える影響の検証を行うのに妥当なモデルであることが示された。

3.2 ダーク・プールの市場安定化効果

まず、ノーマル・エージェントのみが存在する場合に、ダーク・プールの使用率と市場の安定性の関係を調べた。図 1 はノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注確率 d_n と、ボラティリティ (10 期間ごとの市場価格の騰落率の標準偏差)、および 10 期間ごとの市場価格の騰落率の尖度の関係を示した。 d_n が上昇するにつれボラティリティが低下し、市場が安定化していることが分かる。一方で、尖度は上昇しており、よりファットテールが強くなっていることが分かる。ダーク・プールの普及により基本的に市場が安定化されるが、普及が進みすぎると、正規分布では想定されない大きな騰落が比較的增加することも示された。

*1 実際の市場の統計量のうち、1 銘柄あたりの 1 営業日の約定件数 (ティック回数)、約定率 = 約定件数 / (注文件数 + キャンセル件数)、キャンセル率 = キャンセル件数 / (注文件数 + キャンセル件数) は [TSE 11] を参照。

*2 本研究のシミュレーションではオーバーナイトが存在しないので、ここでの 1 日ごとの騰落率の標準偏差は、実際の市場のイントラデイのボラティリティに相当する。

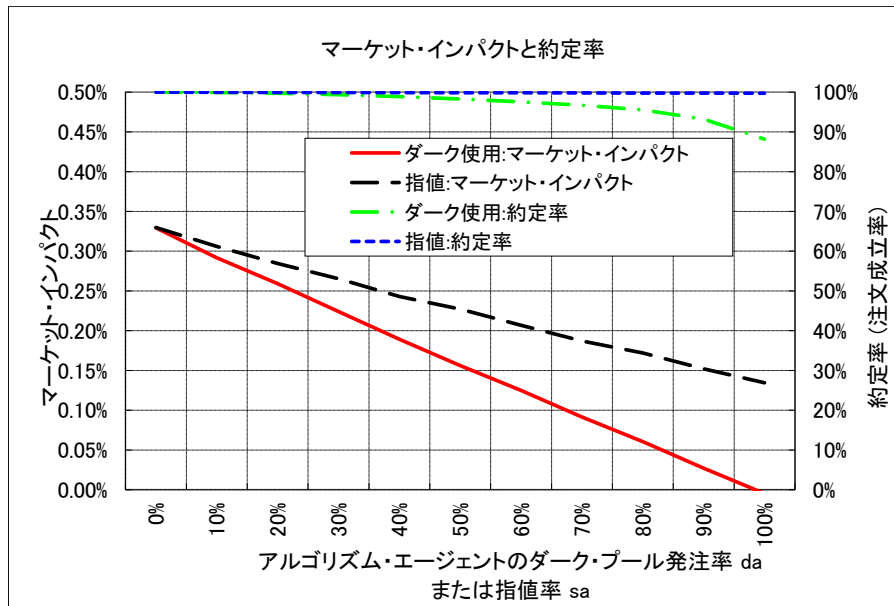


図 3: アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の、マーケット・インパクトおよび約定率。 $d_n = 30%$ に固定。

3.3 アルゴリズム・エージェントによるマーケット・インパクト

次に、アルゴリズム・エージェントが与えるマーケット・インパクトの基本的な特性を調べるため、まずリット市場のみの場合を調べた。図 2 は、アルゴリズム・エージェントの存在比率 n_a/n とマーケット・インパクトの関係を調べた。アルゴリズム・エージェントが全て 1 単位の成行買い注文を入れた場合と、1 単位の最良の買い注文価格で指値注文した場合を調べた。 n_a/n が増えるにつれ、マーケット・インパクトが大きくなっている。また、全て指値注文の場合のほうがマーケット・インパクトが小さいが、ゼロではないことは注目に値する。指値注文は市場価格を変化させないため直接取引価格を押し上げないが、間接的にマーケット・インパクトを与えることが知られている。本モデルではこの効果も再現できていることを強調したい。

3.4 ダーク・プールによるマーケット・インパクト低減効果

次に、ダーク・プールによるマーケット・インパクトの低減効果を調べる。以後、 $n_a/n = 1%$ に固定した。図 3 は、ノーマル・エージェントのダーク・プールへの発注確率 $d_n = 30%$ に固定し、アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の、マーケット・インパクトおよび、約定率（注文がキャンセルされずにいずれ成立した率）を示した。指値注文を用いた場合よりも、ダーク・プールを使用したほうがマーケット・インパクトを低減させることができることが分かる。しかも、指値注文をいくら多くしてもマーケット・インパクトをゼロにできないのに対して、ダーク・プールを多く使用すればマーケット・インパクトをゼロにできることが分かる。しかしながら、 d_a が大きくなると、約定率がわずかながら低下していることも分かる。ダーク・プールへの程度発注をするかは、時間を優先するか価格を優先するかに依存することが分かる。

図 4 は、アルゴリズム・エージェントがダーク・プールへ

の発注を行う場合の、 d_a ごとの d_n とマーケット・インパクトの関係を、図 5 はアルゴリズム・エージェントがリット市場へ指値注文を行う場合の、 s_a ごとの d_n とマーケット・インパクトの関係を示した。 d_a または s_a が 60%、90% のときの $d_n = 90%$ の数値は、マーケット・インパクトが大きすぎて試行が安定しなかったため省いた。いずれの場合も、 d_n が 70% を超えたあたりから、マーケット・インパクトが大きくなっている。つまり、ダーク・プールが 70% を超えるような大きな売買代金シェアを持つようになると、アルゴリズム・エージェントが与えるマーケット・インパクトが大きくなっていくことが分かる。これを回避するためには、図 4 の $d_a = 90%$ の場合は唯一マーケット・インパクトが上昇していないことが示すように、ノーマル・エージェントと同等かそれ以上にアルゴリズム・エージェントがダーク・プールを使用しなければならないことが分かる。図 3 が示したように d_a の上昇は約定率の低下を招くため、約定に時間がかかる。これらの結果は、あまりにもダーク・プールが普及するとリット市場の指値注文があまりにも少なくなってしまう、リット市場への成行注文が大きなマーケット・インパクトを与えてしまうようになってしまうことが示唆される。そのため、時間優先で買い進めるアルゴリズム取引などでは、マーケット・インパクトが大きくなっていく恐れがある。

3.5 ティックサイズが大きい場合

最後にリット市場のティックサイズの影響を調べる。ここでティックサイズは、価格の変化幅の最小単位 δP とファンダメンタル価格 P_f を用いて、 $\delta P/P_f$ と定義する。ここまで、 $\delta P = 0.1$ で固定しており、ティックサイズは 0.001% であった。図 6 は、ティックサイズを、0.001%、0.1%、1% と変更した場合の図 1 と同様にボラティリティを示した。すなわち、アルゴリズム・エージェントが存在しないときの、 d_n とボラティリティの関係である。ティックサイズが 0.1% の場合は 0.001% の場合とほとんどボラティリティが変わらないが、1% になると急激にボラティリティが上昇することが分かる。その一方で、1% の場合は d_n の上昇により、より顕著にボラティリティを

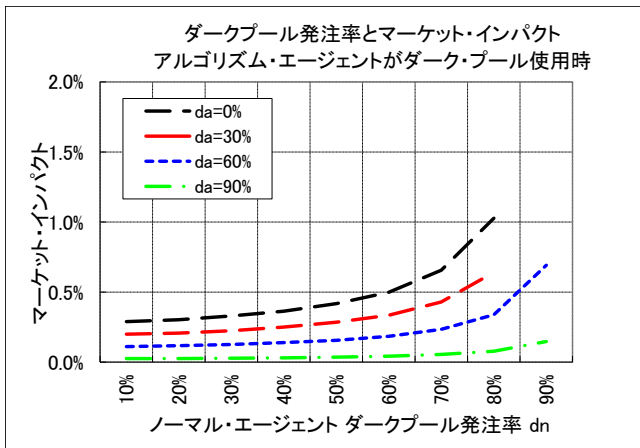


図 4: アルゴリズム・エージェントがダーク・プールへの発注を行う場合の、マーケット・インパクトの d_a および d_n 依存性。

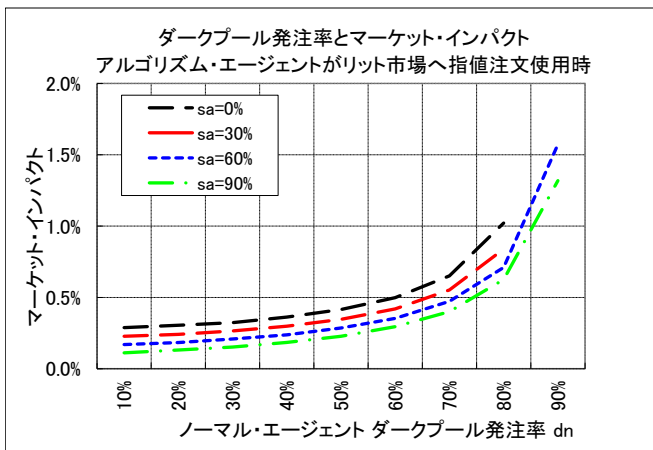


図 5: アルゴリズム・エージェントがリット市場へ指値注文を行う場合の、マーケット・インパクトの d_a および d_n 依存性。

低減させ、市場の安定化がなされることが分かる。

図 7 は、ティックサイズが 1% の場合の図 3 と同様に約定率を示した。すなわち、 $d_n = 30\%$ の場合の、 d_a または s_a と約定率の関係である。ティックサイズが大きい場合、指値注文だと約定率が大きく低下することが分かる。一方、ダーク・プールを使用すると約定率の低下は大きくない。つまり、リット市場のティックサイズが大きい場合は、指値注文を用いたマーケット・インパクトの回避を行うと約定率が低下して思ったように買い進められない恐れがあるが、ダーク・プールを使用すると高い約定率を維持して買い進めることができることを示唆している。

4. まとめ

本研究では [水田 13c, Mizuta 13d] の人工市場モデルをベースに、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・プールが存在するモデルを構築し、ダーク・プールの普及が市場を安定化させるのかどうか調べた。

ダーク・プールの普及によりボラティリティが低下し市場が安定化することが分かった。しかしながらあまりにも普及すると尖度が上昇し、正規分布からは想定されないような大きな騰落率が多くなることが分かった。

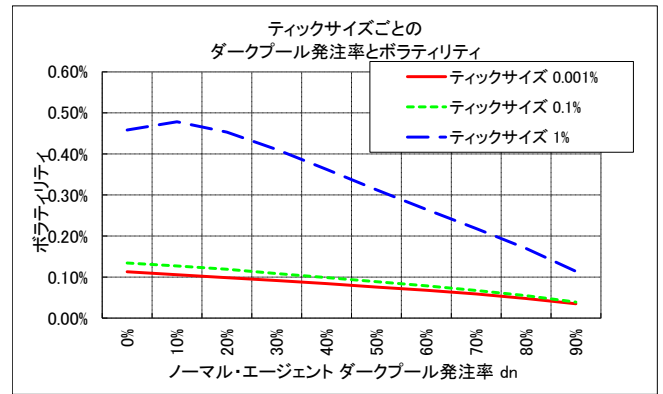


図 6: ティックサイズごと (0.001%, 0.1%, 1%) の、ボラティリティの d_n 依存性。

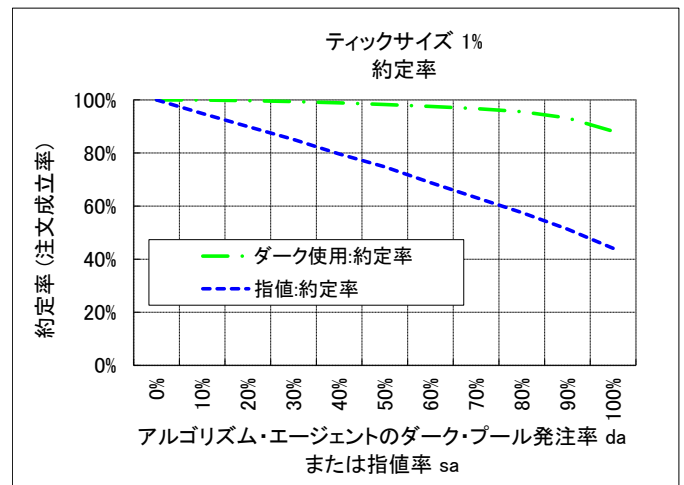


図 7: ティックサイズが 1% のときの、アルゴリズム・エージェントが確率 d_a でダーク・プールに発注した場合と、確率 s_a でリット市場へ最良の買い注文価格で指値注文した場合の約定率。 $d_n = 30\%$ に固定。

アルゴリズム・エージェントがマーケット・インパクトを与えることを確認し、すべて指値注文であったとしても間接的にマーケット・インパクトを与えることをモデルが再現できた。ダーク・プールへの発注を増やすほどマーケット・インパクトをおさえることが分かった。ただし、ダーク・プールへの比率が多すぎると約定率が少し低下することが分かった。さらに、ノーマル・エージェントがダーク・プールを概ね 70% 以上と多く使用している状況だと、アルゴリズム・エージェントはそれ以上にダーク・プールを使用しないとマーケット・インパクトを押さえられないことが分かった。

リット市場のティックサイズが大きい場合、アルゴリズム・エージェントは指値注文によるマーケット・インパクトの回避を行おうとすると約定率が大きく低下することが分かった。この場合でもダーク・プールを用いれば約定率の低下はほとんどなくマーケット・インパクトの低減ができることが分かり、リット市場のティックサイズが大きいときはよりダーク・プールの有用性が高い可能性を示せた。

以上のように、ある程度までの普及であれば、ダーク・プールは市場を安定化させ、マーケット・インパクトを低減させる効果をもつことが示唆された。普及しすぎた場合にはさまざま

な悪影響が示唆されたが、その悪影響がではじめる普及率は70%くらいであり、実際の金融市場での現在のダーク・プールの普及率やヨーロッパでの検討されている売買代金キャップ規制が規制する普及率である10%程度 [Urrutia 13] より、かなり高い。しかし、デメリットがはじめる普及率の定量的な分析は本研究では不十分であり今後の課題である。

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。また、本研究の一部は、科学技術振興機構 CREST 研究領域「ポストベタスケール高性能計算に資するシステムソフトウェア技術の創出」の研究課題「超大並列計算機による社会現象シミュレーションの管理・実行フレームワーク」の支援を受けています。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [Chen 09] Chen, S., Chang, C., and Du, Y.: Agent-based economic models and econometrics, *Knowledge Engineering Review* (2009)
- [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)
- [EC 10] European Commission : Public Consultation Review of the Markets in Financial Instruments Directive (MiFID), *Consultation Report*, Vol. 8, (2010)
- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236 (2001)
- [Friedman 93] Friedman, D.: The double auction market institution: A survey, *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*, pp. 3–25 (1993)
- [Johnson 10] Johnson, B.: *Algorithmic Trading & DMA: An introduction to direct access trading strategies*, 4Myeloma Press (2010)
- [Kobayashi 11] Kobayashi, S. and Hashimoto, T.: Benefits and Limits of Circuit Breaker: Institutional Design Using Artificial Futures Market, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 2, pp. 355–372 (2011)
- [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, 和泉 潔, 八木 勲, 吉村 忍: 人工市場を用いた大規模誤発注による市場混乱を防ぐ制度・規制の検証 ～トリガー式アップティック・ルールを中心に～, 第 11 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (2013)
- [水田 13b] 水田 孝信, 和泉 潔, 八木 勲, 吉村 忍: 人工市場を用いた値幅制限・空売り規制・アップティックルールの検証と最適な制度の設計, 電気学会論文誌 C, Vol. 133, No. 9 (2013)
- [水田 13c] 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 13d] 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* (2013)
- [Mizuta 13e] Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., and Yoshimura, S.: Design of Financial Market Regulations against Large Price Fluctuations using by Artificial Market Simulations, *Journal of Mathematical Finance* (2013)
- [Mizuta 13f] Mizuta, T., Izumi, K., and Yoshimura, S.: Price Variation Limits and Financial Market Bubbles: Artificial Market Simulations with Agents' Learning Process, in *Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFER), 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence on* (2013)
- [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* (2013)
- [SEC 10] Securities and Exchange Commission: Concept release on equity market structure, *Federal Register*, Vol. 75, No. 13, pp. 3594–3614 (2010)
- [Thurner 12] Thurner, S., Farmer, J., and Geanakoplos, J.: Leverage causes fat tails and clustered volatility, *Quantitative Finance*, Vol. 12, No. 5, pp. 695–707 (2012)
- [TSE 12] Tokyo Stock Exchange, : Guide to TSE Trading Methodology, http://www.tse.or.jp/about/books/b7gje6000004q31-att/trading_methodology.pdf (2012)
- [TSE 11] Tokyo Stock Exchange, : TSE Equity Market Summary after arrowhead Launch, http://www.tse.or.jp/english/news/47/b7gje6000000fck3-att/20110225_a.pdf (2011)
- [Urrutia 13] Urrutia, J. P.: Progress in the MiFiD review: Stock-taking at the End of the Irish Presidency of the European Council, http://www.itg.com/marketing/ITG_Blotter_JP_Urrutia_MiFiD_Review_20130607.pdf (2013)
- [Westerhoff 08] Westerhoff, F.: The use of agent-based financial market models to test the effectiveness of regulatory policies, *Jahrbucher Fur Nationalokonomie Und Statistik*, Vol. 228, No. 2, p. 195 (2008)
- [Yagi 10a] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Effectiveness of Short-selling Regulation using Artificial Markets, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 1, pp. 113–132 (2010)
- [Yagi 10b] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Market Impact of Short-Selling Regulation Using Artificial Markets, *Advances in Practical Multi-Agent Systems*, Vol. 325, p. 217 (2010)
- [Yamada 09] Yamada, K., Takayasu, H., Ito, T., and Takayasu, M.: Solvable stochastic dealer models for financial markets, *Physical Review E*, Vol. 79, No. 5, p. 051120 (2009)
- [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)
- [Yeh 10] Yeh, C. and Yang, C.: Examining the effectiveness of price limits in an artificial stock market, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 34, No. 10, pp. 2089–2108 (2010)