

TCER Working Paper Series

日本の株式市場における高頻度取引について

High frequency trading in the Japanese stock market

山田 昌弘
Masahiro Yamada

2023年 5月

Working Paper J-25
<https://www.tcer.or.jp/wp/pdf/j25.pdf>



公益財団法人東京経済研究センター
〒102-0072 東京都千代田区飯田橋1-7-10-703

©2023 by Masahiro Yamada.

All rights reserved. Short sections of text, not to exceed two paragraphs, may be quoted without explicit permission provided that full credit, including ©notice, is given to the source.

概要

本研究では日本取引所から提供された板再現データを用いて、日本の株式市場における高頻度取引の特性についての実証分析を行った。特に、個人投資家や国内証券会社による取引を統計的に識別したうえで、高頻度取引と比較する検証を試みた。近年、高頻度取引が売買代金と注文発注の大きな部分を占め価格発見への貢献が高まっている点や、日中取引による利益獲得能力がある点などは、既存の研究報告と同一の傾向がみられる。一方、日本市場では高頻度取引は流動性を消費するような取引を多く行っているという点は、海外での既存の報告とは異なる。また流動性供給者としては個人投資家の存在が重要であるものの、指値注文に機動性を欠き、切りの良い価格を選好するようなバイアスがあるなど、様々な状況で高頻度取引とは対照的な行動をしている、ということがわかった。

山田 昌弘
東京理科大学
経営学部
東京都千代田区富士見1-11-2
m.yamada@rs.tus.ac.jp

Abstract

This study investigates high-frequency trading (HFT) in the Japanese stock market using transaction data provided by the Japan Exchange Group. Specifically, we compare HFT to trading by retail investors and domestic securities firms. Our findings reveal that HFT contributes significantly to the amount of trading value, order placement, and price discovery, with a preference for liquidity-taking trades over liquidity-making trades. On the other hand, retail investors exhibit contrasting trading strategies, such as providing liquidity, updating limit orders less frequently and showing a preference for certain last-digit prices.

Masahiro Yamada
Tokyo University of Science
School of Management
Fujimi 1-11-2, Chiyoda-ku, Tokyo
m.yamada@rs.tus.ac.jp

日本の株式市場における高頻度取引について

2023年3月

東京理科大学経営学部

山田 昌弘[†]

概要

本研究では日本取引所から提供された板再現データを用いて、日本の株式市場における高頻度取引の特性についての実証分析を行った。特に、個人投資家や国内証券会社による取引を統計的に識別したうえで、高頻度取引と比較する検証を試みた。近年、高頻度取引が売買代金と注文発注の大きな部分を占め価格発見への貢献が高まっている点や、日中取引による利益獲得能力がある点などは、既存の研究報告と同一の傾向がみられる。一方、日本市場では高頻度取引は流動性を消費するような取引を多く行っているという点は、海外での既存の報告とは異なる。また流動性供給者としては個人投資家の存在が重要であるものの、指値注文に機動性を欠き、切りの良い価格を選好するようなバイアスがあるなど、様々な状況で高頻度取引とは対照的な行動をしている、ということがわかった。

Keywords: 日本の株式市場; 高頻度取引; 板再現データ; 個人投資家による取引; 流動性供給取引; 流動性消費取引; 価格発見

JEL Classification: G10, G12, G15

[†] 〒102-0071 東京都千代田区富士見 1丁目 1-2 東京理科大学経営学部経営学科

E-mail: m.yamada@rs.tus.ac.jp

本論文の草稿に対し、TCER コンファレンス「日本の金融システム：現状、課題、展望」参加者、同コンファレンス討論者の太田亘教授、2022年度日本ファイナンス学会参加者と討論者の高橋慎教授、日本証券経済研究所での研究会の参加者から多くの貴重なコメントを頂戴している。記して謝意を表したい。なお本稿で利用しているデータは日本取引所グループから学術研究用途に提供されているものであるが、内容は筆者の個人的な見解を示すものである。

1. はじめに

高頻度取引 (High-frequency trading, HFT) とは注文発注の遅延 (レイテンシ) を抑えつつ日中の資産価格の歪みや裁定機会を狙って高頻度で取引を繰り返す金融市場における取引手法の一形態であり、1990 年代より発展しつつあったアルゴリズム取引を源流として、取引所の電子化・注文処理の高速化に呼応して活発化した。2010 年 5 月 6 日に発生した米国先物・株式市場でのフラッシュ・クラッシュに関して高頻度取引者の特徴的な取引行動がそのトリガーと目されたことにより、米国証券取引委員会や米商品先物取引委員会などの監督機関による調査が開始され、規制へ向けた議論が本格化した。本邦においても東京証券取引所の電子化・高速化と私設市場の開設などに伴い高頻度取引は活発化し、監督機関、取引所、市場参加者はその市場へ与える影響を懸念している。本稿では高頻度取引の利用の広がりや学術的論点に関して概観したのち、東京証券取引所におけるその活動実態について日本取引所グループから提供された板再現データを用いた実証分析を試みる。

2. 背景

2000 年代に入り米国株式市場の市場構造は取引所の電子化によって劇的に変化した。2001 年から 2010 年にかけて、市場全体の売買高は 2 倍になり、同時に投資家の取引コストは 50% 以上低下した。その背景にあるのはコンピューターを使ったアルゴリズム取引による注文の増加であり、気配対約定比率は 2:1 から 20:1 に激増している。この事実はアルゴリズム取引および高頻度取引 (HFT) が広まったことによる正の側面であるとされる (Menkveld, 2016)。しかしながら、HFT に対する一般的な印象は必ずしも善いものとは言えず、経済学者の間でもその評価は定まっていない。例えば、非対称情報下における金融資産取引の基礎理論を構築し、ノーベル賞受賞者でもあるジョセフ・スティグリッツは、HFT の行っていることはマイナスサム・ゲームであり、価格発見と流動性供給の両面において有害となり社会的なコストを増大させるとして懸念を表明している (Stiglitz, 2014)。

HFT が広く注目を集める契機となったのは、2010 年 5 月 6 日に米国先物・株式市場において起こった日中価格の大幅な下落 (フラッシュ・クラッシュ) であり、この日、Dow30 種工業平均指数の一時的な下げ幅は約 9% に達した。特筆すべきはこの下落が特段のニュースを伴わず起こったことにあり、金融市場の脆弱性が露わになったことからその調査が行われた。実際にはフラッシュ・クラッシュは様々な原因が複合的に重なって起こったものであるものの (Liam Vaughan, 2020)、主因として想定されたものの一つとして HFT による Hot potato 現象がある。これは熱されたジャガイモを次々に投げ渡しあうように、価格の下落の最中に HFT 間で大量の資産が売買され続けたという現象を指している。事実、Kirilenko et al. (2017) では HFT の取引が下落の方向性に沿って行われることで影響が拡大したという報告をしている。

HFT が資産価格の変動を増大させているのではないかという疑惑に対して、HFT 事業者からの反論は、HFT はマーケット・メイカー的に行動し市場に流動性を供給することがその基本的な戦略である、というものである。つまり、マーケット情報をいち早く読み取り取引資産の本源的価値を推測し、そこからの価格の逸脱を是正する方向で取引を行うとともに、指値注文という流動性供給行動により価格変動のボラティリティを下げ、市場価格の安定性に貢献しているというのである。実際、Menkveld (2013) をはじめとして、このような見方を支持する学術論文も少なくない。しかし 2010 年のフラッシュ・ク

ラッシュ時の HFT 業者の振る舞いはこのような範疇に収まるものではなかったため、HFT が市場価格の安定化に貢献しているのかどうかを巡る議論は今日まで続いている。

市場における HFT の振る舞いに加えて、HFT 事業者と取引所との強い関係性も懸念をもたらす一因であろう。米国における取引所取引は Nasdaq 市場を中心に 1990 年代から電子化が進展していたが、取引所ごとに最良気配価格が異なるなど、そのフラグメンテーションが問題視されていた。問題への対策として 2005 年に施行されたレギュレーション NMS により全米最良気配(NBBO)での執行義務が強化されたが、小規模な取引所が新たに生まれることにより、流動性の分散という意味での分断が新たに生じてしまった (U.S. Securities and Exchange Commission, 2013)。そこで各取引所は流動性の確保のために HFT に優遇的な措置をとるようになる。その例としては指値を用いた流動性供給に対して手数料を課すのではなく逆にレポートを与えるなどのインセンティブ付与、相場情報配信の高速化、HFT にとって有用な注文オプションの多様化、発注レスポンスの遅延の低減などが挙げられる。しかし、このような措置は取引執行システムを複雑化させ、HFT の出す大量の注文により相場情報は膨張し、監視・分析が困難となった。

米国における HFT に対する規制はフラッシュ・クラッシュを契機としてドッド・フランク法案に追加する形で具体化された。その基本的な目的は、市場環境の透明性と公平性をもって健全で流動性のある金融市場が資本形成に資することである。2010 年以降に施行された規制の具体的な内容としては以下のようなものがある (大墳, 2016)。

- 取次証券会社の HFT に対する財務・規制に関する発注前チェックをスキップした (ネイキッド・アクセス) の禁止
- 統合監査追跡システム (Consolidated audit trail, CAT)
- Market wide サーキット・ブレイカーと連続約定気配 (リミット・アップ/リミット・ダウン) の導入
- HFT の FINRA 登録義務によるコンプライアンスの強化
- ティック・サイズ・パイロットプログラム

この中でティック・サイズ (呼値単位) に関する改革は、一般投資家にも影響する取引環境に関する事項であり、また取引所間競争において考慮される要素でもあるため、その影響の学術的な分析も多い。HFT は呼値単位のより細かい株式の取引が得意とされるので、呼値単位を広く保つ施策をとることでその優位性を抑えることができる。このほかにも従量的な取引税の導入、取引戦略の事前報告、注文発注を制限するスピードバンプなど、より踏み込んだ規制案も検討されたが実現されることはなかった。

HFT (またはアルゴリズム取引) への規制の試みは 2010 年から欧州でも議論され、2018 年の MiFID2 の施行により規制が強化された。これにより取引業者は所管当局の要請に応じてその取引戦略や注文時系列の通告義務を負うことになり、また取引所も過度の価格変化に対応するサーキット・ブレイカーの設置や呼値単位の適正化、手数料体系の透明性などが求められることとなった (大橋, 2014)。

このような各国における金融商品市場における規制の状況に比べ、国際的な市場である銀行間スポット為替市場では取引所はより柔軟な取引ルールの改定を行っている。例えば ICAP-EBS (現 CME グループ) の運営する市場では 2009 年 6 月から指値注文の最小保持期間が設定されているほか、2014 年から注文が板に掲載されるまでの数ミリ秒の遅延が意図的に設定されるなど、ある種の取引スピードを抑え

る仕組みが実装されていた。呼値単位に関しても、2011年3月にそれ以前の10分の1 (Decimalization)に変更されたものが、翌年9月から2分の1 (Half-pip)へ拡大する方向へ改められている(Chaboud, Hjalmarsson, and Zikes, 2021)。

日本でも2010年の東証の arrowhead 導入による注文執行スピードの改善などを背景に HFT 業者による市場占有率は徐々に高まり、ETF 市場のマーケットメイクには HFT が積極的に関与しているなど、その存在感は強まっている。このような状況を受けて2018年から東証に接続する HFT は事前登録が義務付けられ、2022年5月時点で51社が登録されている。この仕組みによって金融庁は HFT の取引戦略を事前に把握できるようになっているほか、注文ごとに発注者情報が識別できるデータを利用した分析も可能になっており、その調査概要は四半期ごとに公開されている。一方で、事前登録されている HFT は、51社中1社が国内事業者であるに留まり、注文・売買代金シェアで比較しても HFT の存在感は米国ほどには大きくない。その理由としては、1. 米国における HFT の収益の源泉の一つとして複数の取引所間の取引状況の違いを利用した裁定取引があるが、日本では東証に売買が集中しているため（日本における取引所取引銘柄の売買代金の90%~95%程度¹⁾、HFT が利用可能な裁定機会に乏しい、2. 東証では注文発注ごとにわずかながら従量的に手数料が課されるため多数の指値注文を出すことにコストが発生する、3. マーケットメイク制度を置いている ETF 銘柄を除き、流動性供給へのインセンティブ（報酬）が取引所から与えられていない²⁾、などを指摘できるであろう。このような日本の株式市場の特殊性も本稿での分析の動機の一つである。

3. 論点

以上のような背景のもと、経済学・ファイナンス的な視点に基づいたテーマとして、(1) HFT による流動性供給がもたらす取引コストの低下、(2) HFT と非 HFT の間での取引利益の不均衡（または社会厚生）、(3) HFT による価格の効率性の改善、などが理論的、実証的に研究されている。関連して呼値単位の変更などの取引ルールの変更、大規模なブロック取引の前後、日中ボラティリティの高まりやニュースの到達など、特定の市場環境によって条件付けしたときの HFT の行動変化に関しても多くの研究結果が報告されている³⁾。

このような論点に関する学術論文のサーベイとしては、U.S. Securities and Exchange Commission (2014)や Menkveld (2016)などが詳しい。既存研究の大まかなコンセンサスとしては、HFT の存在により流動性は高まり、価格は効率的になり、かつ HFT は非 HFT に対する取引によって一定の利益を得ている、とみなされている⁴⁾。一方、Budish et al. (2013) は HFT が行っている発注スピードの競争は社会的コ

¹ 2012年から2022年までのLit市場=東証、Japannext、Chi-Xに対する東証の売買代金シェアによる。CBOE マンスリーレポート (Chi-X) および Japannext 統計データ表より。

² JPX「取引参加料金」：<https://www.jpx.co.jp/rules-participants/participants/fees/index.html>
東証では出来高の小さいETF銘柄の流動性を高めるため、気配提示義務を負う指定マーケット・メイカーを置くマーケットメイク制度を導入している。指定マーケット・メイカーは流動性供給によりインセンティブ（報酬）を得ることができ、HFTが多く参入している。JPX「マーケットメイク制度」：<https://www.jpx.co.jp/equities/products/etfs/market-making/index.html>

³ ブロックオーダー前後、株価の大幅な変化、呼値変更、ニュース等に係る HFT の行動の変化について：van Kervel and Menkveld (2019), Brogaard et al. (2018), Brogaard, Sokolov, and Zhang (2020), Chordia and Miao (2020), Mahmoodzadeh and Gencay (2017), Chung, Lee, and Rösch (2019), Brogaard, Hendershott, and Riordan (2017), Chordia, Green, and Kottimukkalur (2018), Yamada (2021)など。

⁴ 代表的なものだと、Carrion (2013), Menkveld (2013), Brogaard, Hendershott, and Riordan (2014), Baron et al. (2019)など。

ストを増大させるだけでなく、流動性にも悪影響を及ぼすことを理論モデルに基づき主張しており、Aquilina et al. (2021) はデータを用いてそれを実証している。

本邦市場の HFT に関して、データを用いた直接的な研究としては、福田 (2016) を始めとして、Hosaka (2014), Saito et al. (2018), Goshima, Tobe, and Uno (2019), Bellia et al. (2017), 大山-津田 (2020) などが挙げられる。また、近年の株式市場のマイクロストラクチャーの分析一般において、HFT の存在は重要なファクターとして考慮されるようになっている。

本稿においては HFT による流動性供給の状況、取引利益、価格の効率性への貢献（価格発見）の 3 点について、実際の取引データを用いて分析を試みる。特に（1）データのサンプル期間を 2010 年から 2021 年まで長期にとること、（2）HFT の活動傾向を相対化するために証券会社の自己取引と個人投資家取引の識別も行い比較すること、などの新たな工夫を通じて HFT の活動傾向を概観することを目的とする。なお本稿では一般向けに簡潔さを保つため、またデータ分析は基本的に全数を調査していることもあり、統計的検定に関する記述は省略した。

4. 板再現データを用いた分析

Nasdaq-ITCH や FLEX-Full などの注文発注の公開データからでは、ある注文が HFT によるものであることを識別することはほぼ不可能である。この識別を行うためには、取引所・規制当局によって注文ごとに主体区別に関する情報が付与されていることが望ましい。事実、Kirilenko et al., (2017) など海外市場における研究報告はこのようなデータに基づいたものが多い。しかしながら、この種の情報は秘匿性が極めて高く、学術研究での利用は困難である。これに対して本稿では日本取引所グループ (JPX) から研究者向けに提供されている板再現データを用いて、問題に対処する。板再現データには注文ごとにその発注に用いられた仮想サーバーID が付与されており、仮想サーバーごとの取引傾向を分析することで HFT による取引を識別する。またこの仮想サーバーID はマッチングシステムのバージョンが同じである限り期間を通じて変化しないので、通時的な取引動向の分析が可能である⁵。

板再現データは JPX が運営している株式取引マッチングシステムに対して発信された注文を、立会外取引によるものを除き全てカバーしている。各観測値は、仮想サーバーID、注文 ID、株式コード、注文量、価格、注文メッセージ型（新規・修正・取り消しなど）、タイムスタンプ（マイクロ秒単位）、売り・買い区別、自己・委託区別、現物・信用区別、注文条件、などにより構成されている⁶。各投資家の注文は注文 ID により追跡することができ、そのメッセージ型により、注文発注、修正、取り消し、約定などの注文のライフサイクルを把握することができる。

特筆すべきはこのデータでは注文ごとにその発注に用いられた仮想サーバーID が付与されており、注文発注主体を追跡できることである。後述するように、仮想サーバーID と注文 ID を用いて注文主体の活動傾向を統計的に分析・区分することにより、FLEX-Full などの公開データに比べて詳細な分析が

⁵ 2015 年 9 月 24 日と 2019 年 11 月 5 日にマッチングシステムのアップデートが行われた際に仮想サーバーID は振り直されている。したがってこの期間にまたがる同一主体の追跡はできないが、HFT 全体の追跡は可能である。

⁶ 東証のマッチングシステムである Arrowhead では、マッチングシステムへアクセスするためには東証市場参加者の保有するコンピューター内に設置された仮想サーバーを経由する必要がある。コンピューター自体はマッチングシステムの物理サイト内に設置されることもあれば（コロケーション）、サイト外に設置されることもある。また東証市場参加者以外の主体は東証市場参加者に注文を委託する必要がある。板再現データでは、匿名変換された仮想サーバーID と、そこから出される注文 ID、またその注文が東証市場参加者によるものか、委託注文かなどの情報（自己・委託区別）を提供している。このほかにも東証取引参加者を表すメンバーID が存在するが、匿名性の保持のために提供データには含まれていない。

可能となる。

4.1. 投資主体の識別

HFT の識別

投資主体を識別するための前処理として、まず仮想サーバーのグループ化を行う。各取引参加者は注文の際に複数の仮想サーバーを共有することで注文発注コスト・速度を調整できるため、同一の注文が異なる仮想サーバーから出されているケースがある。そこで、注文 ID を共有するような仮想サーバーを同一のグループとする。このような仮想サーバーのグループは概ね一つの取引主体と対応していると仮定し、グループ化した仮想サーバー群をトレーディングデスク（以下、「TD」）と呼ぶ（Goshima et al., 2019）⁷。

板再現データを用いた HFT の識別については、保坂基準（Hosaka, 2014）とそれを改良した大山・津田基準（大山・津田, 2021）がある。これらの基準では TD を複数の指標により分類し HFT を識別する。

まず保坂基準では以下の 2 基準を用いる：

1. 約定率 $\leq 25\%$

ただし、約定率 = 約定件数 / (新規注文件数 + 変更注文件数 + 取消注文件数)

2. 取消率 $\geq 20\%$

ただし、取消率 = 取消注文件数 / (新規注文件数 + 変更注文件数 + 取消注文件数)

大山・津田基準では、上記基準 1 および 2 の分母を「新規注文件数」のみと変更し、さらに以下の条件を加える（アルゴリズム基準）。

3. 成行注文割合 1%未満

4. 手動注文割合 0.1%未満

本稿における識別基準としては、大山・津田基準を踏襲するが、基準 4 で必要とされる手動注文フラグは 2018 年 4 月から非提供であるため用いない。もっともこの変更による影響は微小である。以上の識別方法により、「各日」において TD が HFT か非 HFT か判別することになるが、さらに「日をまたいで一貫して HFT としてふるまう」主体を判別する必要がある。この点、大山・津田（2021）に参考に基準 1, 2 をサーバー稼働日の 40%以上、基準 3 を同 60%以上満たすものを HFT として判定した（大山・津田（2021）による HFT 1 基準）。

この識別方法の有効性は大山・津田論文によって検証されているものの、このように特定された HFT の仮想サーバーは必ずしも単一の事業主体によって占有されているとは限らず、複数主体で構成されている可能性も大いにある。従って、特定の事業者に絞って分析をするということはこのデータからは不可能であり、またそのような意図のもと分析を行ってはいないことを付言しておく。

⁷ 本稿のもとになった原稿「21 世紀の日本の株式市場の変遷と将来」（東京経済研究センター）では、トレーディングデスク（TD）の概念の説明は省いて、仮想サーバーと同一視して記述している。本稿ではデータの生成手続きを反映したより細かい説明をしているが、多分に技術的であり、TD を仮想サーバーと読み替えてしまっても大きな誤解は生じない。

HFT 以外の主体の識別

HFT の他にも識別可能な投資主体が二つある。一つは東証市場参加者である証券会社自身が注文発注者となるケースであり、これは自己・委託フラグによって判別可能である。もう一つは個人投資家の用いるリテール証券会社からの注文である。板再現データでは、ある注文が信用取引を利用しているか否かを表すフラグが利用可能だが、近年では信用取引を用いるのはほぼ個人投資家に限られる。したがって、信用取引の利用がある TD はリテール証券会社のものである可能性が高い。また個人投資家が空売りをを行う際は信用取引を利用するほかに重要な識別フラグとなる。これに加えて、個人投資家からの注文は委託注文であること、手動での注文取消しにある程度時間がかかること、リテール証券会社は多くの仮想サーバーをまとめて発注システムを構成しているため TD ごとの約定代金が大きくなること、などの特徴を加え、個人投資家からの注文を識別する。以上を5つの条件としてまとめる⁸。

1. 約定代金ベースの信用取引比率が 0%より大きい
2. 約定代金ベースの委託注文比率が 99%より大きい
3. 約定代金ベースの空売り注文の 99.5%以上が信用取引による
4. 新規注文から注文取り消しまでの平均生存時間が 5 秒以上である
5. 約定代金が当日の総約定代金の 0.1%以上である

このようにして識別した注文は、公開統計である投資部門別売買状況の月次統計と比較することができる。期間を通じて、本稿による識別による売買代金占有率の推定値は公開統計に対して 90%から 110%のレンジに分布しており、それらの相関係数は 94.8%と非常に高く、おおむね個人投資家の注文を正しく識別できていると考える（山田, 2021）。

本稿では、まず HFT を運用している TD を特定し、その後にリテール証券会社による TD を特定し、いずれでもない TD の注文について自己注文フラグの立っている注文/約定を証券会社自己によるものとし、すべてに当てはまらないものを「その他主体」としている。したがって、HFT として識別された取引に自己取引フラグが立っている場合でも、それは証券会社による自己取引ではなく HFT としてカウントしている。「その他主体」としては海外投資家や市場参加者登録をしていない国内機関投資家などが考えられる。

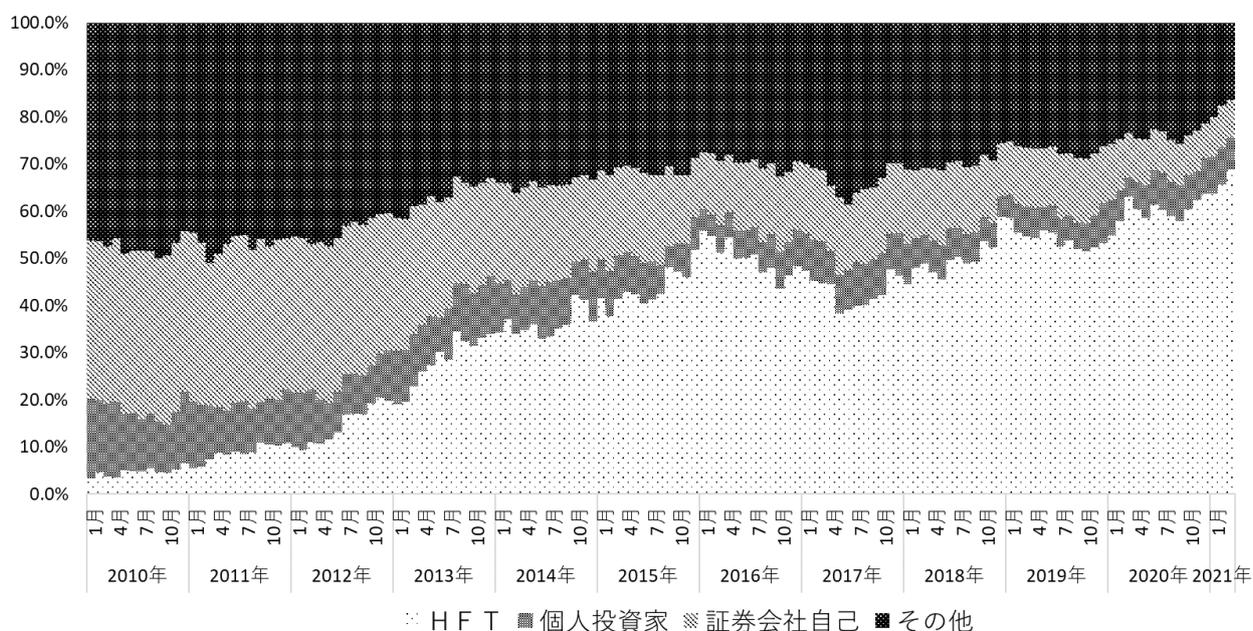
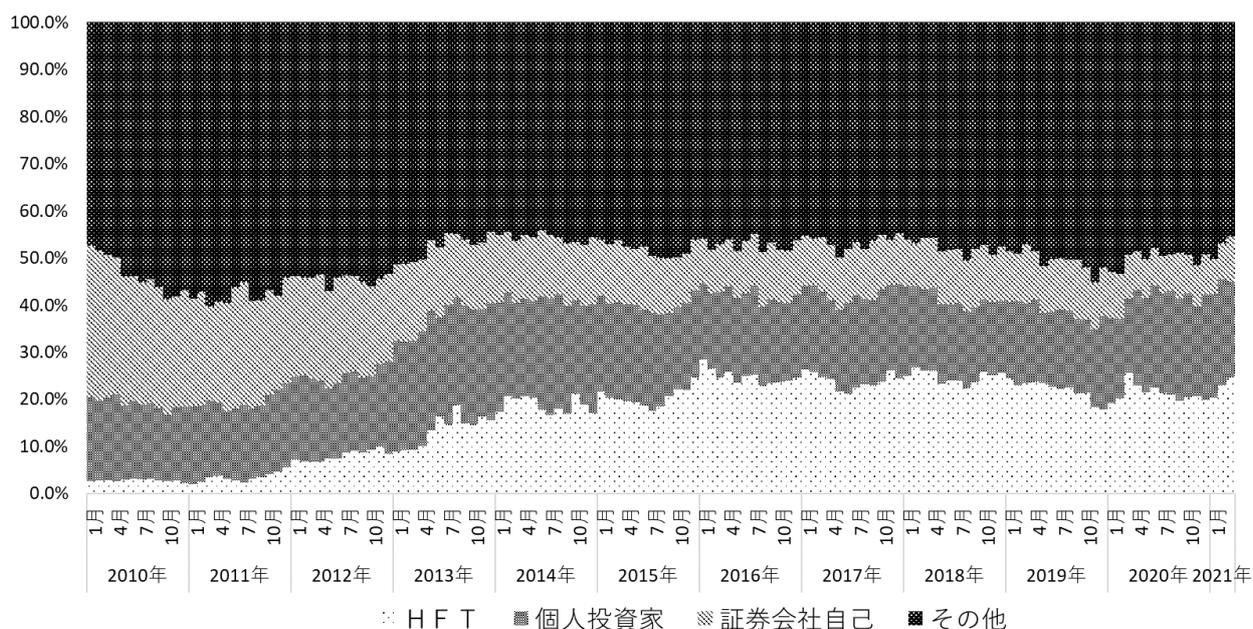
4.2. 売買代金および注文発注の主体別占有率

以下の分析では、2010 年 1 月大発会から 2021 年 3 月末までを期間とし、対象銘柄は東証 1 部上場株式とする。ETF や REIT の中には売買代金が非常に大きいものもあるが、ここでは対象外とする。特に ETF の場合、その価格付けに HFT が公式にマーケットメイクに関与して流動性供給をしていることから、他の銘柄とまとめて分析を行うことは不適當と考えられるからである。

まずは主体ごとの売買代金と注文発注数の占有率を観察する（図表 1）。売買代金（上図）に関しては、HFT の占有率は 2016 年半ばまでは上昇傾向にあったが、それ以降ほぼ一定に落ち着いている。

⁸ HFT の識別に倣ってサーバー稼働日の 40%以上で基準を満たすものを個人投資家注文とする。もっとも、日々適用としても識別にはほぼ影響しない。

2010年1月時点での占有率は{HFT：2.6%、個人投資家：18.0%、証券会社自己：32.0%、その他区分：47.5%}となっており、これが2021年3月時点では{24.6%、20.4%、9.6%、45.4%}となっている。個人投資家とその他区分に大きな変動はなく、証券会社自己の比率減少分がそのままHFTの増分に置き換わっている構造である。これに対し、注文発注数の占有率はHFTの占有率が期間を通じて増大し続けており、2021年3月では68.8%にまで達している。注文発注には約定しなかった指値注文も含まれており、これらの分析から注文発注はHFTによって出された約定に至らないものが支配的となってきていることが読み取れる。



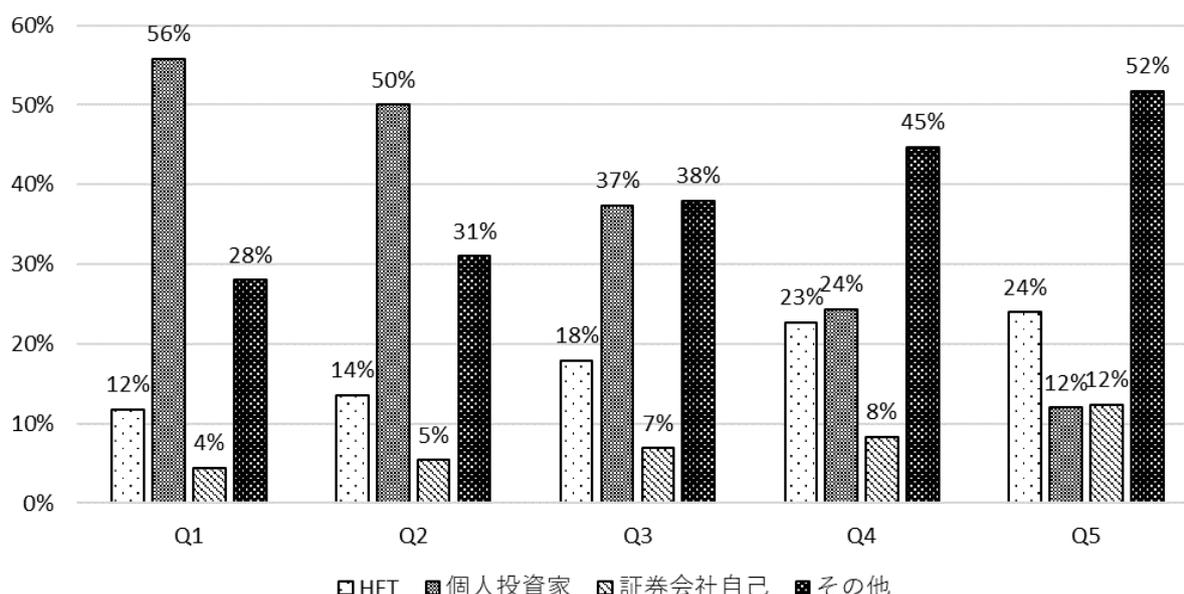
図表1：主体別売買代金と注文件数の占有率

上図：東証一部上場銘柄に関する主体別売買代金占有率

下図：同、注文発注数の占有率

売買代金は売付金額と買付金額の合計値。いずれも日次で計測した占有率の月次平均をとってプロットしている。

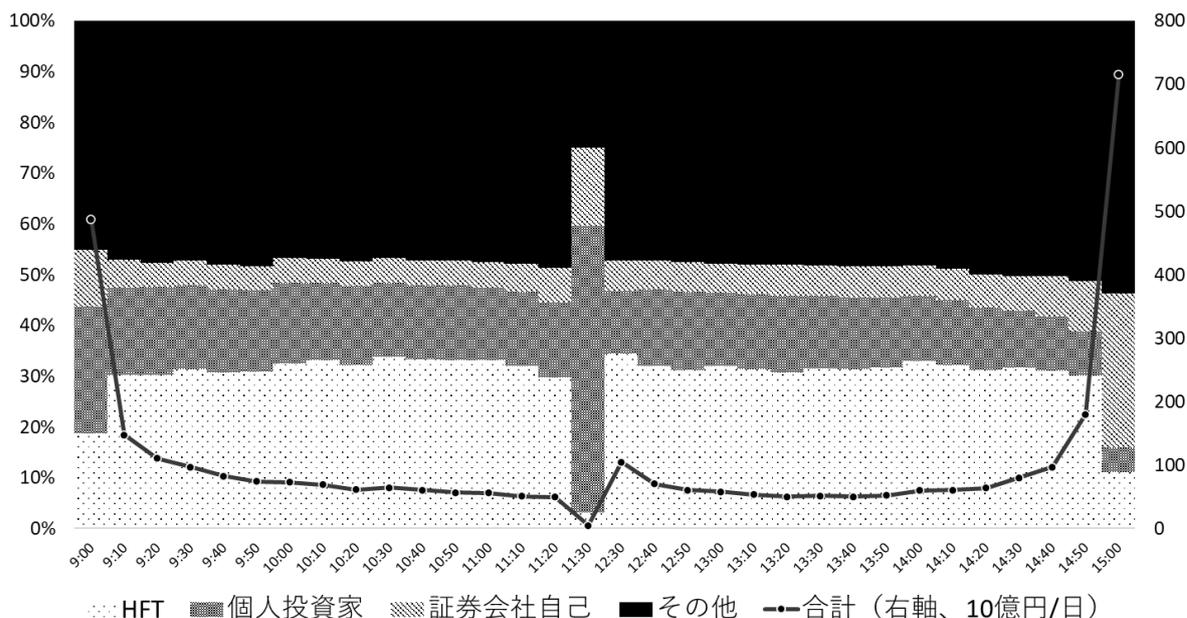
なお売買代金占有率に関しては金融庁発表資料によると、2021年3月では37%となっており、ここでの計算値よりも10%ポイントほど高い⁹。金融庁による分析は上記の基準によってではなくHFT登録事業者フラグを直接利用したうえで計算したものであり、本稿ではHFTの識別において取引行動の継続性の点でやや厳しい基準（大山-津田(2021)におけるHFT1基準）を採用しているため、このような差異が生じる。本稿の計算方法だと実際にHFTのように行動していない事業者や、長期にわたって仮想サーバーを継続運用していない業者を取りこぼしたりする。またETFなどのマーケットメイク銘柄を含めるか含めないかも数字を変動させる要因であろう。もっとも、HFTの売買代金占有率は、米国の50%超（2015年）と比べるとそれほど高くはないと評価できるであろう。



図表 2：時価総額別銘柄群（Q1-Q5）における主体別売買代金占有率（2018年）

HFTには特定の銘柄に対する選好はあるのだろうか。また、流動性の乏しい小型株の流動性供給に貢献しているのだろうか。データを見ると、主体別売買代金シェアは銘柄のサイズに強く依存している。図表2では2018年において、銘柄を時価総額によって5分割し、それぞれの銘柄群における売買代金シェアを比較している。ここから、HFT事業者の取引はむしろ時価総額の大きな銘柄に傾斜しているとわかる。この傾向は、証券会社自己やその他主体と相似しているが、これはHFT自身が証券会社や海外投資主体から委託を受けて取引を行っていることが要因かもしれない。対照的に、個人投資家は小型株において大きな占有率をもっている。

⁹ 参照：金融庁「高速取引行為の動向について」：<https://www.fsa.go.jp/news/r2/sonota/20210630/20210630.html>



図表 3：主体別の約定代金の日中パターン

[注] 各時間帯ラベルから始まる 10 分間ごとの流動性消費による売買代金を集計し、比率にしたもの。寄付や引けにおける約定を含む。2018 年 1 月から 2021 年 3 月までのサンプルに対し平均をとったもの。

最後に、流動性消費（指値または成行注文によって約定を引き起こした側）による売買代金の日中パターンを図示する。HFT の占有率は日中ほぼ一定であり、始値と終値における約定が少ないことを除けば、時間帯別売買代金とほぼ比例して取引を行っていることがわかる。これは、約定がバッチ処理されるオークションよりもザラ場での取引に HFT は優位性を持っていることを考えると、想像に難くない結果である。一方、個人投資家は午前中に、その他主体は午後、証券会社自己は終値における約定を嗜好している。このように主体ごとに取引時間帯の選好が分かれていることは、それぞれの価格発見能力の推定の歪みや、一時的な価格の不効率性を生んでいる可能性がある。

4.3. 流動性供給能力の推定

東証における売買方式は価格・時間優先を基準としたオーダー・ドリブン方式であり、そこでは注文発注者は価格と数量を指定した指値注文か、数量だけを指定した成行注文を発注する。約定は、すでにある指値注文と新たな注文とがマッチングすることによって起こり、あらかじめ指値を出していた主体が流動性供給者（Maker）、即時約定を行った主体が流動性消費者（Taker）である。一般に、流動性消費者は Bid-Ask スプレッド分のコストを犠牲に即時に約定を成立させ価格形成を主導し、流動性供給者はスプレッド分だけ有利な価格で約定を成立させ価格の急な変動を抑えている。この節では、多くの研究によって HFT は流動性供給者であると報告されていることを念頭に、その発注の傾向について分析する。

図表 4：主体別の流動性供給(make)、流動性消費(take)および寄付(open)と大引(close)での売買の状況

(平均、十億円/日)	Other				HFT				Retail				TP			
	make	take	open	close	make	take	open	close	make	take	open	close	make	take	open	close
2018年	1199.4	953.9	117.0	358.9	312.8	765.9	19.2	63.4	337.2	236.4	68.1	24.6	264.9	160.3	53.7	228.2
2019年	968.7	846.4	103.4	337.9	290.4	487.7	17.9	67.2	284.3	181.4	57.6	24.4	199.9	109.3	40.1	198.3
2020年	1047.4	1058.7	121.8	382.5	318.1	466.1	22.2	93.5	400.8	210.9	73.0	27.9	159.4	96.3	34.1	200.2
2021年	1019.9	1232.7	145.8	477.0	444.4	590.5	25.2	91.7	567.0	280.8	97.0	34.8	164.3	95.3	42.9	248.0
比率																
2018年	46%	36%	4%	14%	27%	66%	2%	5%	51%	35%	10%	4%	37%	23%	8%	32%
2019年	43%	38%	5%	15%	34%	56%	2%	8%	52%	33%	11%	4%	37%	20%	7%	36%
2020年	40%	41%	5%	15%	35%	52%	2%	10%	56%	30%	10%	4%	33%	20%	7%	41%
2021年	35%	43%	5%	17%	39%	51%	2%	8%	58%	29%	10%	4%	30%	17%	8%	45%

[注] パネル(上)：一日当たり約定代金(十億円)；パネル(下)：各主体における列項目別比率
期間は2018年1月から2021年3月まで。

HFTの売買代金占有比率が安定的になった2018年以降のサンプルについて、各主体が流動性を供給しているか消費しているかについて約定代金で計測した状況を図表4に示した。他の主体と比較したとき、HFTは必ずしも流動性を供給するような取引を行っていない。2018年では流動性供給としての約定代金は3128億円/日であったところ、流動性消費としての約定代金は7659億円/日であった。流動性消費による約定が超過する傾向は2019年以降も続いており、比率で見るとすべての主体のうちHFTが最も消費比率が高い。約定代金ベースで最も流動性を供給しているのはその他主体であり、比率として最も高いのは個人投資家である。この結果は、HFTは流動性供給者であるというこれまでの報告とは異なっている。

約定代金の相手方別への分解

HFTが流動性消費による取引を行っているとして、その相手方に偏りはあるのだろうか。このような疑問のもと、約定をTaker側とMaker側のマッチングの相手方別に4×4=16分割したうえでその代金を合計し、比率をとったものが図表5である。HFTがTaker側に立ったとき、その相手方のMakerとなる比率は、その他投資家が55.6%、HFT自身が14.2%、個人投資家が15.4%、証券会社自己が14.8%である。Taker側を固定しない総計としての比率と比べると、HFTが流動性消費を行うときは個人投資家が相手方に立っていることがやや多い。これは個人投資家の指値注文行動に特異な偏りがありHFTがそれを認識した取引を行っていることが一因であり、どのようにそれを認識しうるかの一例を4.6節において分析する。その他、証券会社自己が個人投資家とマッチングしづらく、証券会社自己とマッチングしやすい。証券会社自己は、その約定の22.1%が証券会社自己となっている。これは証券会社自己は大引けで約定することが多いという、時間帯別の売買パターンの特徴を反映した結果である。

図表 5：約定代金の相手方別への分解

		Maker 側				行計
		その他	HFT	個人投資家	証券会社自己	
Taker 側	その他	54.7%	18.0%	15.0%	12.3%	100.0%
	HFT	55.6%	14.2%	15.4%	14.8%	100.0%
	個人投資家	49.1%	18.8%	14.5%	17.6%	100.0%
	証券会社自己	53.3%	16.7%	7.9%	22.1%	100.0%
列計		53.9%	16.9%	14.2%	15.0%	100.0%

[注] 数値は期間中の売買代金の行総計（Taker 側を固定した場合の総計）に対する比率。期間は 2018 年 1 月から 2021 年 3 月まで。

大口の指値注文による流動性供給

HFT による流動性供給をより深掘りするため、次に約定を前提としない指値注文を観察することによって流動性供給の意図があるかどうかを分析する。特に、最良気配における数量を遙かに上回るような大口の指値注文に着目する。このような大きな指値注文は、事前に出しておくことによって株価の急激な変動に対して時間優先を保って逆張り取引を行うという意図があると思われるが、もしそれが実際に約定するならば、株価のボラティリティが抑えられるという側面がある。

どのような指値を大口と呼ぶかは曖昧である者の、ここでは一日の最良気配における数量の中央値の 50 倍の指値注文を特定し、その頻度、総持続時間、発注者（トレーディングディスク毎）の保有ポジションとの関係、結果的に約定するか否か、について計測した（図表 6）¹⁰。件数と持続時間については年毎の合計、保有ポジションとの整合性は注文の方向と同じ方向のポジションを持っている割合（買いポジションを持っているときに買い注文を出しているか、など）、執行確率は一部でも執行されたものをカウントして発生件数との比として計算している。なお、同一銘柄同一時間に両方向に注文を出しているケースは単純にダブルカウントしており、保有ポジションとの整合性の計算からは除外している。

¹⁰ 50 倍という数値は最良気配の数量より概ね 2 桁高い数量になるように調整したものであるが、この設定を変えたとしても結果のロバストネスには大きな影響はない。

図表 6：大口指値注文の発生件数、持続時間、発注主体のポジションとの整合性、執行確率

件数					持続時間 (hour)				
年	その他主体	HFT	個人投資家	証券会社自己	年	その他主体	HFT	個人投資家	証券会社自己
2010	479	1	380	24	2010	760	1	1,061	42
2011	634	17	383	6	2011	840	0	1,055	20
2012	378	45	371	3	2012	708	249	981	17
2013	1,509	619	1,005	14	2013	2,824	2,357	2,882	63
2014	987	244	938	35	2014	2,087	225	2,591	96
2015	1,765	2,685	1,237	73	2015	3,360	740	3,498	104
2016	2,625	4,100	1,299	137	2016	3,401	2,026	3,366	216
2017	1,748	454	1,017	83	2017	1,936	171	3,354	197
2018	4,104	18,509	1,115	58	2018	3,902	7,199	3,790	187
2019	1,822	10,457	891	35	2019	3,360	4,651	2,949	57
2020	1,953	89,851	1,796	651	2020	4,244	70,936	6,037	171
2021	275	686	392	61	2021	690	644	1,361	47

保有ポジションと整合的な件数 (%)					執行確率				
年	その他主体	HFT	個人投資家	証券会社自己	年	その他主体	HFT	個人投資家	証券会社自己
2010	53.5%	-	53.0%	58.2%	2010	43.7%	71.4%	39.4%	62.2%
2011	52.4%	52.4%	55.4%	75.9%	2011	42.2%	61.1%	39.5%	49.6%
2012	56.0%	37.5%	58.0%	80.0%	2012	48.4%	46.3%	41.0%	40.2%
2013	55.6%	36.2%	58.7%	67.2%	2013	46.4%	17.9%	50.8%	41.8%
2014	56.0%	47.3%	56.2%	58.1%	2014	52.9%	10.1%	50.4%	70.5%
2015	57.5%	41.2%	58.5%	65.4%	2015	57.9%	31.0%	50.6%	70.9%
2016	52.5%	34.3%	58.2%	57.8%	2016	52.5%	26.3%	51.2%	45.8%
2017	51.2%	40.0%	57.7%	63.1%	2017	61.1%	34.7%	47.0%	50.6%
2018	46.1%	21.7%	59.9%	82.5%	2018	54.4%	26.5%	49.7%	42.8%
2019	54.7%	17.7%	58.7%	84.2%	2019	63.2%	26.3%	46.1%	39.0%
2020	60.7%	22.2%	59.1%	65.3%	2020	68.8%	13.5%	50.4%	48.2%
2021	66.9%	25.8%	56.9%	52.4%	2021	68.7%	29.7%	47.4%	49.6%

結果から、HFT は大きな指値注文を出すことで流動性供給の意図を示しているが、その方向性は必ずしも保有ポジションと整合的であるとは限らないことが読み取れる。つまり保有ポジションと逆（ロングポジションを持っているときに売り指値を出すなど）に注文を出していることが多い。これは HFT がオーバーナイトのポジションを回避するための行動と関連していると思われるが、ただし、その注文が実際に約定される確率は低く、せいぜい 3 割程度である。また年による発生件数の変動が大きい、基本的に増加傾向にあり、2020 年に 89,851 件へと激増していることから市場のボラティリティと強く関係している可能性がある。もっとも持続時間でみると他の主体との差が縮小していることから、各注文を出している時間自体は長くないことが推察される。以上から、HFT が大きな注文を頻繁に出しているのは、情報に基づいてポジションを築くためというよりは、株価の大きな変動に対する流動性供給という、マーケットメイク的な意図が強いように思われる。

他の主体についてみると、意外にも個人投資家による注文の件数も多い。また HFT 以外の主体の注文は、それが最終的に約定される確率が HFT のそれよりも高い。ただし個人投資家やその他主体については、仮想サーバーが複数の最終投資家と紐づいているため、注文とポジションに関してはほぼ無関係に近くっており、50%前後である。また証券会社自己はこのような大きな指値注文を出すことは非常にまれである。

注文発注のアグレッシブさ

次に指値注文を発注するときの価格について、それが最良気配からどの程度離れているかという、注文のアグレッシブさについて計算する（図表 7）¹¹。ここでは新規または変更注文が出されたとき、その価格が最良気配からどの程度乖離しているか、または仲値の変動を伴うか、などについて分類し、平均なアグレッシブさを計算している。同様に注文のキャンセルが起こった際にも、そのキャンセル時の最良気配と注文価格との乖離に基づいて分類、集計した。なおキャンセルの集計には価格変更のためのキャンセルと IOC 注文時の注文失効については含めていない。

結果として、HFT の注文発注は即時約定を伴う割合が低いことと、最良気配から 1%以上離れた指値を注文する割合が高いことなどが特徴的である。最良気配付近への注文行動については、証券会社自己やその他主体とそれほど大きな違いはない。注文のキャンセルに関しても、最良気配から離れた指値のキャンセル率が高いが（これは離れた指値の発注率が高いことの裏返しではあるが）、それ以外に特に目立った違いはない。

これに対して、個人投資家の注文傾向は特徴的であり、最良気配から 1%以上離れた指値を入れるか（17.8%）、即時約定するか（8.2%+7.9%=16.1%）、という注文の割合が他の主体よりも高い。また注文のキャンセルも機動的ではなく、最良気配に位置していたとしてもそれをキャンセルする割合が 7.2%と小さい一方で、離れた指値のキャンセル率は 42.5%と高い。この傾向は個人投資家自身が意図したものであるというよりは、指値を手動入力していることから値動きにすぐに対応できないことを反映していると思われる。このような指値注文の傾向が、結果的に個人投資家の流動性供給者としての約定代金比率の大きさにつながっている。

図表 7：指値注文のアグレッシブさについての計測

	HFT	個人投資家	証券会社自己	その他
新規/変更指値				
(1) 最良気配から 1%以上離れた指値	6.1%	17.8%	1.3%	1.7%
(2) 最良気配からの乖離が 1%未満における指値	53.3%	42.9%	57.3%	28.9%
(3) 最良気配における指値	27.6%	16.0%	25.5%	35.5%
(4) 最良気配を更新する指値	9.7%	5.9%	7.4%	19.9%
(5) 約定を伴う指値	2.6%	8.2%	6.7%	10.8%
(6) 成行注文	0.0%	7.9%	1.1%	1.1%
(7) (5)または(6)において仲値の変動を伴うケース	0.8%	1.2%	0.7%	2.1%
指値のキャンセル				
(8) 最良気配より 1%以上離れた指値のキャンセル	8.2%	42.5%	4.3%	2.8%
(9) 最良気配からの乖離が 1%未満における指値のキャンセル	60.8%	49.8%	68.4%	56.3%
(10) 最良気配における指値のキャンセル	29.6%	7.2%	25.1%	35.6%
(11) (10)において仲値の変動を伴うケース	1.4%	0.5%	2.2%	5.3%

[注]指値注文の価格と最良気配からの乖離および仲値変更を伴うかについて分類して集計したもの。期間は 2018 年 1 月から 2021 年 3 月まで。

¹¹ このようなアグレッシブさの指標は、Ranaldo (2004), Cao, Hansch, and Wang (2008)などを参考にした。

4.4. 価格発見能力の推定

価格発見とは市場価格が私的・公的な情報を取り込み本源的価値へ収斂していくプロセスのことをいう。市場価格は新たな情報を反映することによって変動し、その変動幅が本源的価値のもつ不確実性の減少につながり、市場価格が本源的価値をより効率的に表すものとなる。価格発見の代表的な指標としては、日中収益率の分散比や、Hasbrouck(1991)によって定式化されたベクトル自己回帰モデルを用いる方法などいくつかあるが、本稿では Barclay and Warner (1993)で用いられた Weighted Price Contribution (WPC) と呼ばれる指標を採用する。

WPC では、時間帯や価格変動を引き起こした主体などによって日中の価格変動を分割し日次収益率との比をとる。その比を日次収益率の絶対値によって加重平均することで、時間帯ごと・主体ごとの価格発見への貢献度を推計する。これによって、ある主体（または時間帯）が一日の価格変化のどの程度を説明しているかを推計する、というのが WPC である。特に時間帯による分割では、一定の条件下において理論上は分散比など他の指標に等しくなることが知られている (van Bommel, 2011)。本稿で WPC を採用する理由は、主体別に指標を計算できる柔軟性と期間と銘柄数が長大なデータであっても比較的少ない計算量で推計できる点による。

より具体的には、WPC は日中収益率 $ret_{j,t(s)}$ を用いて以下の式によって定義できる。

$$WPC_{i,t} \equiv \sum_{j=1}^N \left\{ weight_{j,t} \times \frac{ret_{i,j,t}}{ret_{j,t}} \right\}, \quad weight_{j,t} \equiv \frac{|ret_{j,t}|}{\sum_{j=1}^N |ret_{j,t}|},$$

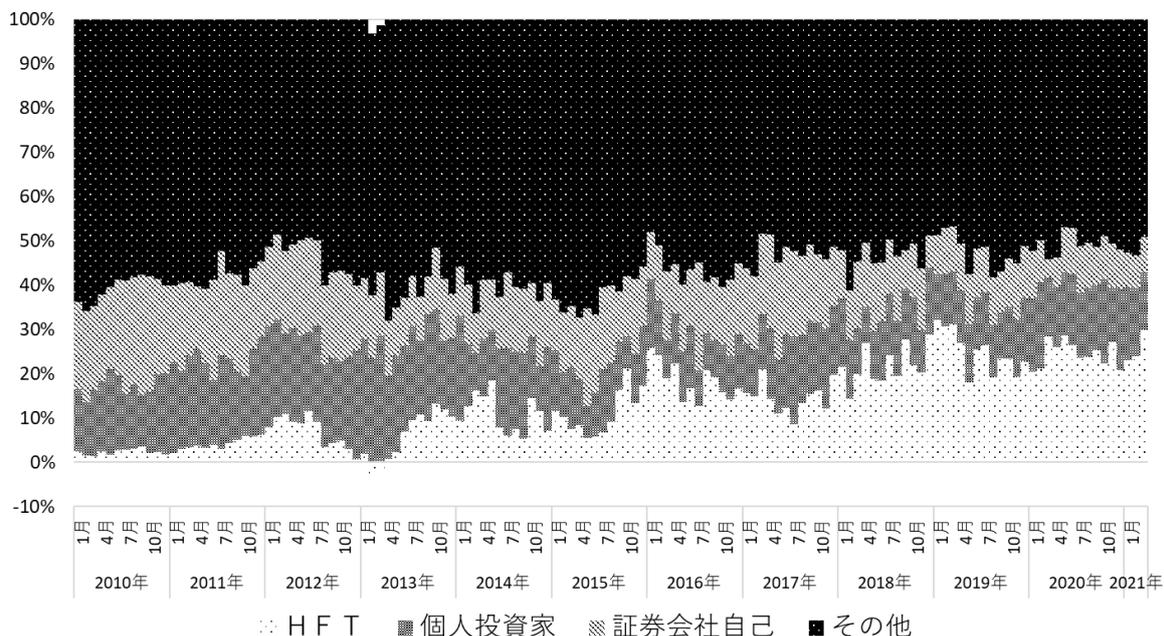
$$\text{主体別日中収益率の合計: } ret_{i,j,t} \equiv \sum_s \delta_{i,j,t(s)} ret_{j,t(s)}, \quad \text{日次収益率: } ret_{j,t} \equiv \sum_s ret_{j,t(s)}$$

ただし、 i, j, t, s はそれぞれ TD、銘柄、日付、日中の約定カウントを意味している。ここでは日中収益率 $ret_{j,t(s)}$ は約定ごとにサンプリングした仲値の対数変化率によって定義する。サンプリングのタイミングは約定後にとっているため、その約定自体が引き起こした一時的な価格インパクトを反映している。 $ret_{j,t}$ は約定ごとの収益率を総和した日次収益率である。また $\delta_{i,j,t(s)}$ は $ret_{j,t(s)}$ にかかわる約定を引き起こした $TD = i$ を表す指示関数である。 $WPC_{i,t}$ は $TD = i$ が日付 t に取引をすることによって引き起こした価格変化が、それぞれの銘柄の日次変化をどの程度説明しているかを銘柄にわたって集計したもとなっている。ただし、日次収益率がゼロになることによる発散を回避するため、ウェイトを設定した加重平均している。 $WPC_{i,t}$ を計算したのち、各 TD の主体グループ (HFT、個人投資家、証券会社自己、その他) ごとにさらに集計する。なお、始値や終値などオークションで決定される価格に関しては TD と紐づけずに計算し、各 TD の貢献はザラ場での価格変化のみを計算対象とする。

WPC は日付ごとに合計すると 1 となるような指標だが、価格変化を引き起こす回数が多い主体が必然的に大きな貢献をもつことになる。これだとどの主体が情報をもった取引をしているのかがわかりにくい。取引量に左右されない貢献度をみるには、WPC を売買代金で基準化したほうがよい Barclay and Hendershott (2003)。すなわち、 $TD = i$ がある銘柄 j に日付 t において行った売買代金の総和 $v_{i,j,t}^{\$}$ によって、WPC を以下のように基準化する。

$$TS_{i,t} \equiv \sum_{j=1}^N \left\{ weight_{j,t} \times \frac{v_{i,j,t}^{\$}}{v_{j,t}^{\$}} \right\}, \quad weight_{j,t} \equiv \frac{|ret_{j,t}|}{\sum_{j=1}^N |ret_{j,t}|}, \quad WPCT_{i,t} \equiv \frac{WPC_{i,t}}{TS_{i,t}}$$

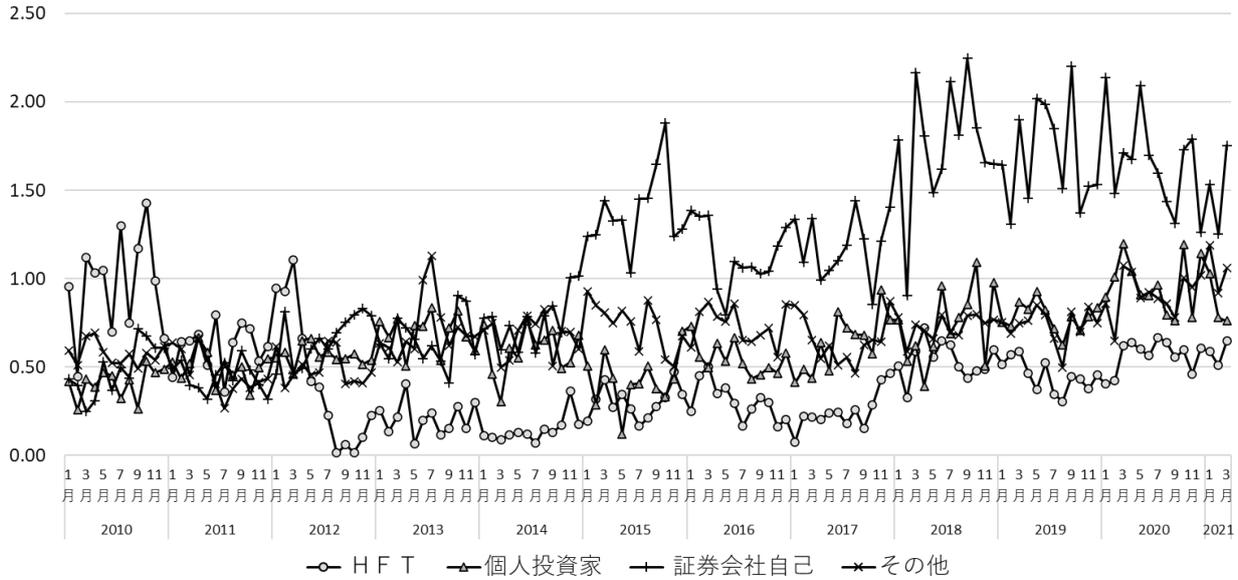
これを売買代金調整済み WPC (WPCT) と呼ぶ。



図表 8：主体別 WPC の時系列推移

[注] 日次で計測した値を月次平均してプロットしたもの。なお始値と終値での取引による価格発見には主体を割り当てていないため、原系列の WPC の合計は 100% にならないが、このプロットでは各 WPC の合計が 100% になるようにスケールリングしてある。

推定結果を図表 8 に示す。値が大きい方が一日の価格変動への貢献が大きいことを意味する。HFT は 2016 年半ばまでは徐々にその値を増やしていたが、その後は微増かほぼ横ばいの状態が続いている。なおグラフ中では始値などでの価格発見を除外して合計したときに 100% になるようにスケールリングしているが、スケールリングを施さない計算では、2021 年 3 月における WPC の平均値は、HFT が 20.7%、個人投資家が 8.9%、証券会社自己が 5.5%、その他主体が 33.9% であり、残りが始値などによる決定である。この結果をみると HFT による価格変動への貢献は大きいように見えるが、それは約定代金の大きさと比例していることが大きな要因であるので、次にそれを調整した約定代金当たりの価格発見能力について観察する。



図表 9：主体別 WPCT の時系列推移

[注] WPCT は WPC を売買代金によって基準化したもの。

HFT の WPC の増大は売買代金の増加が直接的な要因であるが、一方で売買代金あたりの指標である WPCT を見ても、2012 年にゼロ付近にまで落ち込んだあとで徐々に増加傾向にあり（図表 9）、情報を価格に反映させるような取引を行っている可能性が示唆される。ただし、他の主体と比較したときにもっとも価格発見能力が高いのは証券会社自己であり、2021 年 3 月時点においても HFT は最も WPCT が低い。

HFT の WPCT の低さは、オーバーナイトのポジションを抑えるという HFT の特性と関連している。HFT は日中で売り方向と買い方向のどちらにも取引を行うため、価格変化への貢献を合計したときにゼロに近くなりやすい。例えば、日中に市場価格が終値から大きく乖離していた場合、その乖離を抑えるような取引はこの WPC の計算方法では価格発見を行っているとはみなされない。この点、Yamada (2020) では、日中価格を終値に近づけるような取引を行ったときに価格発見としてカウントするような WPC の修正を試みている。取引主体を識別したうえで個々の主体の価格発見能力をどう測定するべきかというのは重要なテーマであり、今後の分析手法の発展が期待される。

4.5. 利益の推定

本節では、以下の定義に従って TD 毎の利益を推定することを試みる。定義の基本的な構成は Carrion (2013) および Baron, Brogaard, and Kirilenko (2012) に従っている。ある個別株式 i について時点 $t = 0$ を基準とし、 $t = 1$ 以降に取引を行ったことによる、 $t = T$ 時点における時価評価による利益総額を、

$$\begin{aligned} \text{Profit}(T, i) = & \sum_{t=1}^T (\text{buy trade volume}_{i,t} - \text{sell trade volume}_{i,t}) \times p_{i,T} \\ & + \sum_{t=1}^T (p_{i,t} \times \text{sell trade volume}_{i,t} - p_{i,t} \times \text{buy trade volume}_{i,t}) \end{aligned}$$

とする。ここで右辺第 1 項は $t = 0$ をゼロ基準とした T 時点における株式 i のポジションを T 時点の価格 $p_{i,T}$ で評価したもの、右辺第 2 項は $t = 0$ をゼロ基準としたキャッシュポジションの変化である。これを全ての個別株式 $i = 1, 2, \dots, I$ について合計し、以下を定義する。

$$\text{長期的利益} = \sum_{i=1}^I \text{Profit}(t = 0 \text{ to } T_{\text{lastday close}}, \text{stock} = i)$$

$$\text{短期的利益}(T_{k\text{-th day}}) = \sum_{i=1}^I \text{Profit}(t = T_{k\text{-th day open}} \text{ to } T_{k\text{-th day close}}, \text{stock} = i)$$

ここで「長期的利益」とは複数日に亘って積算期間最終日の終値時点 $T_{\text{lastday close}}$ までポジションを積算した計算、「短期的利益($T_{k\text{-th day}}$)」とは k 番目の日の取引利益について終値を用いたポジション清算を仮定した計算である¹²。短期的利益とはすなわち日計りを仮定したときの、 k 日始値 ($T_{k\text{-th day open}}$ 時点) から k 日終値 ($T_{k\text{-th day close}}$ 時点) までに得た日次の取引利益である。これらを TD ごとに計算したのち、主体グループ別に集計する。いずれの指標もトレーディング収益を累計したものであり、資金流入があっても保有ポジションの評価価額が変化しない限り計算上相殺される。ただし市場外での取引を計算していないので、長期的利益の計算では市場取引で得たポジションをずっと保有し続けると想定している。TD ごとにポジションを追跡する必要上、TD を構成する仮想サーバー ID が時間を通じて同一である 2015 年 9 月 24 日から 2019 年 11 月 1 日までの計 1004 日間をサンプルの対象にした。

図表 10：HFT による獲得利益の推定

短期的利益 (十億円)	その他主体	HFT	個人投資家	証券会社自己
日次平均	0.091	0.254	-0.355	0.010
標準偏差	0.774	0.543	0.607	0.926
標準誤差	0.024	0.017	0.019	0.029
長期的利益 (十億円)				
2015 年 9 月 24 日を基準とした			年	HFT
年末時ポジションの市場価値			2015	-28.1
+キャッシュポジション変化の合計			2016	-75.5
			2017	328.7
			2018	179.9
			2019	250.5

短期的利益については主体別に、長期的利益に関しては HFT に関してのみ計算したものを図表 10 に示す。Carrion (2013) など既存研究では、HFT は短期的利益を得る能力が高いことが示されているが、ここでの分析結果も同様であり、平均して +2.5 億円/日となっており、統計的にも有意にプラスである。長期的にも 2017 年以降はプラスになっており、2019 年 11 月 1 日時点では 2015 年 9 月と比較して 2505 億円ほどポジション価値が増加している¹³。この値は、平均日次短期利益 × 日数分に近いが、2017 年以降は増減を繰り返していることもあり、世界的に観察されているように HFT 事業の過当競争が利益を圧迫している可能性がある。もっともこれらの投資主体の利益は、対象期間の設定や当該期間におけるトレ

¹² ここでは短期的利益を計算する際に残存ポジションの評価を当日終値で行っているが、VWAP を用いたり (Carrion (2013))、取得価額を用いたりする方法などもありうるだろう。

¹³ なお HFT のポジション残高は数か月単位で増減するものの、期間内はほぼゼロ周りで定常であった。

ンド（株価や買い越し・売り越しの動向等）に左右されることも十分ありうる。そのため、ここでの結果は一般に「HFT が儲けて、個人投資家が損を被っている」ということを必ずしも主張するものではない。

4.6. 非効率的な指値注文を狙った取引

これまでの分析では HFT の取引戦略自体には触れてこなかったが、どのように利益を得ているのか、またどのように価格の非効率性を見つけているのか、という点は関心が高い論点である。具体的な検証は本稿の域を超えるが、その一端として価格の末尾に着目した非効率性に関する取引に着目する。

株式市場では、価格の末尾が 0 や 5 など切りの良い数字に注文・約定が集中する Price clustering という現象が報告されている（Niederhoffer (1965), Harris (1991), Ohta (2006)）。なぜそのような現象が起きているのかには諸説あるものの、切りの良い末尾の価格がファンダメンタルを正しく反映しているとする根拠は乏しいため、そこに注文・約定が集中していればそこには非効率的なノイズ的な注文が多く含まれているはずである。この着眼点に従って、流動性消費注文（take）/流動性供給注文（make）、注文主体、価格の末尾の 3 軸を用いて約定代金をグループ化した（図表 11）。

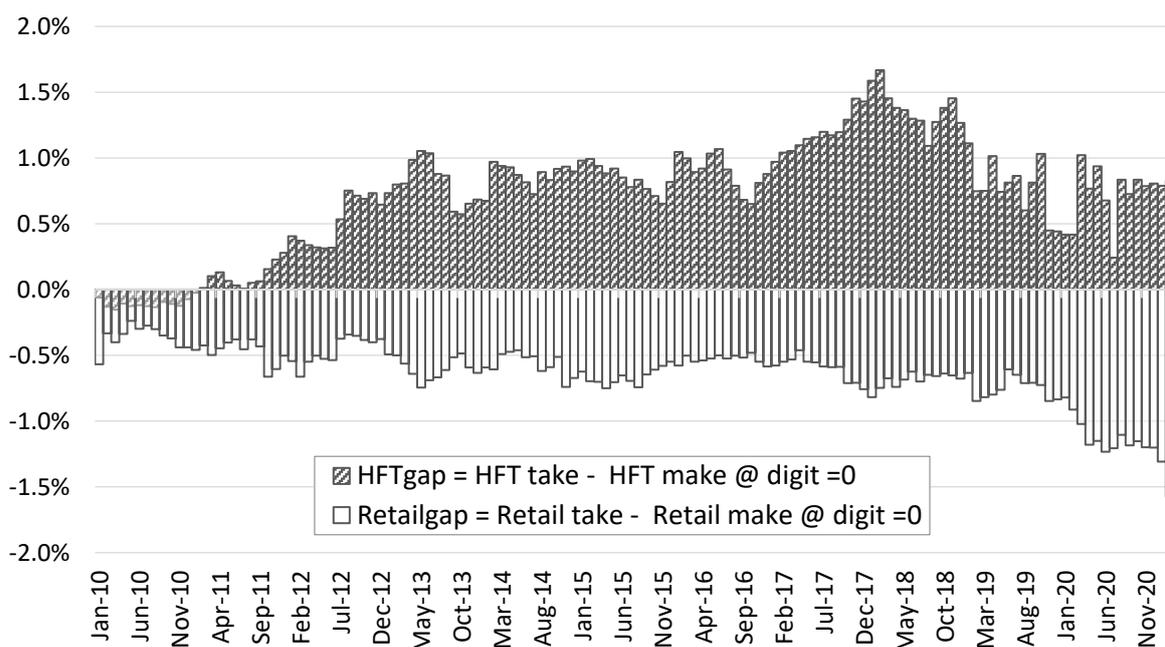
すべての主体にわたって売買代金を合計した場合、末尾 0 に属する約定は 12.45%、末尾 5 に属する約定は 10.70%と、他の末尾が 9.5%ほどであるのと比較して、約定する割合が大きく、実際に Price clustering が起きていることが確認できる。さらに、個人投資家において末尾 0 と末尾 5 の make が際立って大きく、末尾 0 では $0.84 - 1.47\% = -0.63\%$ と、make 超過である。逆に HFT においては末尾 0 と末尾 5 の take による売買代金が大きく、末尾 0 では $1.48 - 0.71\% = 0.77\%$ の take 超過である。HFT と個人投資家以外の主体でも、末尾 0 と 5 で若干の make 超過になる傾向があるが、これほど明らかな偏りはみられない。大枠としては、個人投資家による末尾 0 と 5 の指値注文を主に HFT が take している、という構図になっている。個人投資家は指値注文を出したまま長時間放置することが多いため、末尾 0 と 5 に集中して出された指値注文も放置されている間に HFT に take される傾向があるものと考えられる。

図表 11：流動性消費注文（take）/流動性供給注文（make）、注文主体、価格の末尾によりグループ化した売買代金の比率

末尾	その他投資家		HFT		個人投資家		証券会社自己		行計
	take	make	take	make	take	make	take	make	
0	3.04%	3.35%	1.48%	0.71%	0.84%	1.47%	0.72%	0.84%	12.45%
1	2.38%	2.62%	1.08%	0.70%	0.63%	0.80%	0.58%	0.79%	9.59%
2	2.39%	2.63%	1.08%	0.70%	0.63%	0.81%	0.58%	0.79%	9.61%
3	2.37%	2.62%	1.07%	0.70%	0.63%	0.79%	0.58%	0.79%	9.55%
4	2.36%	2.60%	1.07%	0.70%	0.62%	0.77%	0.58%	0.79%	9.50%
5	2.64%	2.90%	1.22%	0.70%	0.72%	1.08%	0.64%	0.80%	10.70%
6	2.37%	2.62%	1.07%	0.70%	0.63%	0.78%	0.58%	0.80%	9.55%
7	2.37%	2.62%	1.07%	0.70%	0.63%	0.78%	0.58%	0.79%	9.55%
8	2.42%	2.66%	1.11%	0.70%	0.65%	0.86%	0.59%	0.79%	9.77%
9	2.42%	2.67%	1.10%	0.71%	0.63%	0.81%	0.60%	0.80%	9.73%
列計	24.77%	27.29%	11.36%	7.01%	6.61%	8.95%	6.02%	7.99%	100.00%

[注] 数値は行と列によって指定されるカテゴリーの売買代金合計を総計により比率としたもの。期間は2010年1月から2021年3月まで。

次に、このようなギャップ、HFTと個人投資家の末尾0におけるtake-makeのギャップがいつから始まったのかを観察する（図表12）。2010年と2011年においては、HFTはこのようなギャップを持っておらず、むしろ末尾0でのmakeへ超過していた。これはarrowhead稼働当初はまだHFTの活動は活発化していないことも要因として考えられる。HFTが末尾0の指値を積極的にtakeするようになるのは2012年からであり、2013年に一定値に達し、その後のトレンドはみられない。これに対して、個人投資家が末尾0のmakeに超過しているのは一貫した傾向だが、特に近年その超過が著しくなっている。この背景には、末尾0をtakeする割合がその他投資家においても強まってきていることがある。このことはHFTに分類されないアルゴリズム投資家も積極的に個人投資家の末尾0の価格の指値注文を狙って取引を進めている可能性を示唆している。



図表 12：HFT と個人投資家の末尾 0 における take-make のギャップの時系列変化

5. 結語

本稿では高頻度取引（HFT）に関する議論を概観したのち、本邦市場におけるその活動傾向に関して個人投資家や証券会社自己取引などと比較しつつ分析した。結果をまとめると、（１）売買代金については証券会社自己の減少分を代替する形で増加しており、大型株を好むという銘柄のサイズに関する選好も証券会社自己と似通っている、（２）必ずしも流動性供給に偏った取引を行っているわけではなく、むしろ流動性消費による売買代金のほうが大きい、（３）価格発見能力は従来それほど高くなかったが、近年にかけて上昇しており平均並みに近づいている、（４）日計りで取引していると仮定したときの利益を獲得する能力は高い、ということである。また、流動性消費を行う際には非効率的な指値を選択的に取りに行く能力があることも示唆された。

この結果について、（２）のように従来の報告とは逆の結果となっている項目もあり、（３）のように価格発見能力に関しても突出して高いわけではない。ただし価格発見能力に関しては、オーバーナイトでポジションを極力持たないという取引方法が終値を基準にした指標である WPC では過小評価される側面があることには注意を要する。流動性消費の大きさについては、本邦市場のマイクロストラクチャーに特有の現象である可能性もあるため、今後研究の進展に期待したい。

主体別に比較した結果として、HFT の行動特性は特に個人投資家と対照的である。これは取引スピードや投資ホライズン、流動性への選好などが要因になっていると思われ、必ずしも HFT が個人投資家から利益を収奪しているということの意味しない。しかし、このような相違がある種の不公平感・不信感を生んでいる一因かもしれない。もっとも HFT には証券会社自己など他の主体と似た特徴もあり、自己勘定で機械的に取引し短期的な利益を取りつくすというよりは、その発注スピードの速さを活かして従来の機関投資家に対して補完的な役割を果たしているという見方もできるだろう。Kiuchi (2022) が指摘するように HFT という新技術は適正に利用することにより証券業界の発展に資する可能性は高いが、いまだ市場に与える影響について定まらないところも大きい。本稿が現状の把握に貢献できれば幸いである。

参考文献

- Aquilina, Matteo, Eric Budish, and Peter O Neill, 2021, "Quantifying the high-frequency trading 'arms race': A simple new methodology and estimates, *Working Paper*."
- Barclay, Michael J., and Terrence Hendershott, 2003, "Price Discovery and Trading After Hours, *Review of Financial Studies* 16, 1041–1073."
- Barclay, Michael J., and Jerold B. Warner, 1993, "Stealth trading and volatility. Which trades move prices?, *Journal of Financial Economics* 34, 281–305."
- Baron, Matthew, Jonathan Brogaard, Björn Hagströmer, and Andrei Kirilenko, 2019, "Risk and Return in High-Frequency Trading, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 54, 993–1024."
- Baron, Matthew, Jonathan Brogaard, and Andrei Kirilenko, 2012, "The trading profits of high frequency traders, *Working Paper*."

- Bellia, Mario, Lorian Pelizzon, Marti G. Subrahmanyam, Jun Uno, and Darya Yuferova, 2017, Low latency trading and price discovery: Evidence from the Tokyo stock exchange in the pre-opening and Opening Periods, *Working Paper*.
- Brogaard, Jonathan, Allen Carrion, Thibaut Moyaert, Ryan Riordan, Andriy Shkilko, and Konstantin Sokolov, 2018, High frequency trading and extreme price movements, *Journal of Financial Economics* 128, 253–265.
- Brogaard, Jonathan, Terrence Hendershott, and Ryan Riordan, 2014, High-Frequency Trading and Price Discovery, *Review of Financial Studies* 27, 2267–2306.
- Brogaard, Jonathan, Terrence Hendershott, and Ryan Riordan, 2017, High frequency trading and the 2008 short-sale ban, *Journal of Financial Economics* 124, 22–42.
- Brogaard, Jonathan, Konstantin Sokolov, and Jiang Zhang, 2020, How do Extreme Price Movements End?, *SSRN Electronic Journal*, 0–52.
- Budish, Eric, Peter Cramton, and John Shim, 2015, The high-frequency trading arms race: Frequent batch auctions as a market design response, *The Quarterly Journal of Economics* 130, 1547–1621.
- Cao, Charles, Oliver Hansch, and Xiaoxin Wang, 2008, Order placement strategies in a pure limit order book market, *Journal of Financial Research* 31, 113–140.
- Carrion, Allen, 2013, Very fast money: High-frequency trading on the NASDAQ, *Journal of Financial Markets* 16, 680–711.
- Chaboud, Alain, Erik Hjalmarsen, and Filip Zikes, 2021, The evolution of price discovery in an electronic market, *Journal of Banking and Finance* 130, 106171.
- Chordia, Tarun, T Clifton Green, and Badrinath Kottimukkalur, 2018, Rent seeking by low-latency traders: Evidence from trading on macroeconomic announcements, *Review of Financial Studies* 31, 4650–4687.
- Chordia, Tarun, and Bin Miao, 2020, Market Efficiency in Real Time : Evidence from Low Latency Activity around Earnings Announcements, *Journal of Accounting and Economics* 70.
- Chung, Kee H., Albert J. Lee, and Dominik Rösch, 2019, Tick size, liquidity for small and large orders, and price informativeness: Evidence from the Tick Size Pilot Program, *Journal of Financial Economics*, 1–21.
- Goshima, Keiichi, Reiko Tobe, and Jun Uno, 2019, Trader Classification by Cluster Analysis: Interaction between HFTs and Other Traders, *Working Paper*.
- Harris, L., 1991, Stock price clustering and discreteness, *Review of Financial Studies* 4, 389–415.
- Hasbrouck, Joel, 1991, Measuring the Information Content of Stock Trades, *The Journal of Finance* 46, 179–207.
- Hosaka, Go, 2014, Analysis of High-frequency Trading at Tokyo Stock Exchange, *JPX Working Papers*.
- Kirilenko, Andrei, Albert S. Kyle, Mehrdad Samadi, and Tugkan Tuzun, 2017, The Flash Crash: High-Frequency Trading in an Electronic Market, *Journal of Finance* 72, 967–998.
- Kiuchi, Takahide, 2022, High-Frequency Trading in Japan: A Unique Evolution, *Perspectives in Law, Business and Innovation* (Springer).
- Mahmoodzadeh, Soheil, and Ramazan Gencay, 2017, Human vs. high-frequency traders, penny jumping, and tick size, *Journal of Banking and Finance* 85, 69–82.
- Menkveld, Albert J., 2013, High frequency trading and the new market makers, *Journal of Financial Markets* 16, 712–740.
- Menkveld, Albert J., 2016, The Economics of High-Frequency Trading, *Annual Review of Financial Economics* 8, 1–24.
- Niederhoffer, Victor, 1965, Clustering of Stock Prices, *Operations Research* 13.
- Ohta, Wataru, 2006, An analysis of intraday patterns in price clustering on the Tokyo Stock Exchange, *Journal of Banking and Finance* 30.
- Rinaldo, A., 2004, Order aggressiveness in limit order book markets, *Journal of Financial Markets* 7, 53–74.
- Saito, Taiga, Takanori Adachi, Teruo Nakatsuma, Akihiko Takahashi, Hiroshi Tsuda, and Naoyuki Yoshino, 2018, Trading and Ordering Patterns of Market Participants in High Frequency Trading Environment: Empirical Study in the Japanese Stock Market, *Asia-Pacific Financial Markets* 25, 179–220.
- Stiglitz, Joseph E, 2014, Tapping the Brakes: Are Less Active Markets Safer and Better for the Economy?

- U.S. Securities and Exchange Commission, 2013, Equity Market Structure Literature Review Part I: Market Fragmentation.
- U.S. Securities and Exchange Commission, 2014, Equity Market Structure Literature Review Part II: High Frequency Trading.
- van Bommel, Jos, 2011, Measuring price discovery: The variance ratio, the R2, and the weighted price contribution, *Finance Research Letters* 8, 112–119.
- van Kervel, Vincent, and Albert J. Menkveld, 2019, High-Frequency Trading around Large Institutional Orders, *Journal of Finance* 74, 1091–1137.
- Vaughan, Liam, 2020, *Flash Crash: A Trading Savant, a Global Manhunt and the Most Mysterious Market Crash in History* (William Collins).
- Yamada, Masahiro, 2021, Profitability and liquidity provision of HFTs during large price shocks: Does relative tick size matter?, *Finance Research Letters*, 102308.
- Yamada, Masahiro, 2021, Price discovery skill, 2021 年日本ファイナンス学会春季大会予稿集
- 大墳剛士, 2016, 諸外国における市場構造とHFTを巡る規制動向, 金融庁金融研究センター, DP2016-4.
- 大山篤之, 奥出慎太郎, 鈴木賢太, and 福山義隆, 2021, 高速取引行為の特性分析, 金融庁.
- 大山篤之, 津田博史, 2020, アルゴリズム化基準による高頻度取引 (HFT) の特性分析, 金融庁金融研究センター, DP2020-2.
- 大橋善晃, 2014, 第2次金融商品市場指令 (MiFID II) の概要, 日本証券経済研究所.
- 福田徹, 2016, 取引の高速化と株式取引の実態: 東京証券取引所の注文板差分データを用いた実証分析, 証券経済研究, 1–15.
- 山田昌弘, 2021, 個人投資家の注文不均衡は将来の株式リターンを予測するか, 2021 年日本ファイナンス学会秋季大会予稿集