

# 高頻度取引は金融危機時に市場に悪影響を与えるのか？ ～人工市場による一考察～

星野 真広<sup>1\*</sup> 山本 浩平<sup>2</sup> 水田 孝信<sup>3</sup> 八木 勲<sup>2</sup>

Mahiro Hoshino<sup>1</sup>, Kouhei Yamamoto<sup>2</sup>, Takanobu Mizuta<sup>3</sup>, Isao Yagi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 神奈川工科大学大学院情報工学専攻

<sup>1</sup> Graduate School of Engineering, Department of Information and Computer Sciences,  
Kanagawa Institute of Technology

<sup>2</sup> 神奈川工科大学情報学部工学科

<sup>2</sup> Department of Information and Computer Sciences, Faculty of Information Technology,  
Kanagawa Institute of Technology

<sup>3</sup> スパークス・アセット・マネジメント株式会社

<sup>3</sup> SPARX Asset Management Co., Ltd.

**Abstract:** 金融市場安定時には高頻度取引 (HFT) は市場に流動性を供給すると言われている。しかし、金融危機等で市場が不安定になった際、彼らは注文の供給を手控えてしまい、それが市場不安定化に拍車をかけているのではないかという批判の声がある。そこで本研究では、HFT 戦略の中では一般的なマーケットメイク戦略をとる HFT が、市場急落時にどのような行動をし、それが市場にどのような影響を与えているのかを人工市場を用いて観察した。

## 1 はじめに

情報化社会の近年、金融市場においてコンピュータを利用し高速で取引をする高頻度取引 (High Frequency Trading, HFT) が注目を集めている。金融市場安定時には HFT は市場に流動性を供給すると言われている。しかし、金融危機等で市場が不安定になった際、彼らは注文の供給を手控えてしまい、それが市場不安定化に拍車をかけているのではないかという批判の声がある。

この問題を議論するためには、現実の市場価格を操作して市場を不安定にし、そのときの HFT の挙動を観察しなければならないが、それは事実上不可能である。このような実証研究等の従来手法では議論が困難な課題を分析する方法の 1 つとして、人工市場を用いる方法がある。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 09, Chen 12, Yeh 13]。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、市場がどのような振る舞いをするかを確認することができる。

最近では人工市場を用いて市場の規制やルール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 [松井 05, 八木 11, Yeh 13, Mizuta 15, Zhou 17, Nozaki 17, 米納 17, 丸山 19]。

そこで本研究では、HFT 戦略の中では一般的なマーケットメイク戦略をとる HFT が、市場急落時にどのような行動をし、それが市場にどのような影響を与えているのかを人工市場を用いて観察した。確認する項目は市場価格の推移、取引が成立した (約定した) 注文板上のエージェント別注文数、HFT のポジションの 3 点である。

その結果、HFT の有無で市場価格の推移に大きな変化は見られなかった。また、価格が急落した後元の価格に収束するまでの期間に約定した注文板上の注文の発注主が HFT か否かを確認したところ、ほとんどが HFT ではないことがわかった。これにより、価格急落時において HFT は市場にほとんど影響を与えていないことがわかる。その際、HFT のポジションは市場価格につられて買いから売りに遷移したが、価格が安定するにつれて価格急落前のポジションに戻っていった。

## 2 人工市場モデル

本研究では Yagi et al. [Yagi 19] の人工市場モデルを基に、HFT エージェントとして草田ら [草田 15] のポジションマーケットメイカーを加えてモデルの構築を

\*神奈川工科大学大学院情報工学専攻  
〒 243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030  
E-mail: s2085013@cce.kanagawa-it.ac.jp

行った。

本モデルでは、一つの資産のみを取引対象とする。一般投資家エージェントは  $n$  体市場に参入し、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。ポジションマーケットメイカーは 1 体のみで、一般投資家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出す。

時刻  $t$  は一般投資家エージェント 1 体が注文を出すたびに 1 だけ増える。注文をただけ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バ方式（連続ダブルオークション方式）とした。

## 2.1 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。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と学習プロセスを記す。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） $r_{e_j}^t$  は式 1 から求められる。

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

ここで、 $w_{i_j}^t$  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。右辺のカッコ内の 1 項目の  $w_{1_j}^t$  はファンダメンタル戦略の成分の重み、2 項目の  $w_{2_j}^t$  はテクニカル戦略の成分の重みである。これらは学習プロセスにて変化する。 $u_j$  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 1 の右辺の最初の項にて正規化することで平準化している。

$r_{i_j}^t$  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  $r_{1_j}^t$  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 期前の市場価格を比較し、市場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  $t$  における市場価格（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  $r_{2_j}^t$  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。 $\tau_j$  は 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。 $\epsilon_j^t$  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  $\sigma_\epsilon$  の正規分布乱数である。

式 1 で導いた予想リターンを基に予想価格  $P_{e_j}^t$  を式 2 で求める。

$$P_{e_j}^t = P^{t-1} \exp(r_{e_j}^t) \quad (2)$$

注文価格  $P_{o_j}^t$  は  $P_{e_j}^t - P_d$  から  $P_{e_j}^t + P_d$  までの一様乱数で決める。そして、 $P_{o_j}^t$  が  $P_{e_j}^t$  より小さければ、リスク資産 1 単位の買い注文を出し、 $P_{o_j}^t$  が  $P_{e_j}^t$  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  $r_{i_j}^t$  (ただし、 $i = 1, 2$ ) の符号の向きと学習期間のリターン  $r_l^t = \ln(P^{t-1}/P^{t-1-t_l})$  の符号の向きとを比較し、 $w_{i_j}^t$  を式 3 のように書き換える。

$$\begin{aligned} & \text{同符号なら,} \\ & w_{i_j}^t \leftarrow w_{i_j}^t + k_l |r_l^t| q_j^t (w_{imax} - w_{i_j}^t) \\ & \text{異符号なら,} \\ & w_{i_j}^t \leftarrow w_{i_j}^t - k_l |r_l^t| q_j^t w_{i_j}^t \end{aligned} \quad (3)$$

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 3 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 3 の学習プロセスとは別に、 $w_{i_j}^t$  を確率  $\delta_l$  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。

## 2.2 HFT エージェント

HFT エージェントはポジションマーケットメイク戦略を取る。ポジションマーケットメイカーは自身のポジション（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  $\theta_{pm}$  (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 04, 草田 15]. 本エージェントは、草田ら [草田 15] のモデルに基づいて構築したが、彼らのモデルは 2 資産市場を考慮したモデルであったので、1 資産市場用に変更した。

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  $P^{t,buy}$ 、HFT エージェントの提示スプレッドを  $\theta_{pm}$ 、時刻  $t$  と  $t+1$  の間に HFT エージェント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 4、式 5、式 6 で決定される。

$$P_{o,pm}^{t,buy} = P_{fv,pm}^t - \frac{1}{2}P_f\theta_{pm} \quad (4)$$

$$P_{o,pm}^{t,sell} = P_{fv,pm}^t + \frac{1}{2}P_f\theta_{pm} \quad (5)$$

$$P_{fv,pm}^t = \frac{P^{t,buy} + P^{t,sell}}{2} \left(1 - w_{pm} (s_{pm}^t)^3\right) \quad (6)$$

ここで、HFT エージェント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 7 に示す。

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &\geq P^{t,sell} \\ P_{o,pm}^{t,sell} &\leq P^{t,buy} \end{aligned} \quad (7)$$

これらの制約を満たすときの HFT エージェントの発注価格は式 8、式 9 のように設定する。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、

$$\begin{aligned} P_{o,pm}^{t,buy} &= P^{t,sell} - \Delta P, \\ P_{o,pm}^{t,sell} &= (P^{t,sell} - \Delta P) + P_f \cdot \theta_{pm} \end{aligned} \quad (8)$$

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

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

### 3 実験

本実験では市場が不安定になった際の HFT エージェントのふるまいを確認したい。そのため、一般投資家エージェントに 300,001 期から 330,000 期にかけての 30,000 期の間、20% の確率で注文価格 1 の売り注文を出させる。これにより市場の価格は急落する。一般投資家エージェントが注文価格 1 の売り注文を発注する可能性のあるこの期間を誤発注期間とする。なお HFT エージェントは誤発注期間も通常通り注文を発注し続ける。この条件の下、HFT エージェントが参加してい

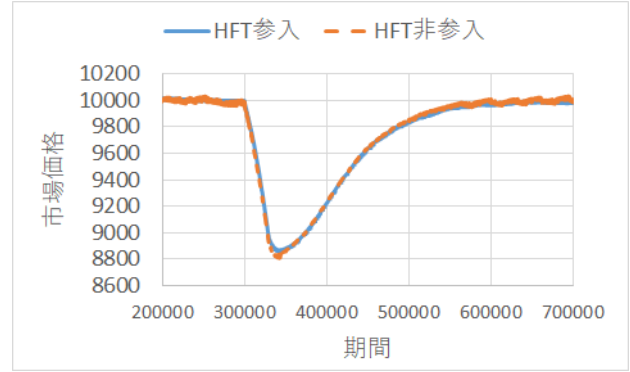


図 1: 市場価格推移の比較

表 1: 約定した注文板上の一般投資家エージェントと HFT エージェントの注文数の割合

		一般投資家 エージェント	HFT エージェント
誤発注期間前	買い注文	16.0%	84.0%
	売り注文	15.2%	84.8%
価格急落時	買い注文	98.4%	1.6%
	売り注文	2.1%	97.9%
リバウンド時	買い注文	17.7%	82.3%
	売り注文	93.8%	6.2%

る場合と非参加の場合の市場価格の推移、約定した注文板上のエージェント別注文数の割合、HFT エージェントのポジションの変化を確認する。

各パラメータの値は  $n = 1000$ ,  $w_{1max} = 1$ ,  $w_{2max} = 10$ ,  $u_{max} = 1$ ,  $\tau_{max} = 10,000$ ,  $\sigma_\epsilon = 0.06$ ,  $P_d = 1,000$ ,  $\Delta P = 1.0$ ,  $P_f = 10,000.0$ ,  $t_l = 10,000$ ,  $t_c = 10,000$ ,  $t_e = 1,000,000$ ,  $k_l = 4.0$ ,  $\delta_l = 0.01$ ,  $w_{pm} = 0.00000005$ ,  $\theta_{pm} = 0.003$  とする<sup>1</sup>.  $t_e$  はシミュレーション終了時の時刻である<sup>2</sup>.

## 4 結果と考察

### 4.1 市場価格の推移

HFT エージェントが参加している場合と非参加の場合の市場価格の推移を比べた場合、その違いに大きな変化は見られなかった (図 1 参照). 金融市場安定時に HFT エージェントが参加すると、HFT エージェントの注文スプレッド間で価格変動が安定し、市場のボラティリティは低下することがわかっている [星野 20]. しかし、今回の実験で価格が急落した際は、この作用が少ない、もしくは働いていないと言える。もし HFT エージェントのボラティリティ安定化作用が今回の価格

<sup>1</sup>モデルの妥当性は実証研究 [Sewell 06, Cont 01] 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した。

<sup>2</sup> $t_e = 1,000,000$  とした理由は、この値で実験の傾向を十分に把握することができ、期間を延ばしても傾向に差異は生じなかったからである。

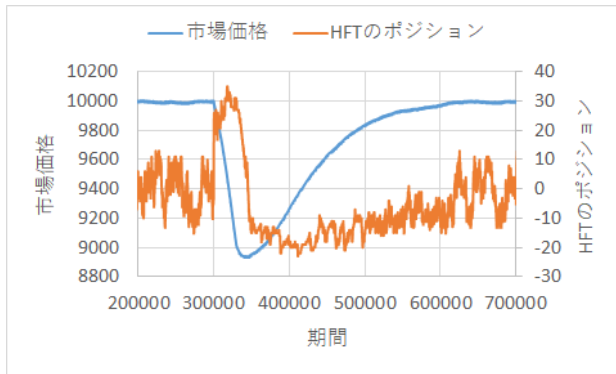


図 2: 市場価格と HFT エージェントのポジション

急落時にも働くならばならば、HFT エージェントが参入している市場の価格の下落幅の方が、HFT エージェントが参入していない市場の価格の下落幅より低くなるはずである。今後この裏づけをとる予定である。

#### 4.2 約定した注文板上のエージェント別注文数

誤発注前において、約定した注文板上の買い(売り)注文のうち、全体の 84.0% (84.8%) を HFT エージェントの注文が占めていた。誤発注期間では HFT エージェントの買い注文が 1.6%、売り注文が 97.9% となり、誤発注期間前と比較し取引された HFT エージェントの買い注文の注文数が著しく低下した。リバウンド時では HFT エージェントの買い注文が 82.3%、売り注文が 6.2% となり、誤発注期間前と比較し取引された HFT エージェントの売り注文の注文数が著しく低下した (表 1 参照)。

価格が急落している市場(価格急落時)では、その市場の板上に出されている買い注文が多く消費される。今回の結果ではそのほとんどが一般投資家エージェントの注文で賄われている。つまり、一般投資家エージェントの買い注文が取引された割合が 98.4% なのに対して、HFT エージェントの買い注文が取引された割合は 1.6% と限りなく小さく、HFT エージェントの取引は、市場価格の下落にはほとんど影響を与えないと判断していいだろう (表 1 価格急落時参照)。一方、リバウンド時では、その市場に出されている売り注文が多く消費される。こちらもそのほとんどが一般投資家エージェントの注文で賄われている。つまり、一般投資家エージェントの取引された売り注文の割合が 93.8% なのに対して、HFT エージェントの取引された売り注文の割合は 6.2% と小さく、HFT エージェントの取引は、市場価格の上昇にはほとんど影響を与えないと判断していいだろう (表 1 リバウンド時参照)。今後実験データからその裏づけを取る予定である。

#### 4.3 HFT エージェントのポジション

HFT エージェントのポジションの変化は、市場価格が急落し始めると一旦は買いのポジションが多くなる。しかし価格急落中の中頃から売りのポジションに転じた。価格が底打ちすると売りポジションの増加も止まり、価格が元に戻るにつれて誤発注期間前の動きに戻っていった (図 2 参照)。

市場価格が急落し始めた際に買いのポジションが多くなるのは、誤発注期間中に一般投資家エージェントが発注する売り注文と HFT エージェントの買い注文が約定するためだと思われる。しかし、価格急落時の中頃より HFT エージェントは売りのポジションに転じる。この理由は、HFT エージェントの買いポジションが大きくなったため HFT エージェントの買い注文価格が低く設定されるようになり、代わって一般投資家エージェントの買い注文が最良買い気配値となったため、HFT エージェントの注文は約定されなくなったからだと考えられる。これは表 1 の価格急落時より、買い注文はほとんど約定していないことからわかる。

価格が元に戻るにつれて、次第に売りのポジションは減少し誤発注期間前のポジションの推移に戻っていった。表 1 のリバウンド時より、売り注文より買い注文の取引割合の方が多いたことが確認できる。ポジションの推移が売り価格急落時よりなだらかなのは、価格急落時とリバウンド時の市場価格の推移の差が起因していると思われる。

### 5 まとめ

本実験では市場価格を急落させ、市場が不安定になった際の HFT のふるまいを、市場価格の推移、約定した注文板上のエージェント別注文数の割合、HFT エージェントのポジションの観点から確認を行った。その結果、HFT エージェントの有無で市場の価格推移に大きな変化は見られず、約定した注文板上のエージェント別注文数の割合の観点から HFT エージェントは市場に大きな影響を与えない可能性が確認できた。また HFT エージェントのポジションは、市場の価格推移につられてポジションが偏るが、再び価格推移が安定すると元の動きに戻ることが確認できた。

今回は実験結果から市場にどのような影響を与えているのかを観察した。しかし、なぜその結果が生じたかの裏づけを詳しくは行っていない。今後の課題としてはこれらの要因を調べることによってより詳しい議論ができるだろう。

## 留意事項

本論文はスパークス・アセット・マネジメント株式会社の公式見解を表すものではありません。すべては個人的見解であります。

## 参考文献

- [Chen 12] Chen, S.-H., Chang, C.-L., and Du, Y.-R.: Agent-based economic models and econometrics, *The Knowledge Engineering Review*, Vol. 27, No. 2, pp. 187–219 (2012)
- [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)
- [丸山 19] 丸山 隼矢, 水田 孝信, 八木 勲: 人工市場を用いた分散投資規制が市場に与える影響分析—ファンダメンタル価格急落時と急騰時における比較, 情報処理学会論文誌, Vol. 60, No. 10, pp. 1694–1703 (2019)
- [Mizuta 15] Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., and Yoshimura, S.: Investigation of Price Variation Limits, Short Selling Regulation, and Uptick Rules and Their Optimal Design by Artificial Market Simulations, *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 98, No. 7, pp. 13–21 (2015)
- [Nakajima 04] Nakajima, Y. and Shiozawa, Y.: 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*, pp. 1000–1003 (2004), <https://www.cc.kyoto-su.ac.jp/project/orc/execo/EES2004/proceedings.html>
- [Nozaki 17] Nozaki, T., Mizuta, T., and Yagi, I.: A Study on the Market Impact of the Rule for Investment Diversification at the Time of a Market Crash Using a Multi-Agent Simulation, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E100.D, No. 12, pp. 2878–2887 (2017)
- [Sewell 06] Sewell, M.: Characterization of financial time series (2006)
- [八木 11] 八木 勲, 水田 孝信, 和泉 潔: 人工市場を利用した空売り規制が与える株式市場への影響分析, 人工知能学会論文誌, Vol. 26, No. 1, pp. 208–216 (2011)
- [Yagi 19] Yagi, I., Masuda, Y., and Mizuta, T.: Detection of Factors Influencing Market Liquidity Using an Agent-Based Simulation, in *Network Theory and Agent-Based Modeling in Economics and Finance*, pp. 111–131, Springer (2019)
- [Yeh 13] Yeh, C.-H. and Yang, C.-Y.: Do price limits hurt the market?, *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Vol. 8, No. 1, pp. 125–153 (2013)
- [Zhou 17] Zhou, X. and Li, H.: Buying on Margin and Short Selling in an Artificial Double Auction Market, *Computational Economics* (2017)
- [松井 05] 松井 宏樹, 東条 敏: 人工市場アプローチによる介入エージェントを用いた為替介入効果の分析, 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 1, pp. 36–45 (2005)
- [星野 20] 星野 真広, 水田 孝信, 八木 勲: 人工市場を用いた負の売買手数料(リベート)が株式市場に与える影響の調査, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2020, pp. 2L5GS1304–2L5GS1304 (2020)
- [草田 15] 草田 裕紀, 水田 孝信, 早川 聡, 和泉 潔: 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, Vol. 30, No. 5, pp. 675–682 (2015)
- [米納 17] 米納 弘渡, 和泉 潔: リスク管理が市場リスクをもたらすか: 高頻度・大規模な人工市場シミュレーション, 研究報告知能システム (ICS), Vol. 2017-ICS-186, No. 4, pp. 1–6 (2017)