

人工市場を用いた集団行動バイアスが市場へ与える影響の 分析

Market Impact Analysis on Group Behavior by Artificial Market

王雅婷¹ 鳥海不二夫¹

Wang Yating¹, Toriumi Fujio¹

¹ 東京大学大学院 工学部研究科

¹ School of Engineering, The University of Tokyo

Abstract: Humans have a strong tendency to belong to a group, which is called group behavior. It is said that group behavior may affect the financial market and make it inefficient. In this article, we study the relationship between group behavior and market impact by building an multi-agent based artificial market model. The results show that the market become more inefficient with group behavior growing when exceed some threshold.

1. はじめに

近年に急激な変動を経験した金融市場では、市場参加者であるディーラーの心理的な効果が注目されている[1]。特に集団行動バイアス（社会心理学の集団極化や集団的浅慮）が投資家の非合理行動をさせて、非効率市場の形成に重要な要素であると考えられている。

金融市場では、同じグループに属するディーラーがチャットや専用電話回線等で相互に密接に情報共有が図られているため、一種の集団を構成していると考えられる。集団におけるディーラーが他人の行動を重視し、他者への追従行動をとるインセンティブがあり、集団行動バイアスが起きる可能性が高まる。特に市場が激しい変動する時、投資家が自分の知識より正しい行動がとれるとは限らなく、周りの言葉や雰囲気によって、非合理的な行動を取る傾向がある。

1.1 既存研究

従来から行動ファイナンスの研究において、投資家が集団行動バイアスによる行動特性と金融市場の間の関連を目的として研究が多数報告されている[2-3]。しかし、その多くが市場参加者の心理分析等の実証分析である。ミクロな各市場参加者の思考過程と行動や市場の内部構造の変化という詳細なレベルを測定することが難しい。Jurkatis[4]らは数値シミュレーションの手法で Avery ら[3]が提出した外部情報導入による集団行動モデルを実現し、集団行動密

度と市場へ影響の関係を証明したが、単にファンダメンタル分析に基づく投資家が市場に導入され、実際の金融市場に適用できない。このような現実世界のある複雑な現象を分析したい時、エージェントベースモデルが有効である。

人工市場はエージェントベースモデルの一種であり、現実の金融市場をもとにして、市場構造と市場参加者間の相互作用に着目して、コンピューター上に作ったモデルである。人工市場モデルを用いたシミュレーション研究が多数であり、実際の市場に見られる多くの金融現象を再現し、バブルや市場混乱期に金融市場における現象のマクロ・ミクロ相互作用のメカニズムを解明するなど多くの成果を上げている[5-6]。しかし、人工市場に関する既存研究の中、集団行動バイアスを導入した研究は存在しない。

1.2 本研究のモデル

本研究では、集団行動バイアスを持ち投資家の投資行動をモデル化して人工市場モデルを提案した。構築された人工市場モデルはエージェントと取引市場から構成されている。エージェントは一般的なエージェントと集団行動バイアスを持つ特別なエージェントを含んでいる。一般的なエージェントは水田らの人工市場モデル[7]をベースに、ファンダメンタル分析とテクニカル分析に基づく行動する投資家を模している。集団行動バイアスエージェントは自分の分析により行動だけではなく、前の取引行動を観測した結果と総合して行動する。もし他人の行動と自分の判断と異なる時、閾値により他人にフォロー

する可能性がある。

構築したモデルを用いて、集団行動バイアスによって投資家の行動は非合理的となり、その結果市場は非効率的となることを証明し、非効率市場における集団行動バイアスの閾値を解明する。さらに、集団行動バイアスを導入した各投資家の行動の積み重ねが市場混乱期の価格変動特性明らかにする。

2. 人工市場モデル

本人工市場モデルは一般的な投資家と集団行動バイアスを持つ投資家を含んでいる。一般的なエージェントはベースモデルのみを利用し、一部のエージェントが集団行動バイアスモデルに表現される。

本モデルは1つの株のみを取引対象として、市場取引はザラ場方式を用いる。

1.1 ベースモデル

ベースモデルの部分が、水田らの人工市場モデル[7]をベースに構築した。

N体のエージェントがおり、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 は取引が成立するかしないか関わらず1ステップを進む。エージェント j は注文価格、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) $r'_{e,j}$ は、

$$r'_{e,j} = \sum_i \frac{1}{w_{i,j}} (w_{1,j} \log \frac{p_f}{p^t} + w_{2,j} r'_{h,j} + w_{3,j} \epsilon'_j) \quad (1)$$

となる。式(1)の第1項目は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、 $r'_{h,j}$ 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、 $r'_{h,j} = \log(p^t / p^{t-1})$ 、第3項目はノイズを表している。

予想リターン $r'_{e,j}$ より予測価格 $P'_{e,j}$ は、

$$P'_{e,j} = P^t \exp(r'_{e,j}) \quad (2)$$

で求まる。

注文価格 $P'_{o,j}$ は $P'_{e,j} - P_d$ から $P'_{e,j} + P_d$ までの一様

乱数で決める。ここで、 P_d は定数である。そして、売り買いの別は予想価格 $P'_{e,j}$ と注文価格 $P'_{o,j}$ の大小

関係で決める。 $P'_{e,j} > P'_{o,j}$ なら1単位の買い、

$P'_{e,j} < P'_{o,j}$ なら1単位を売り。

また各エージェントが注文を出す直前に学習を行い、学習プロセスに関する部分が以下のようにモデルした。ファンダメンタルな投資家成分だけの場合の予想リターン $r'_{e,1,j} = \log(p_f / p^t)$ 、テクニカルな投資

家成分だけの場合の予想リターン $r'_{e,2,j} = r'_{h,j}$ とする。

これら $r'_{e,i,j}$ が学習期間のリターン $r'_i = \log(p^t / p^{t-t_i})$

と比べ、

$$\text{同符号なら, } w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + k_i r'_i \rho'_j (w_{i,\max} - w_{i,j}) \quad (3)$$

$$\text{異符号なら, } w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} - k_i r'_i \rho'_j w_{i,j} \quad (4)$$

のように、 $w_{i,j,k}$ を書き換える。このような過去の実績から学習するプロセスとは別に、小さい確率 m で $w_{i,j,k}$ を再設定する。

1.2 集団行動バイアスモデル

集団行動バイアスは、きちんと知識を持っていたとしても、正しい行動がとれるとは限らない。周りの人の言葉や雰囲気によって、本来とるべき、適切な行動が取れないことが知られている。集団行動バイアスを持ちエージェントが投資行動を行う時自分の知識より行動だけではなく、他人の行動も観測している。そこで、集団行動バイアスを持つエージェントは、閾値によって他のエージェントの行動を考慮して最終行動を行う。

具体的に以下のプロセスで意思決定する：

1. 自己信号：時間 t の時、ベースモデルのアルゴリズムで1単位を買うか売るか判断する。予想価格 $>(<)$ 注文価格なら、1単位を買う(売る)。

2. 他者信号：時間 t の時、前の H_t (ここは $H_t=1$) 内行動したすべてのエージェントが買うか売るかを観測し、式(5)(6)を計算する。

$$r'_{buy} = N'_{buy} / N'_{total} \quad (5)$$

$$r'_{sell} = N'_{sell} / N'_{total} \quad (6)$$

3. 自己信号と他者信号を比較して、自己信号と異

なる他者信号の比率が閾値 θ ($\theta > 0.5$) を超えるなら、自己信号を無視し、他者の行動をフォローする。つまり、自己信号買い(売る)が、他者信号 r_{sell}^i (r_{buy}^i) $> \theta$ なら、最終行動を売りとする

3. シミュレーション結果

本研究で 1000 人のエージェントを設定し、10 回試行の平均値を用い、測定期間は 100 ステップ間隔とした。シミュレーションのパラメータを以下のように与える。

- エージェント数: $n = 1000$
- 終了時刻: $t_{max} = 5000$
- ファンダメンタルウェイト最大値: $w_{1,max} = 1$
- テクニカルウェイト最大値: $w_{2,max} = 10$
- ノイズ: $w_{3,max} = 1$
- ファンダメンタルプライス: $P_f = 10000$
- 発注可能な上下限: $P_d = 1000$
- 注文をキャンセル時間: $t_c = 10000$
- 最大の投資期間: $\tau_{max} = 10000$.

3.1 妥当性検証

まずモデルの妥当性検証を行った。表 1 のように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 といった代表的な stylized fact が再現できることを確認した。

表 1: 集団行動エージェント率が異なる場合の統計量

集団行動エージェント	0	0.5	1
尖度	1.9547292	2.0064914	56.5300079
勝落率の			
1	0.1208304	0.1235468	0.1100038
2	0.0943034	0.0925828	0.0494043
乗の			
2	0.0746802	0.0708542	0.0328181
の自			
3	0.0575658	0.0555178	0.0277776
己相			
4	0.0487210	0.0474510	0.0247603
関			
5	0.0416219	0.0392829	0.0225208

また、本研究では、集団行動バイアスを持つエージェントの比率の増加或いは集団行動を取る基準の低下による全体的な集団行動が大きくなる効果を検証するため、herding intensity を用いて集団行動バイアスの妥当性を証明した。

Buy(sell)herding intensity = herding buys(sells) / informed trades.

結果は 10 回試行の平均値を用いて図 1 と図 2 に示す。X 軸は集団行動バイアスエージェントが設定

した閾値で、自分の行動とは異なるエージェントが閾値を超える場合他人の行動をフォローする。Y 軸は集団行動バイアスを持つエージェントが全体エージェントに占める比率、Z 軸は集団行動密度である。

設定した閾値が低いほど集団行動が増加する。また集団行動バイアスを持ちエージェント比率が増やす共に集団行動が増加することが示された。

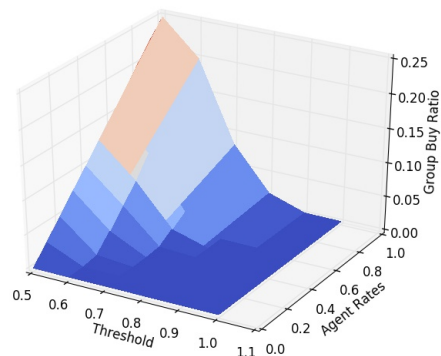


図 1: 集団行動の基準と集団行動 (buy) の関係

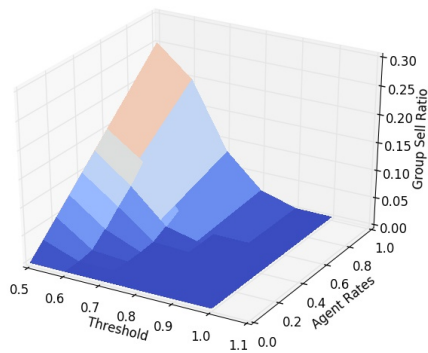


図 2: 集団行動の基準と集団行動 (sell) の関係

3.2 集団行動バイアスが市場への影響

尖度、ボラティリティ及び市場の効率性の三つの方面から集団行動バイアスが市場へ与える影響を測定した。

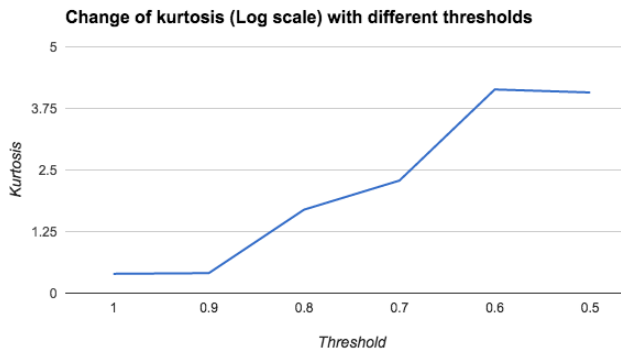


図 3: 閾値と尖度

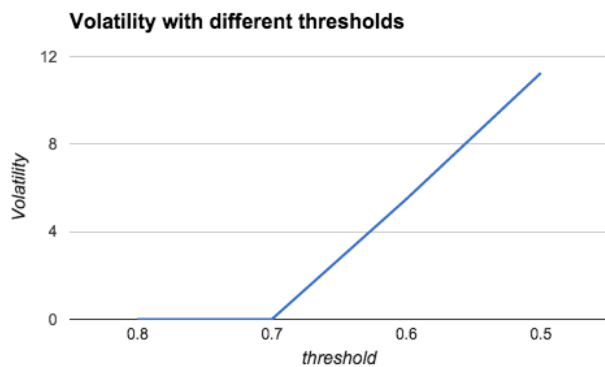


図 4: 閾値とボラティリティ

図 3, 図 4 は全てのエージェントが集団行動バイアスエージェントであると設定し, 各エージェントが設定した閾値(>0.5)と尖度, ボラティリティの関係を示した. 両方によると, 閾値が 0.7 より小さい時から尖度, ボラティリティが高まる. 一方で閾値が 0.7 より大きい時, ボラティリティがほぼ一定である.

また市場の効率性を直接測定する指標として, 人を用いた実験市場研究でしばしば用いられる市場非効率性 MI (Market Impact) を用いる. n_b は集団行動バイアスエージェントの注文数で, P_b^j は注文成立の価格, P_f はファンダメンタル価格 MI の値が大きい程市場への影響度が大きい.

$$MI = \frac{1}{n_b} \sum_{j=1}^{n_b} \frac{P_b^j - P_f}{P_f} \quad (5)$$

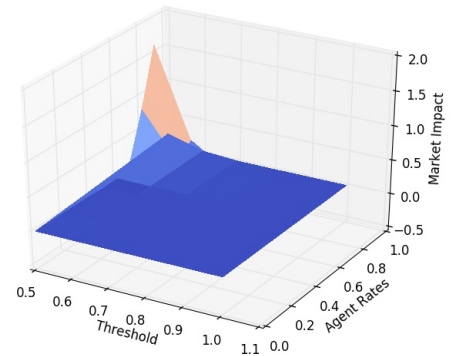


図 5: 集団行動バイアスと MI の関係

図 5 は, X 軸が集団行動バイアスエージェントが設定した閾値を, Y 軸は集団行動バイアスを持つエージェントが全体エージェントに占める比率を, Z 軸は市場非効率性を表す指標を示している. 集団行動バイアスによって投資家の行動が非合理となり, その結果市場が非効率的となることが明らかとなった.

4. まとめと今後の課題

本研究では, 水田ら[7]の人工市場モデルをベースに一般モデルと集団行動バイアスを表現するモデルを組み合わせ, 集団行動バイアスが市場に与える影響を分析した. 具体的には, 集団行動バイアス持ちエージェントの比率と集団行動バイアスエージェントが集団行動を取る可能性の二つの軸から価格変動に与える影響を展開した. 集団行動バイアスによって投資家の行動は非合理的であり, その結果市場は非効率であることを明らかにした. また, 70%以上の人が自分と異なる行動を取る時他人にフォローする場合, 市場への影響を大きくされないと考えられる.

今後の課題として, ニューヨーク, 東京, ロンドン三つの実為替市場を対象として, 別々の集団行動特徴を抽出し, 各市場の変動特性を解明する事がある.

参考文献

- [1] 翟菲. "人工市場モデルを用いた投資家心理的バイアスの株式市場への影響評価について." (2012).
- [2] Consistency of Risk Attitude and other Investment Behavior of Japanese Fund Managers, M. Susai and S. Uchida (eds.), Studies on Financial Markets in East Asia,

January 2011

- [3] Avery, Christopher, and Peter Zemsky. "Multidimensional uncertainty and herd behavior in financial markets." *American economic review* (1998): 724-748.
- [4] Jurkatis, Simon, Stephanie Kremer, and Dieter Nautz. *Correlated trades and herd behavior in the stock market*. No. 2012-035. SFB 649 Discussion Paper, 2012.
- [5] Jurkatis, Simon, Stephanie Kremer, and Dieter Nautz. *Correlated trades and herd behavior in the stock market*. No. 2012-035. SFB 649 Discussion Paper, 2012.
- [6] S. -H. Chen, C. -L. Chang, and Y. -R. Du, "Agent-based economic models and econometrics," *Knowledge Engineering Review*, vol. 27, no. 2, pp. 187–219, 2012.
- [7] Mizuta, Takanobu, et al. "Do dark pools stabilize markets and reduce market impacts? Investigations using multi-agent simulations." *Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics (CIFEr), 2104 IEEE Conference on*. IEEE, 2014.