

# 外国為替市場におけるポジション管理戦略分類に基づく 将来価格形成メカニズム解明

Clarification of mechanism underlying price formation process in a forex market on  
the basis of clustering of position management strategies

末重拓己<sup>1</sup> Didier Sornette<sup>2</sup> 高安秀樹<sup>3,4</sup> 高安美佐子<sup>1,4</sup>

Takumi Sueshige<sup>1</sup>, Didier Sornette<sup>2</sup>, Hideki Takayasu<sup>3,4</sup>, and Misako Takayasu<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup> 東京工業大学情報理工学院

<sup>1</sup>Department of Mathematical and Computing Science, School of Computing, Tokyo  
Institute of Technology

<sup>2</sup>ETH Zurich, Department of Management

<sup>3</sup>Sony Computer Science Laboratories

<sup>4</sup> 東京工業大学科学技術創成研究院

<sup>4</sup> Institute of Innovative Research, Tokyo Institute of Technology

**Abstract:** Individual trading analysis has become the focus of recent attention in the field of market microstructure. Several research works reveal how trading strategies of specific traders or banks are affected by historical market information. However, there is little research revealing how such microscopic trading strategies recursively affect macroscopic future market information. Using the high-granular dataset including the trading behavior of specific banks in a U.S dollar (USD) against Japanese yen (JPY) market, here we demonstrate management method of positions, defined as the numbers of units of USD banks bought or sold against JPY, can be clearly clustered into two simple strategies. We then find the strong relationship between future-market price movements and these two position management strategies, and this relationship even allows a prior prediction of market prices fifteen minutes ahead.

## 1 導入

2010年頃より、社会系の分野においてビッグデータ解析の有用性が認知され始め、至る所で積極的にデータを収集しようという試みがなされている[1-2]. 社会系のうち特に金融市場では、電子技術の発達も相まって、他の分野に先立って膨大なデータが蓄積されてきている[3-6]. 金融市場のデータで近年注目を集めているのが、個々のトレーダや銀行のIDが付随されたデータである[3-7]. トレーダないし銀行IDはデータ期間で固定されているため、データがカバーしている範囲においてトレーダや銀行がどのタイミングでどれくらいの注文量を約定させているのかという履歴をトラッキングすることが可能となる. このようなデータ特性から、取引に至るまでのトレーダ・銀行のマイクロな戦略解明が期待されており、事実、先行研究[3-7]では、過去の取引価格・取引量やニュースなどのマクロ変数により条件付けることで戦略の同質性や異質性が明らかにされ始めている.

しかし、トレーダや銀行ごとのマイクロな戦略解析が進みつつあるものの、明らかになったマイクロ戦略がマクロな取引価格の性質にどのような影響を与えるかという研究はほとんどされていない. そもそもマイクロ戦略の解析が始められたモチベーションの一つに、金融市場の戦略多様性と現実の生態系における種の多様性のアナロジーから、金融市場の理解に生態学的アプローチを採用しようという発想 (market ecology) がある[8-9]. 端的に言えば、market ecology では、採用される戦略の時間発展や、戦略の多様性を通して、個々のマイクロな戦略からマクロな取引価格の統計則解明が期待されている. この発想を実現させるためには、金融市場で観測されるマイクロ戦略の詳細解析は当然必要であるが、マイクロ戦略がどのような条件下でマクロな取引価格の統計則と繋がりを見せるかといった、観測スケールを跨ぐ解析が難関であると同時に最も重要な研究領域である.

そこで、本研究では、論文[10]で明らかになった、Electronic Broking System (EBS)社提供のトレーダ・銀

行 ID 付き高頻度データを用いて、ポジションと呼ばれる、日本円と米ドルのネットの累積取引量に着目し、銀行がポジションをどのように管理しているかという点からマイクロ戦略を 2 種類のクラスタに分類する方法を紹介する。そして各クラスタのポジション総量の偏りが十分大きくなったとき、ポジション管理戦略が強く将来価格を歪めることを示し、実際に 15 分程度将来の価格予測が可能となることを報告する。

## 2. 解析データと解析手法

### 2.1 解析データと用語の定義

本研究では、2016 年 6 月 5 日から 10 日におけるドル円インターバンク市場における millisecond ごとに記録されたトレーディングログを用いて解析を行う。先に述べたように、このデータでは EBS 市場に発注される注文にトレーダ・銀行 ID が付与されているため、1 週間の取引履歴をトレーダ・銀行ごとにトラッキングすることが可能である。なお、本研究ではトレーダを所属する銀行ごとに合算して解析を行うため、以下では銀行 ID のみを用いる。解析対象週における注文価格の最小単位を 0.001 円とし、これを *tip* と呼ぶ。また注文量の最小単位は 1M\$ であり、これを最小単位とし、最小単位の倍数を本数と呼ぶ。

解析手法の詳細に入る前に、ポジション関連の用語をここで定義する。経済ニュースなどでドル円、ユーロ円市場と呼称されることわかるように、為替通貨の取引は必ず 2 通貨間で行われる。この 2 通貨のうち、先頭にある通貨（例えばドル円の場合はドル）を基軸通貨、後に記載されている通貨（ドル円の場合は円）を参照通貨と呼ぶ。為替市場における通貨の取引価格は、参照通貨購入のためには、いくら基軸通貨売却が必要となるのかという 2 通貨間の交換レートを表しているといえる。ドル円市場で 1\$=110 円というレートは、参照通貨（円）を 110 円購入するためには、基軸通貨（ドル）を 1\$の売却が必要であることを意味している。このとき、トレーダが参照通貨を購入するときの取引をロングコントラクト、売却するときの取引をショートコントラクトと呼ぶ。本研究ではコントラクトの単位を注文量で定義し、ロングコントラクトを正、ショートコントラクトを負として計算する。そのため、1 週間を通してロングコントラクトとショートコントラクトの両方を締結しているとき累積コントラクトが正であればロングポジション、負であればショートポジションと呼ぶ。

### 2.2 解析手法

ここでは、2.1 で定義したポジションを用いて、ポジション管理をクラスタリングする手法を説明する。ポジション管理を特徴づける変数として、過去平均ポジションを導入する。そのために、まず数式を用いてポジション定義しておく。

$$V^i(t) \equiv \sum_{k=1}^{N^i(t)} v^i(T_k^i).$$

ここで、上付きの  $i$  は銀行  $i$  のインデックス、 $N^i(t)$  は時刻  $t$  までに取引した回数、 $T_k^i$  は  $k$  回目取引した時刻、 $v^i(t)$  は時刻  $t$  における取引量（ロングコントラクトは正、ショートコントラクトは負）である。このとき、 $\kappa$ -tick に渡る過去平均ポジションは

$$\bar{V}^i(t) = \frac{1}{\kappa} \sum_{k=0}^{\kappa-1} V^i(T_{N^i(t)-k}^i),$$

と定義する。なお、ポジションは整数値しかとらないため、過去平均ポジションを四捨五入した値を  $[\bar{V}^i(t)]$  とし、以下の解析ではこの値を用いる。

## 3. 解析結果

### 3.1 ポジション管理の戦略分類

図 1(a)に、取引頻度 2 位と 4 位の銀行について、現在のポジションと過去平均ポジションの差分（以下ポジション差分） $V^i(t) - [\bar{V}^i(t)]$  の符号で条件付けたときの、次の取引時刻における取引量がロングコントラクトである確率を示した。図より、取引頻度 2 位の銀行はポジション差分が正のときは 80% 程度の確率で次の取引でロングコントラクトを選択しており、ポジションを積み上げていく傾向が見て取れる。一方、取引頻度 4 位の銀行はポジション差分が正のときは 75% 程度の確率で次の取引にショートコントラクトを選択しており、ポジションの偏りを打ち消す方向に取引を行っている傾向が見て取れる。

これら関係式が 2 行に特有な性質ではなく、複数銀行のポジション管理戦略として観測されることを示すため、取引頻度の上位 30 行について  $V^i(t) - [\bar{V}^i(t)]$  と  $v^i(t)$  の関係を図(b)に示した。図の色分けは、gnuplot の Levenberg-Marquart アルゴリズムを用いて線形フィッティングを行った結果、フィッティングエラーを考慮しても傾きが正である場合には橙色、傾きが負である場合には緑色とした。この分類により、30 行のうち 27 行について、図 1(a)と同様の結果が成り立っていることがわかり、ポジション差分と将来の取引量の相関が 2 行に特有の統計則ではない

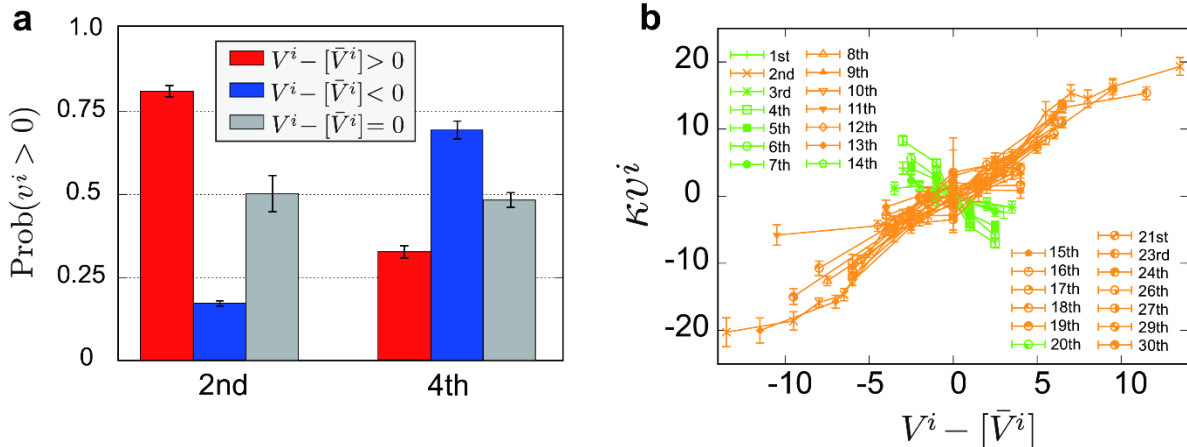


図1 ポジション管理の統計則[10]. (a)取引頻度2位と4位の銀行について、ポジション差分で条件付けたときの、次の取引時刻の取引がロングコントラクトである条件付き確率. (b)取引頻度上位27行のポジション差分と次の時刻の取引量の線形関係.

ことがわかる. 本稿では, ポジション差分と取引量の関係が正の線形関係である銀行を, 経済的需給に基づいて取引を行っている economic-motivated (EM) 銀行, 負の線形関係である銀行を, 裁定取引を狙いとして取引を行っている arbitrage-motivated (AM) 銀行と呼ぶことにする. なお, 解析対象とした銀行30行が1週間の取引回数に占める割合は56.1%であり, 全体の取引の過半数を占める銀行の統計則を明らかにしたことになる.

### 3.2 ポジションの偏りを用いた将来価格予測

ここでは, 3.1 で明らかにしたポジション管理戦略の分類を用いて, 過去 $\tau$ 分のデータから $\tau/2$ 分将来の価格予測を行う. そのために, 以下で示した, 分類した2種類の戦略を持つ EM, AM 銀行のポジションの偏りの総和を予測シグナルとして定義した.

$$s^c(t) \equiv \sum_{i \in C} \sum_k \frac{1}{\tau} \{V^i(t-k) - [\bar{V}^i(t-k)]\}.$$

ここで,  $C \equiv \{\{EM\}, \{AM\}\}$ でありそれぞれ EM 銀行, AM 銀行のクラスター,  $i$ は各クラスターに属する銀行のインデックス,  $\tau$ は過去のポジション差分の平均をとる look back 期間(単位:分)を意味している. なお, look back 期間内の平均を計算するにあたり, 分刻みのポジション差分データを用いた.

図2に, EM 銀行(a), AM 銀行(b)全体のポジション差分の偏りが閾値 $\gamma^c$ を超えたときをシグナルとし, シグナル検出時刻から $\tau/2$ 分後の将来価格の分布を示した. 図の横軸は, シグナル検出時刻の価格を基準値としたときの $\tau/2$ 分後の価格変化を表している.

赤線が閾値 $\gamma^c$ よりも正方向に大きな偏りが生じたときの価格変化分布, 赤線は閾値 $-\gamma^c$ よりも負方向に大きな偏りが生じたときの価格変化分布, 灰色は閾値を超えないときの価格変化分布を表している. なお, この図では $(\tau, \gamma^{EM}, \gamma^{AM}) = (30, 8, 6)$ としている.

図より, ミクロな銀行単位のポジション管理戦略がマクロな取引価格分布に強い影響を及ぼしていることがわかる. 具体的には, EM 銀行のポジションの偏りをシグナルとして用いた図 2(a)では, EM 銀行全体で正のポジションの偏りがある場合, 将来価格分布が正の方向に歪み, 反対に負のポジションの偏りがある場合, 将来価格が負の方向に歪んでいる. これは, EM 銀行が正(負)方向にポジションが偏っている場合, 図1の関係式より将来の取引もロングコントラクト(ショートコントラクト)が生じやすい. そして, EM 銀行が全体としてロングコントラクト(ショートコントラクト)を選択すると, 将来価格が上昇(下落)するため, EM 銀行全体のポジションの偏りが将来価格を歪めたものと考えられる. 一方, AM 銀行全体として正のポジションの偏りがある場合, 将来価格が負の方向に歪み, 反対に負のポジションの偏りがある場合には将来価格が正の方向に歪んでいる. この関係は EM 銀行の場合と同様に考察することができる. 図1より AM 銀行はポジションの偏りを打ち消す方向に次の取引を選択する傾向があった. このポジション管理戦略より, AM 銀行全体として正のポジションの偏りがある場合, 次の取引にショートコントラクト(ロングコントラクト)を選択する確率が高まり, 将来価格が下落(上昇)するため, AM 銀行全体のポジションの偏りが将来価格を歪めたものと考えられる.

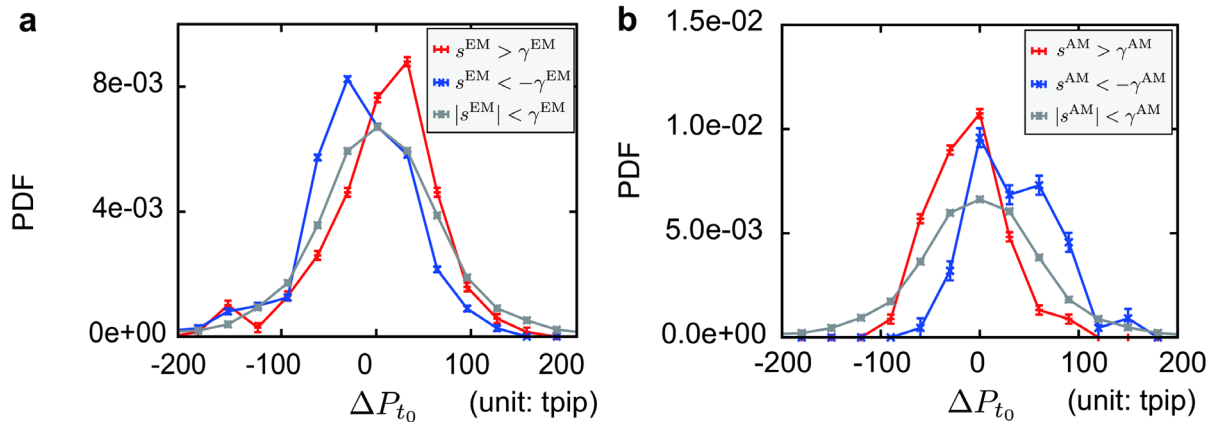


図 2 EM 銀行(a)と AM 銀行(b)のポジション差の偏りで条件付けしたときの将来価格変化分布[10].

#### 4. まとめと今後の課題

本稿では、銀行のポジション管理戦略に着目し、ポジション管理の方法を、(i)ポジションを大きく積み増していくよう取引する銀行と、(ii)ポジションの偏りを減じる方向に取引する銀行の2種類に分類した。そして、分類した銀行全体のポジションが強く偏ったとき、銀行のポジション管理戦略により将来価格が歪められることを明らかにした。この研究により金融市場の銀行単位のマイクロ戦略と、マクロな取引価格の関係の一部が明らかになり、金融市場の理解を個々のトレーダないし銀行レベルの取引戦略から解明していく market ecology の研究を推し進めたと考える。より詳細な解析や過去平均ポジションの解釈については論文[10]を参照されたい。

本研究で明らかにした銀行のポジション戦略分類と将来価格予測の関係を実務的に使用するためには解決すべき問題が大きく2つある。一つ目は、データ自体の問題である。金融市場の公開データから各銀行のポジションの偏りを推定することはできない。そのため、公開データからポジションの偏りを推定するような新たな研究が必要となる。二つ目は、パラメータ推定の問題である。将来価格予測のためには、本研究で導入した $(\tau, \gamma^{EM}, \gamma^{AM})$ のパラメータを事前に推定する必要がある。論文[10]で示した通り、将来価格分布は各パラメータの摂動に対してある程度ロバストであるものの、リアルタイムトレーディングの目的のためには、例えば前週のデータを使ってこれらパラメータを推定し、翌週のトレーディングに用いるという推定プロセスが必要となる。現状複数週連続したデータがないため厳密な推定プロセスの検証は行えなかったが、データが入手可能になり次第推定プロセスの問題に取り組むことを考えている。

#### 謝辞

本研究を進めるにあたり、金澤輝代士氏（筑波大）、木島俊哉氏（三菱 UFJ）、杉浦大地氏（三菱 UFJ）、北野尚吾氏（三菱 UFJ）との議論が参考になりました。ここで謝辞させていただきます。また、本研究は学術振興会特別研究員研究奨励費 (No. 17J10781)、基盤研究(B) (No. 26310207)、戦略的国際共同研究プログラム (SICORP)、MUGAI 金融市場解析共同研究講座、the Eidgenössische Technische Hochschule grant 0-20067-14 on “Quantifying Financial (in-)stability and self-amplification of crashes via reflectivity”から援助されていること明記させていただきます。

#### 参考文献

- [1] Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 36(4).
- [2] Lynch, C. (2008). Big data: How do your data grow? *Nature*, 455(7209), 28.
- [3] Lillo, F., Micciché, S., Tumminello, M., Piilo, J., & Mantegna, R. N. (2015). How news affects the trading behaviour of different categories of investors in a financial market. *Quantitative Finance*, 15(2), 213-229.
- [4] Tumminello, M., Lillo, F., Piilo, J., & Mantegna, R. N. (2012). Identification of clusters of investors from their real trading activity in a financial market. *New Journal of Physics*, 14(1), 013041.
- [5] Musciotto, F., Marotta, L., Piilo, J., & Mantegna, R. N. (2018). Long-term ecology of investors in a financial market. *Palgrave Communications*, 4(1), 92.
- [6] Kanazawa, K., Sueshige, T., Takayasu, H., & Takayasu, M. (2018). Derivation of the Boltzmann equation for financial

Brownian motion: Direct observation of the collective motion of high-frequency traders. *Physical review letters*, 120(13), 138301.

- [ 7 ] Sueshige, T., Kanazawa, K., Takayasu, H., & Takayasu, M. (2018). Ecology of trading strategies in a forex market for limit and market orders. *PloS one*, 13(12), e0208332.
- [ 8 ] Farmer, J. D., & Skouras, S. (2013). An ecological perspective on the future of computer trading. *Quantitative Finance*, 13(3), 325-346.
- [ 9 ] Farmer, J. D. (2002). Market force, ecology and evolution. *Industrial and Corporate Change*, 11(5), 895-953.
- [ 1 0 ] Sueshige, T., Sornette, D., Takayasu, H., & Takayasu, M. (2019). Classification of position management strategies at the order-book level and their influences on future market-price formation. *PLOS ONE*, 14(8), e0220645..