

外国為替市場におけるトレーディング戦略分類

Classification of trading strategies in a forex market

末重拓己¹ 金澤輝代士^{1,2} 高安秀樹^{2,3} 高安美佐子^{1,2}

Takumi Sueshige¹, Kiyoshi Kanazawa², Hideki Takayasu^{2,3}, and Misako Takayasu^{1,2}

¹ 東京工業大学 情報理工学院

¹ Department of Mathematical and Computing Science, School of Computing, Tokyo Institute of Technology

² 東京工業大学 科学技術創成研究院

² Institute of Innovative Research, Tokyo Institute of Technology

³ Sony Computer Science Laboratories

Abstract: Recent popularity in algorithmic trading has spurred on researchers to investigate the variety and the evolution of the trading strategies. In this talk, we present our recent study (under review in PLOS ONE), in which the strategy distribution of limit orders is analyzed by using the high frequency data set including anonymized trader IDs. We first identify timescales for each trader to measure market-price trends by the multi-regression analysis. Clustering the timescales into several clusters, we then show the frequencies of the submissions and transactions for each cluster. Furthermore, we provide the microstructure insight to their frequencies in terms of the average shape of limit orders. Finally, we quantify the activity level of each cluster, and show that some clusters are unique to the local time in Tokyo or New York.

1 導入：トレーダごとの戦略解析

近年の電子技術の発展により、特に金融市場においては様々な種類のデータの入手が容易になってきた。その中でも特に注目を浴びているのが、取引履歴にトレーダ ID が付帯したデータである。トレーダ ID 付きのデータを用いることで、個々のトレーダの取引履歴を追跡することができ、取引のパターンなどから戦略分類をすることができる[1-5]。事実、[5]では、1 日ごとにトレーダ名義で取引高を記録した Euroclear Finland の 5 年分のデータから、Statistically Validated Network というネットワーク構築手法を用いて取引をネットワークとして構造化したうえで、どのコミュニティにおいて取引の連動性が高いかを分析している。

しかし、取引と取引間の戦略、つまり指値注文や成行注文の戦略についてはほとんど研究がおこなわれていない。外国為替市場においては、1 回の取引の裏側には、数十の指値注文が戦略的に出されては取り消されてたりしている。そのため、指値注文の戦略にはトレーダの取引戦略を理解するうえで重要な情報が含まれていると考えられる。さらに、トレーダごとの戦略を分類した先行研究の多くは、1 日ごとに合算したデータを使っており、高頻度データを

用いた研究はほとんどない。そこで本研究では、Electronic Broking System (EBS)社から提供されたトレーダ ID 付き、かつ全注文が millisecond 単位で記録されている外国為替市場の高頻度データを用いて、個々のトレーダごとに指値注文の戦略を特定し、その類似性からクラスターを構築する。トレーダの戦略分類は、トレンドと呼ばれる、過去一定期間内の取引価格推移の大きさをもとに行った。本研究の内容をより詳細にまとめた論文が現在 PLOS ONE にて査読されている。

2 研究結果

本研究では、EBS 社が提供するドル円インターバンク市場のデータ (2016 年 6 月 5 日~10 日) を用いて解析を行った。このデータでは指値注文の発注と取消、成行注文の発注とその成否が millisecond でトレーダ ID 付きで記録されている。指値注文で指定できる価格の最小単位は 0.001 円であり、この最小単位を **tpip (tenth pip)** と呼ぶ。また、時間の定め方として、取引が行われたごとにインクリメントされていく時間を **tick 時間** と呼び、時間の単位として用いる。以上のデータと用語定義のもとトレーダの戦略分類を行った。

2.1 トレンドの時間スケール特定手法

個々のトレーダにとってのトレンドを測定するにあたり、トレーダがどの程度過去までの取引価格を用いているのかを特定する必要がある。そこで先行研究[2]の結果を用いる。[6,7]では、個々のトレーダの指値注文に対して、

$$\Delta z_i(t) = c_i \tanh\left(\frac{\Delta p(t-1)}{\Delta p_i^*}\right) \dots (1),$$

という関係が示された。ここで $\Delta z_i(t) = z_i(t+1) - z_i(t)$, $z_i(t) = (z_i^-(t) + z_i^+(t))/2$ であり、 $z_i^-(t)$, $z_i^+(t)$ はそれぞれ時刻 t におけるトレーダ i の Bid と Ask の指値注文を意味する。また、 $\Delta p(t) = p(t+1) - p(t)$ であり、 $p(t)$ は時刻 t における取引価格である。 c_i , Δp_i^* はそれぞれトレーダ i 固有の定数であり、典型的には 6.0tpip と 7.5tpip である。

本研究では、先行研究で限定していた過去 1tick の取引価格変化との相関構造を、過去数 tick までさかのぼり、そのうち有意とみなせる期間をトレンドの時間スケールと定義する。具体的には、

$$\Delta P_i^{\text{Trend}}(t) \equiv \sum_{k=1}^{K_i} w(k) \Delta p^{(j_i)}(t-k),$$

$$\Delta z_i(t) = c_i \tanh(\Delta P_i^{\text{Trend}}(t) + \alpha_i),$$

と拡張する。ここで、

$$\Delta p^{(j_i)}(t-k) \equiv p(t-j_i(k-1)) - p(t-j_i k),$$

であり、 j_i は取引価格差を疎視化する範囲を意味する。この式を用いた結果、取引価格差の重み $w(k)$ は、

$$w(k) \approx d_i \exp\left(-\frac{k}{\tau_i}\right)$$

と近似できることが分かった。これは、トレーダが指数関数を用いてトレンドを定義していることを意味し、指数移動平均法が実務としてよく使われている事実[8]と整合する。指数関数で近似される場合、その典型的な時間スケールは τ_i で記述されるため、祖視化の時間スケール j_i との積、つまり $\tau_i j_i$ をトレーダのトレンド測定的时间スケールとして定義した。

2.3 トレンドの時間スケールのクラスタリング

2.2 までで得られた個々のトレーダのトレンド測定的时间スケールを、機械学習の分野で標準的な手法の一つである k -means を用いて 3 種類のクラスタに分類した。それぞれ平均的に 5tick (30 Sec 程度)、15tick (3 min)、30tick (6 min) 程度過去の情報を参照する Short-time cluster, Intermediate-time cluster, Long-time cluster である。2.2 のプロセスで指数関数に従わないトレーダのクラスタ non-EMA cluster を併せて

全 4 クラスタに分類した。

2.4 クラスタごとの取引頻度

2.3 までのクラスタ分類に基づき、それぞれのクラスタの取引回数を調べた。その結果、Intermediate-time cluster が 4 クラスタの中で最も取引回数が少ないことがわかった。その理由として、指値注文分布の平均形状があげられる。分類したクラスタごとに指値注文分布を計算したところ、intermediate-time cluster の平均形状のピークは best price から最も遠いところに位置することが分かった。つまり、intermediate-time cluster に所属するトレーダは、平均的に best price から遠い価格に指値注文を出しているため取引回数が少ないといえる。さらに、各クラスタがどの時間帯に特徴的な戦略であるのかを、各クラスタの指値注文総量が全体の指値注文分布に占める割合から調べた。その結果、short-time cluster は日本時間において特徴的な戦略であるのに対し、intermediate-time cluster はニューヨーク時間に特徴的な戦略であることがわかった。ここから、日本時間に活動するトレーダは現時点での価格で取引することに積極的であるのに対して、ニューヨーク時間に活動するトレーダは、現時点での価格で取引することに消極的である傾向が読み取れる。

3 まとめと今後の展望

本研究では、トレンドと呼ばれる過去の取引価格推移に着目し、外国為替市場における指値注文戦略の特定、およびその分類を行った。そして、それぞれのクラスタの取引回数を調べ、その大小関係を指値注文分布の形状から意味付けを行った。最後に、分類した戦略がどの時間帯に特有であるのかを調べ、日本時間とニューヨーク時間に特有な戦略の特定を行った。本研究により指値注文戦略の全体像を把握することができたため、ここで明らかになった戦略をもとに人工市場を構築し、i) 利益を判断基準として戦略間の相性分析を行う、ii) 特定の戦略を人工市場から除いた時、価格差の統計則へのインパクトを計測することなどが今後の展望として考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、C. Osler 氏, J. Ozaki 氏, K. Tamura 氏, M. Yamada 氏および T. Ito 氏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)、科学研究費補助金若手研究 B (No. 16K16016)、戦略的国際共同研究プログラム (SICORP)

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] Odean, Terrance.: Are investors reluctant to realize their losses?, *The Journal of finance*, Vol. 53, No. 5, pp. 1775—1798 (1998).
- [2] Grinblatt, M., & Keloharju, M.: The investment behavior and performance of various investor types: a study of Finland's unique data set., *Journal of financial economics*, Vol. 55, No. 1, pp 43—67 (2000).
- [3] de Lachapelle, D. M., & Challet, D.: Turnover, account value and diversification of real traders: evidence of collective portfolio optimizing behavior., *New Journal of Physics*, Vol. 12, No. 7, pp. 075039, (2010).
- [4] Musciotto, F., Marotta, L., Piilo, J., & Mantegna, R. N.: Long-term ecology of investors in a financial market., *Palgrave Communications*, Vol. 4, No. 1, pp. 92 (2018).
- [5] Tumminello, M., Lillo, F., Piilo, J., & Mantegna, R. N.: Identification of clusters of investors from their real trading activity in a financial market, *New Journal of Physics*, Vol. 14, No. 1, 013041, (2012).
- [6] Kanazawa, K., Sueshige, T., Takayasu, H., & Takayasu, M.: Derivation of the Boltzmann equation for financial Brownian motion: Direct observation of the collective motion of high-frequency traders, *Physical review letters*, Vol. 120, No. 13, 138301, (2018)
- [7] Kanazawa, K., Sueshige, T., Takayasu, H., & Takayasu, M.: Kinetic Theory for Finance Brownian Motion from Microscopic Dynamics. *arXiv preprint arXiv:1802.05993*, (2018)
- [8] Grebenkov DS, Serror J.: Following a trend with an exponential moving average: Analytical results for a Gaussian model., *Physica A.*, Vol. 394, pp. 288—303 (2014)