

国内株式市場における構造的変化の分析

岸 芳輝[†] 早矢仕 晃章[†] 大澤 幸生[†]

[†] 東京大学大学院工学系研究科 〒113-8654 文京区本郷 7-3-1

E-mail: [†] ykishi@g.ecc.u-tokyo.ac.jp, {hayashi, ohsawa}@sys.t.u-tokyo.ac.jp

あらまし 株式市場の動向把握は、個人投資家や機関投資家などの金融市場に携わる人々にとって重要である。本研究では、k-Shape^[5]という時系列データの形状特徴の抽出に優れたクラスタリングアルゴリズムを用い、東京証券取引所にて取引されている銘柄を分析した。また Graph-Based Entropy^[7]を k-Shape により得られた銘柄の部分集合としてのクラスタに適用し、指標の時間変化から株式市場の構造的変化を読み取った。この指標は株式への投資の有効性を示唆すると考えられ、株式以外の他の資産への投資判断の参考となる可能性を示した。

キーワード 金融, 時系列, クラスタリング

Analysis of structural changes in domestic stock market

Yoshiki KISHI[†] Teruaki HAYASHI[†] and Yukio OHSAWA[†]

[†] School of Engineering, The University of Tokyo 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8654 Japan

E-mail: [†] ykishi@g.ecc.u-tokyo.ac.jp, {hayashi, ohsawa}@sys.t.u-tokyo.ac.jp

Abstract Grasping the trend of the stock market is important for people engaged in financial markets such as individual investors and institutional investors. In this study, we analyzed the stocks that were traded on the Tokyo Stock Exchange, using the clustering algorithm “k-Shape^[5]” which is appropriate for extracting the shape characteristics of the time series sequence. In addition, we introduced an index “Graph-Based Entropy^[7]”, which reflects the trend of the stock market, and read the structural changes of the stock market from the change of the index. This indicator is thought to suggest the effectiveness of investment in stocks, and showed the possibility of a reference to the investment decision of other assets other than the stock.

Keywords Finance, Time series, Clustering

1. 概論

投資家などの金融関係者にとって株式市場の動向の観察は大変重要である。昨今、個々の株価の値動きの研究は多くなされているものの、株式市場全体を対象とした研究は比較的少ない。金融関係者は株式市場のみならず、債券市場や為替など他の資産を包括的に鳥瞰する視座で投資運用を行っていることから、本研究では株式市場全体の動向変化を検出する指標を定義し、金融関係者が市場の動向を把握する際の有益な情報を提供することを目的とする。

2. 関連研究

特定の銘柄について株価を予測する研究は古くから行われており、企業の財務状況や業績状況といった企業活動をもとに分析をするファンダメンタルズ分析と、過去の株価の値動きの傾向をもとに分析をするテクニカル分析などがある。近年では、

Nelson ら(2017)^[1]による LSTM を用いた株価予測や、Nassirtoussi ら(2014)^[2]によるテキストマイニングを用いた株価予測など、深層学習を株価予測に適用する研究が盛んに行われている。

一方で、株式市場における株価の値動きをクラスタリングする試みは、Harris ら(1991)^[3]や Nair ら(2017)^[4]によって行われており、Nair の研究においては回帰木学習モデルを用いた特徴抽出を行うことで一定の投資効果が示された。

3. 本研究で用いる手法

3.1. k-Shape^[5]

本研究では、クラスタリングのアルゴリズムとして、時系列データの分析に有効な Paparrizos ら(2015)^[5]による k-Shape というアルゴリズムを用いた。k-Shape は Cross-correlation measure に基づく Shape-based Distance を距離尺度として使用し、またクラスタ中心の算出に算術平均を用いるのでは

なく、最適化問題を解いてクラスタ中心を求めることで、時系列データの形の特徴を捉えたクラスタリングが可能となっている。

3.2. Graph-Based Entropy^[7]

市場の動向を示す指標としては Graph-Based Entropy (Ohsawa^[7])がある。POS データ等のバスケットデータから生成される共起グラフ上で連結サブグラフとして得られるクラスタに対して、Graph-Based Entropy を計算することで、消費者の購買行動における構造的変化を評価することができる。本研究では、この Graph-Based Entropy にならって市場の拡散⇄集結という時間変化を捉えるエントロピー変化を、k-Shape^[5]により得られた銘柄の部分集合としてのクラスタに対して適用することで、株式市場全体の構造的変化を分析した。

3.3. 使用データ

本研究では、2017年12月1日から2018年12月28日の期間において、東京証券取引所における各銘柄の終値を用いた。ただし分析の都合上、この期間で株式併合や株式分割の起こった銘柄を除き、またこの期間を通してデータの欠損のない銘柄のみを使用した。

4. 実証分析

4.1. データの処理

本実験に使用した株価は、高周波成分を取り除くため各日において n 日の移動平均を取った。移動平均は式(1)に示される式で算出した。ここで、 p_t を t 日目の価格、 p'_t を t 日目における平滑化処理後の価格とする。また図1に示すように、株価のデータに対してウィンドウ幅 w を設け、このウィンドウをずらしながらクラスタリングを実行した。ただし、本研究においては $\alpha = 2/(n+1)$ 、 $n = 5$ 、 $w = 20$ とした。

$$p'_t = \alpha \sum_{i=0}^{n-1} (1-\alpha)^i p_{t-i} \quad (1)$$

また銘柄間の価格帯の違いを考慮し、銘柄の値動きの「形」のみを抽出するため、ウィンドウ内の各銘柄の株価において、平均0、分散1の標準化の処理を施した。

4.2. 株式市場の動向を示す指標

先述したように、本研究では Graph-Based Entropy^[7]を、k-Shapeにより得られた銘柄の部分集合としてのクラスタに対して適用し、式(2)に示す指標を計算することで、株式市場全体の構造的変化を分析した。ここで、 N は分析に用いた銘柄の数、 π は式(3)に示すように各銘柄が特定のクラスタに所属するとき値1を持つ変数である。式(2)は、情報理論に

おける情報量^[6]に似た概念であり、株式市場全体が同じ値動きをするときに値が小さくなる指標である。この指標の値が小さくなった時に、所属する銘柄の多いクラスタの中心時系列を、株式市場全体の動向として読み取ることができ、投資対象を株式から他の資産に変更するといった投資判断の際に参考になると考えられる。

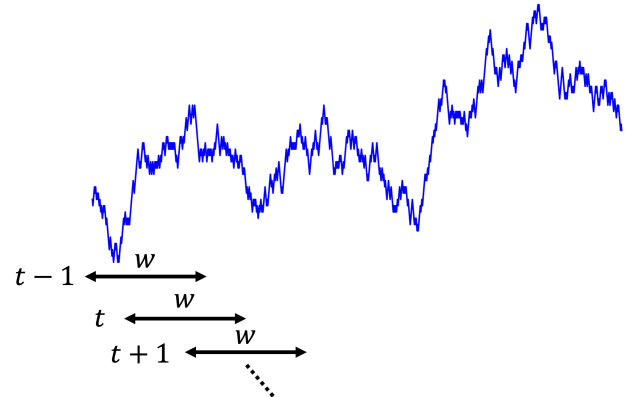


図1 ウィンドウとそのスライド

$$e = - \sum_c \frac{\sum_i \pi_{ic}}{N} \log \frac{\sum_i \pi_{ic}}{N} \quad (2)$$

$$\pi_{ic} = \begin{cases} 0 & (\text{stock}_i \notin \text{cluster}_c) \\ 1 & (\text{stock}_i \in \text{cluster}_c) \end{cases} \quad (3)$$

4.3. 結果・考察

前節で述べた指標 e の変化は図2のようになった。図2には式(1)に示す移動平均を取った日経225の時系列も重ねて表示した。この図から2018年は(i)2月下旬(ii)10月下旬(iii)12月下旬の計3回の大きな株式市場の動向変化があったことが読み取れる。それぞれの期間において、最も多くの銘柄が集中したクラスタの中心時系列を図3.1～図3.3に示す。これらの図から、指標 e の値が小さくなる、すなわち株式市場全体が同様の値動きを示すのは、下落傾向が強いときであると推測できる。そのため指標 e が減少傾向にあるときは、株式以外の他の資産への投資が好ましいと判断することができる。一方で指標 e が減少から増加に転じる点においてはクラスタ中心時系列が上昇に転じていることから、再び株式への投資が許容されると判断することができる。

5. 結論と今後の課題

5.1. 結論

本研究では、k-Shape アルゴリズムを用いて東京証券取引所に上場している銘柄をクラスタリングし、時間変化に伴う株式市場の構造的変化を分析した。また株式市場の動向を示す指標 e を導入することで、株式以外の他の資産への投資判断の参考とな

る可能性を示した。

具体的には、指標 e が大幅に減少するときは株式市場全体の価格が下落傾向にあり、指標 e が上昇に転じる点で株式市場が復調する兆しが見え、株式市場全体の構造の変化を捉えることができた。

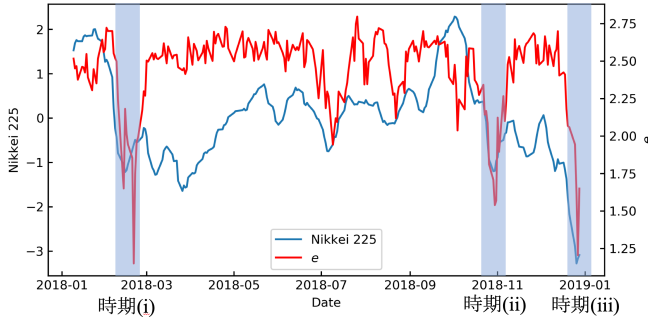


図 2 指標 e の変化

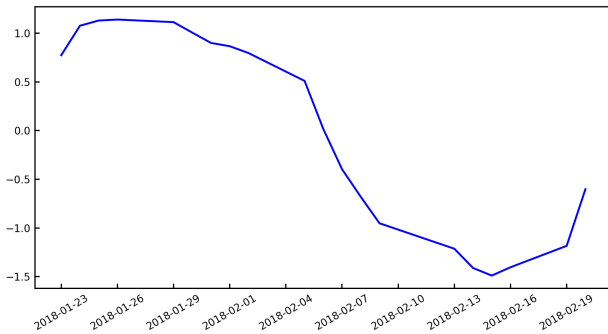


図 3.1 時期(i)におけるクラスタ中心

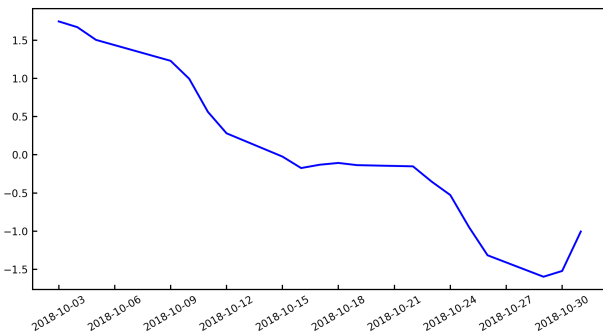


図 3.2 時期(ii)におけるクラスタ中心

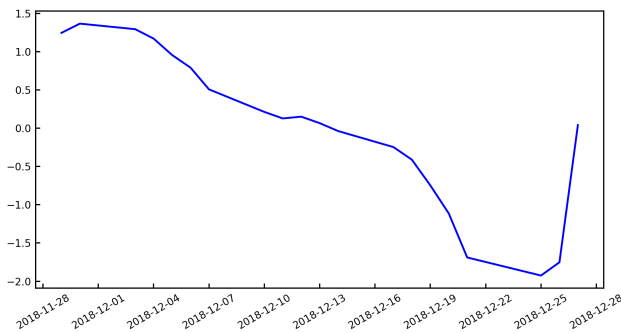


図 3.3 時期(iii)におけるクラスタ中心

5.2. 今後の課題

今後の課題としては、以下の3点が挙げられる。
1つ目に、一つの銘柄が複数のクラスタに同時に

所属している場合を考えなければならない。今回用いた **k-Shape** はハードクラスタリングであり、株同士が相互に関連していることを考えると、特定銘柄が1つのクラスタに完全に所属していることは考えにくい。今後は混合ガウス分布といった確率分布を用い、複数のクラスタに確率的に所属するアルゴリズムを考案する必要がある。

2つ目に、最適なクラスタ数を自動的に決定しなければならない。本研究においては、クラスタ数は東京証券取引所が示す17業種区分に習い、クラスタ数を17個として **k-Shape** アルゴリズムを実行した。しかし、金融市場が刻一刻と変動し、銘柄同士の繋がりも日々変化することを考えると、その都度最適なクラスタ数が存在するはずである。

3つ目に、他の金融市場との関連を考慮しなければならない。株式市場は、それだけで系が閉じているわけではない。債権市場や為替、貴金属、昨今流行している仮想通貨など、他の金融商品と相互に関係している。そのためそれらの投資対象も含めて包括的に分析し、投資環境の構造的変化を検知することが今後の課題である。

謝辞

本研究は、JST-CREST(JPMJCR1304)とJSPS 科研費(JP16K12428)の助成を受けたものです。

文献

- [1] Nelson, D. M., Pereira, A. C., & de Oliveira, R. A., "Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks," 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), pp. 1419-1426, May 2017.
- [2] Nassirtoussi, Arman Khadjeh, et al., "Text mining for market prediction: A systematic review." Expert Systems with Applications. vol.41, no.16, pp.7653-7670, Nov.2014.
- [3] Lawrence Harris, "Stock Price Clustering and Discreteness." The Review of Financial Studies, vol.4, no.3, pp.389-415, July 1991.
- [4] Binoy B. Nair, et al., "Clustering stock price time series data to generate stock trading recommendations: An empirical study." Expert Systems with Applications, vol.70, pp.20-36, March 2017.
- [5] John Paparrizos and Luis Gravano, "k-Shape: Efficient and accurate clustering of time series," Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, pp.1855-1870, 2015.
- [6] Shannon, C. E., "A Mathematical Theory of Communication," Bell System Technical Journal, vol.27, no.3, pp-379-423, July 1948.
- [7] Yukio Ohsawa, "Graph-Based Entropy for Detecting Explanatory Signs of Changes in Market," The Review of Socionetwork Strategies, vol.12, no.2,

pp.183-203, December 2018

- [8] Yoshiki Kishi, Teruaki Hayashi and Yukio Ohsawa, "Analysis of structural changes in domestic stock market", IEICE Tech. Rep., vol. 118, no. 453, AI2018-47, pp. 57-59, Feb. 2019.