

リターンに基づくクラスタリングを 用いた投資信託スタイル分析

Mutual fund style analysis using clustering based on return

副島聡一郎^{1*} 松井 藤五郎² 犬塚 信博¹ 武藤 敦子¹ 森山 甲一¹
Soichiro Soejima¹ Tohgoroh Matsui² Nobuhiro Inuzuka¹ Atsuko Mutoh¹ Koichi Moriyama¹

¹ 名古屋工業大学

¹ Nagoya Institute of Technology

² 中部大学

² Chubu University

Abstract: This paper proposes a clustering of investment trusts based on returns in order to classify mutual funds into actual funds style groups. In the conventional method, the investment trusts are clustered based on the similarity of the investees. However, since the investees cannot be confirmed by anyone other than the management company, they cannot be used by anyone other than the management company. Analyze the investment trust using the proposed method and confirm that the mutual fund styles is included in the similar investment trust or included in the cluster.

1 はじめに

近年、大量のデータから知識発見、問題解決をすることが重要とされており、データマイニングが注目されている。その手法の一つとしてクラスタリングが存在し、データに対して一定の基準からグループ分けを行いグループごとに特徴や性質を発見することができ、金融商品の分類にも活用されている。

投資信託(ファンド)とは、販売会社を通じて複数の投資家から集めた資金を、資産運用の専門家が株や債権などの金融資産、あるいは不動産などに投資するように指示し、運用成果が投資家それぞれの投資額に応じて分配される仕組みの金融商品である。

ファンドの運用方針はインデックス型とアクティブ型に分けることができる。インデックス型とは株式相場の指標に用いられるインデックス(日経平均株価や東証株価指数など)に連動する運用方針を持つファンドであり、アクティブ型とはインデックスを超過することを目標としているファンドである。ファンドごとに目標としているインデックスは異なり、目標としているインデックスのことをベンチマークという。

ファンドの中には公表している運用方針と実際の運用方針が異なる場合がある。そのため投資家は公表している運用方針と実際の運用方針が一致しているかを

知りたく、運用会社は公表している運用方針と実際の運用方針と一致していることを示すことで投資家から信頼を得ることができる。

そこで本研究では、リターンに基づいてファンドをクラスタリングすることによってファンドのスタイルを分析する方法を提案する。

2 従来研究

米田ら [1] はファンドの全銘柄の投資割合に基づいた投資先類似度を定義し、実際の運用方針に基づくファンドのグループ分けを目的にファンドをクラスタリングする方法を提案した。

米田らの研究では投資先の情報を用いているが、投資先の情報は運用会社しかわからないため実用的ではないという問題がある。さらに、米田らの研究では実際の運用方針に基づくファンドのグループ分けを目的にしているが、米田らの手法を用いて得たクラスは運用方針ではなくベンチマークごとに分かれている。

松井ら [2] はリターンの時系列に基づく動的クラスタリングを用いて投資信託を分析する手法を提案し、TOPIX 連動型インデックス・ファンドを分析した。

松井らの手法は同一ベンチマークのインデックス型投資信託、すなわち、同一の運用方針を取っている投資信託のみを対象としていた。本研究では、この手法

*連絡先: (名古屋工業大学情報工学科犬塚研究室)
(名古屋 市昭和区御器所町)
E-mail:s.soejima.417@nitech.jp

を様々な運用方針の投資信託に適用する方法に拡張し、ファンドのスタイル分析を行う。

3 提案手法

本研究では同一のベンチマークを対象とした、月次リターンの類似度に基づいたファンドのクラスタリングを提案する。月次リターンは3ヶ月の月次リターンデータを3次元データとしてクラスタリングを行う。またクラスタリングは k -means 法を用いる。

米田らの手法では投資先の情報は運用会社しかわからないという問題点があった。そこで本研究では外部から観測可能な月次リターンの時系列データを用いることで従来研究の問題を解決する。

ファンドはベンチマークとしているインデックスを目標としているため、結果的にインデックスに類似したリターンになる。従って、ベンチマークが異なるファンドが混在するデータでクラスタリングした場合、ベンチマークが同じもの同士は運用方針に関わらず、ベンチマークが異なるファンド同士に比べて相対的にリターンが似るためベンチマークごとにクラスタが形成されると考えられる。

本研究ではベンチマークごとにクラスタリングを行うことによりこの問題を解決する。

4 予備実験

本章ではベンチマークが異なるファンドが混在するデータを用いてクラスタリングを行うことにより、ベンチマークが異なるファンドが混在しているデータでは運用方針ごとにクラスタが形成されないことを示す。提案手法とはベンチマークが同一のファンドではないという点以外は同じ手法を用いて実験を行う。

4.1 実験方法

用いたデータは同一の運用会社の国内株式に投資している67のファンドの2015年10月から12月の月次リターンデータである。月次リターンデータを図1に示す。これらのファンドの中には運用方針がインデックス型であるファンドとアクティブ型であるファンドが混在している。またベンチマークとしている指標はTOPIX、日経225、JASDAQなどがある。名前にTOPIXを意味する言葉を含むファンドをTOPIXファンド群と呼ぶ。このファンド群の中には5つのファンドが含まれる。また日経225を意味する言葉を含むファンドを日経225ファンド群とする。このファンド群の中には5つのファンドが含まれる。TOPIXファンド群と日経225

ファンド群に含まれるファンドはいずれもインデックス型のファンドであり、ベンチマークは異なるが運用方針は同じである。

10月、11月、12月の月次リターンを三次元データとして、クラスタリングを行った。分割数は6とした。

4.2 実験結果

結果を図2に示す。TOPIXファンド群を構成する5つのファンドは全て同じクラスタに含まれた。このクラスタは23つのファンドで構成されており、そのうち5つがTOPIXファンド群のファンドである。また日経225ファンド群を構成する5つのファンドはTOPIXファンド群とは異なるクラスタですべて同じクラスタに含まれていた。このクラスタは18のファンドで構成されており、そのうち5つが日経225ファンド群のファンドである。

67のファンドの10月、11月、12月の月次リターンをクラスタの色ごとに分けたものを図3に示す。このように同じクラスタの月次リターンは似たような値動きをしている。

4.3 考察

リターンを用いてクラスタリングをした結果、TOPIXファンド群や日経225ファンド群のようにベンチマークごとにクラスタが形成された。これはファンドごとにベンチマークを目標としているので、ベンチマークとしているインデックスと似たような動きになる。同じベンチマーク同士はインデックス型であろうがアクティブ型であろうが、他の指標をベンチマークとしているファンドに比べて相対的にリターンの値動きが似るため、ベンチマークごとにクラスタが形成されたと考えられる。例えばTOPIXをベンチマークとしているファンドはインデックス型でもアクティブ型でもTOPIXに連動しようとするか、TOPIXを超過しようとする。つまりTOPIXを基準に考えているため、TOPIXの値動きに近づく。また日経225をベンチマークとしているファンドは同様の理由で日経225の値動きに近づく。よってベンチマークが異なるファンドが混在したままクラスタリングを行うと、ベンチマークごとにクラスタが分かると考えられる。

5 実験

予備実験より、ベンチマークが混在したファンド群に対してクラスタリングを行うとベンチマークごとにクラスタが形成されることが確認された。そこで本章ではベンチマークが同じものだけでクラスタリングを

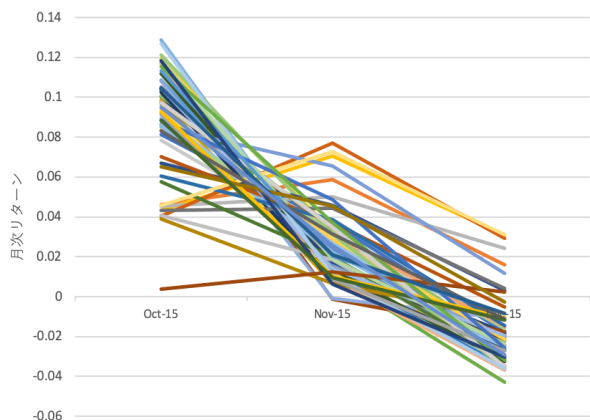


図 1: 67 のファンドの 10 月、11 月、12 月の月次リターン

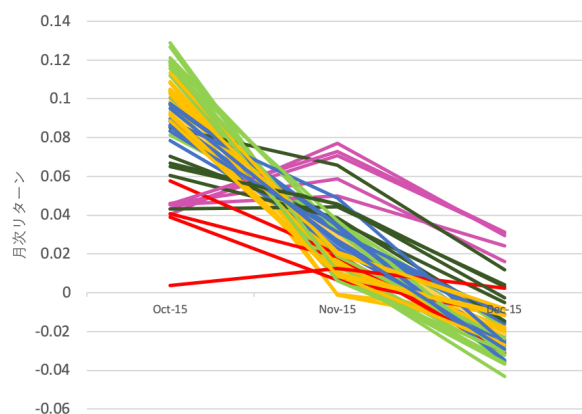
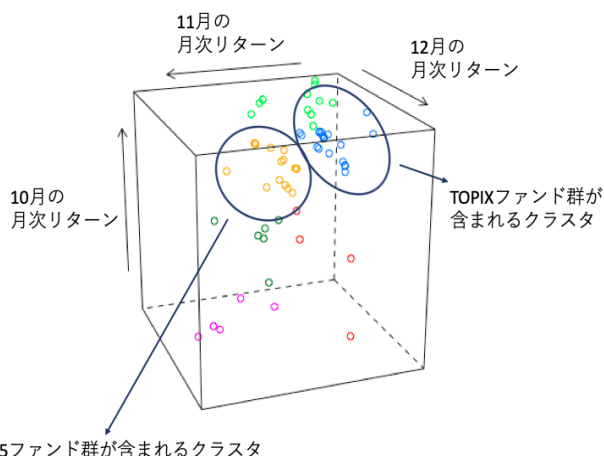


図 3: 67 のファンドの 10 月、11 月、12 月の月次リターンで、色はクラスター番号を表す



日経225ファンド群が含まれるクラスター

図 2: 67 のファンドを用いたクラスタリング結果

行うことにより、運用方針ごとにクラスターが形成されることを示す。

5.1 実験方法

用いたデータはある同一の運用会社であり、目論見書で TOPIX をベンチマークとしている 25 のファンドの 2015 年 10 月から 12 月の月次リターンデータである。月次リターンデータを図 4 に示す。10 月、11 月、12 月の月次リターンを三次元データとして、クラスタリングを行った。分割数は 4 とした。

5.2 実験結果

結果は図 5 のようになった。2 つのファンドで構成されている孤立しているクラスターが確認できた。これ

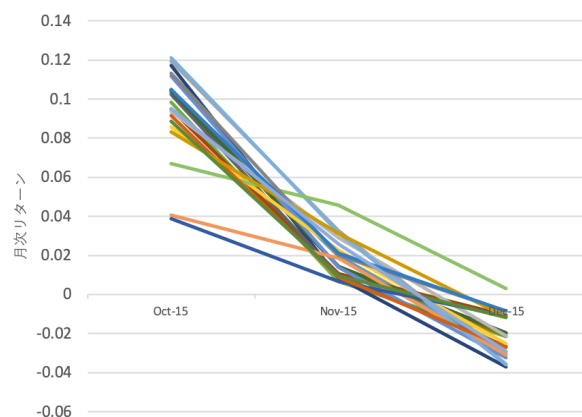


図 4: TOPIX をベンチマークとしている 25 のファンドの 10 月、11 月、12 月の月次リターン

らのファンドは目論見書では運用方針をアクティブとしているファンドであり、ファンド名にアクティブや成長株など運用方針を意味する言葉を明記している。

最も大きな 17 つのファンドで構成されているクラスターには目論見書で運用方針をインデックスとしているファンドが全て含まれた。

25 のファンドの 10 月、11 月、12 月の月次リターンをクラスターの色ごとに分けたものを図 6 に示す。このように同じクラスターの月次リターンは似たような値動きをしている。

5.3 考察

ファンド名にアクティブを意味する言葉や、成長株を意味する言葉を含むファンドは運用方針に偽りがないと考えられる。そのため、これら二つのファンドで構成されているクラスターは運用方針がアクティブであるグループだと考えられる。最も大きな 17 つのファンド

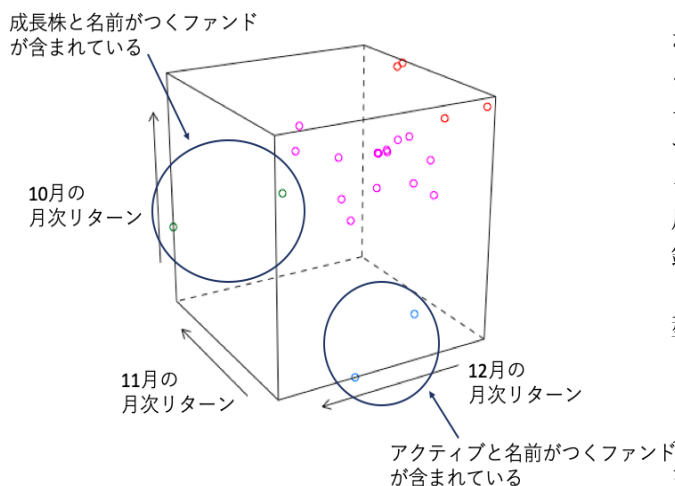


図 5: TOPIX をベンチマークとしている 25 のファンドを用いたクラスタリング結果

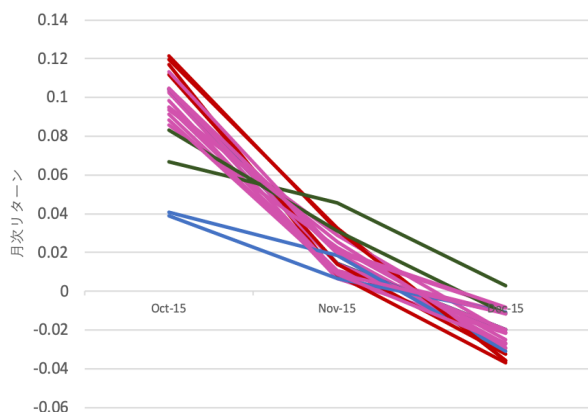


図 6: TOPIX をベンチマークとしている、25 のファンドの 10 月、11 月、12 月の月次リターンで、色はクラスタ番号を表す

で構成されているクラスタの中にはファンド名にインデックスが含まれるファンドが全て含まれていた。つまり最も大きな 17 つのファンドで構成されているこのクラスタは運用方針がインデックス型であるファンドのグループであると考えられる。以上のことより、運用方針ごとにクラスタが形成されていると考えられる。

しかし、インデックス型であると考えられるクラスタの中にも、目論見書ではアクティブとしているファンドが含まれている。これらのファンドは二つの場合が考えられる。一つ目はこの期間中だけインデックス型と同じリターンの値動きになってしまった場合であり、二つ目は本来はインデックス型の運用をしているにもかかわらず、アクティブ型と公表している場合である。これらのファンドは長期間観察することにより、どち

らの場合なのか分類できると考えられる。どの期間においてもインデックス型の運用方針であると考えられるクラスタと同じクラスタに属している場合は、常にインデックス型の値動きと類似していると考えられる。つまり実際はインデックス型であるにもかかわらずアクティブ型と公表している可能性があると考えられる。反対に、他の期間においてはインデックス型の運用方針であると考えられるクラスタと異なるクラスタに属しているファンドは、運用方針に偽りなくアクティブ型の運用をしていると考えられる。

松井らの手法では同一の運用方針を取っているファンドのみを対象としていたが、本研究ではインデックス型とアクティブ型が混在するデータでクラスタリングを行い、運用方針が類似したファンドでクラスタが形成されたと考えられる。

6 まとめ

本研究では、実際の運用方針に基づくファンドのグループ分けを目的として、同一のベンチマークを対象として、月次リターンの類似度に基づいてファンドをクラスタリングする手法を提案した。

従来手法ではベンチマークが異なるファンドが混在したデータでクラスタリングを行っていたが、運用方針ではなく、ベンチマークごとにクラスタが形成された。本研究では、ベンチマークを統一してクラスタリングすることにより、運用方針でクラスタが形成されたことを確認した。

以上のことより、提案手法によって外部から観測できる月次リターンをもちいてクラスタリングした結果、アクティブ型と考えられるファンドが同じクラスタに含まれ、インデックス型と考えられるファンドも全て同じクラスタに含まれたので、運用方針ごとにクラスタが形成されたと考えられる。

参考文献

- [1] 米田一樹, 松井藤五郎, 犬塚信博, 武藤敦子, 森山甲一: 「投資割合を考慮した投資先類似度に基づく投資信託のクラスタリング」, 第 31 回人工知能学会全国大会 2D1-4(2017)
- [2] 松井藤五郎, 米田一樹, 森山甲一, 武藤敦子, 犬塚信博: 「リターン時系列に基づく投資信託の動的クラスタリング」, 第 33 回人工知能学会全国大会 IM4-J-13-04(2019)