

投資信託のクラスタリングによる分散投資の試み

Attempt Diversification by Clustering of Investment Trusts

榊原 拓将^{*1} 松井 藤五郎^{*2} 武藤 敦子^{*1} 犬塚 信博^{*1}
Takumasa Sakakibara Tohgoroh Matsui Atsuko Mutoh Nobuhiro Inuduka

^{*1}名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻

Department of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

^{*2}中部大学

Chubu University

Investing in single or similar financial instruments is dangerous from the viewpoint of risk. In order to realize wide range of investment, make the clustering focuses on stocks companies that Investment Trusts are investing in this study. And I examine a wide range of investment can help to diversification.

1. はじめに

2014年から少額投資非課税制度「NISA（ニーサ）」が始まり投資は我々にとってより身近なものになっていくと考えられる。しかし投資には急激な価格変動や、破綻といったリスクがある。そのため単一の金融商品への投資ではなく、幅広い複数の金融商品に投資することが重要であるが、多くの金融商品一つ一つを把握し管理・運用することは容易なことではない。そこで資産の運用をプロに委託することができる投資信託という金融商品が存在する。

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券などの金融資産、あるいは不動産などに投資するよう指示し、運用成果をリターンとして投資家に分配する金融商品のことである。各ファンドは運用についての方針を持っており、それに従って複数の金融商品へ投資を行う。ファンドは自らが公示した投資方針に従って投資を行うため、投資家は運用方針の決定やリスク管理のためにファンドの性格を把握しておく必要がある。

そこで武田ら [1, 2] はファンドが投資している銘柄について着目しクラスタリングとネットワーク構造を用いてファンドの分析を行った。武田は投資銘柄が類似しているファンドは価格の変動も類似しているという考えから、似通ったファンドを見つけるためクラスタリング手法を用いたが、ファンドの中には他の多くのファンドとは違った銘柄に投資している独自性の高いファンドが存在しそれに対してうまくクラスタリングを行うことができなかった。

そこで本稿では独自性の高いファンドもクラスタリングできる手法としてスペクトラルクラスタリングを用い、各クラスタリング手法でファンドをクラスタリングしリターンの分散についての評価を行う。

本稿では、まず第2章で実験に用いた投資信託のデータとそのネットワークから見られる特徴について述べる。次に、第3章で実験に用いるクラスタリング手法の説明と投資信託に適用したときの各クラスタリングの特徴を密度とネットワーク図から述べる。第4章では実験と評価について述べる。最後に第5章でまとめをおこなう。

連絡先: 榊原拓将, 名古屋工業大学犬塚研究室, 名古屋市昭和区御器所町, 052-735-5050, sakakibara@nous.nitech.ac.jp

ファンドの集合を V_f とした時

$v_i, v_j \in V_f$

ネットワーク: $G = (V, E)$

ノード集合: $V = V_f$

エッジの重み: $w(v_i, v_j) = v_i, v_j$ の間で共通する投資先銘柄数

エッジ集合: $E = \{(v_i, v_j) | w(v_i, v_j) > 0\} \subseteq V_f \times V_f$

図 1: 図 2 のネットワーク定義

2. 投資信託の構造分析

2.1 投資信託データの取得

ファンドについての基本的な情報を得るため、Yahoo!ファイナンスの提供する MORNINGSTAR の投資信託情報の中から、投資割合上位 10 銘柄の公開されている国内株式型投資信託を抽出した。さらに、Python により正規表現を用いて、これらの投資信託の詳細ページの HTML ファイルから実験に用いるデータを抜き出した。このデータには、各ファンドの投資割合上位 10 銘柄の銘柄名、銘柄業種、投資割合、ファンドの純資産や分配金、取引手数料などの情報が含まれている。抽出したファンド総数は 496 であり投資先銘柄総数は 688 個であった。また、これらの 688 銘柄の投資先業種総数は、東京証券取引所の定める 33 業種であった。

2.2 投資信託の構造

ファンドの構造を分析するために各ファンドの投資割合が高い上位 10 銘柄において、「共通する銘柄数を重みとしてファンド間にエッジを張ったネットワーク」を用いる。ファンドを赤の丸で表現し重みをエッジの本数としたネットワークが図 2 である。また、そのネットワークの定義は図 1 である。

このネットワーク図から、中心に集まっている多くのファンドが似通った銘柄に投資していることが分かる。また中心から離れたところに他のファンドとは違う銘柄に投資をしているファンドが確認できる。本稿ではこれを**独自性の高いファンド**と呼び、そうではない多くのファンドと投資先が似通っているファンドについては**独自性の低いファンド**と呼ぶ。

また、銘柄ごとに投資されているファンドの数を調べるとごく少数の銘柄が 100 や 200 を超えるファンドから投資されている一方でほとんどの銘柄については 5 や 10 程度のファンド



図 2: 共通投資銘柄数を重みとしたファンドのネットワーク

からしか投資をされていないことがわかった。

3. クラスタリング手法の特徴

複数のデータの集合をその類似度によっていくつかのグループに分けることをクラスタリングという。本研究ではファンドに対してクラスタリングを行う。そのため同じクラスタ(グループ)に含まれるファンドの投資先は類似したものになると考えられる。そこで k -means 法、ワード法にはファンドの投資先上位 10 銘柄で、投資している銘柄には 1 を投資していない銘柄には 0 を代入した長さ 688 のベクトルに対してクラスタリングを行い、スペクトラルクラスタリングにはファンド間で共通する投資先銘柄数を重みとしたネットワークに対してクラスタリングを行う。

3.1 用いるクラスタリング手法と HITS アルゴリズム

本研究で用いるクラスタリング手法について述べる。

k -means 法

k -means 法は重心をクラスタの代表点とし、

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} (dist(x, c_i))^2$$

の評価関数を最小化する。ここで k は分割数、 x は対象、 C はクラスタ、 c はクラスタの重心であり、 $dist(x, y)$ は x と y のユークリッド距離である。最適解の探索は対象のクラスタへの割り当てと代表点の再計算を交互に繰り返して行う。この手法は山登り法で、局所最適解しか求められないため、ランダムに初期値を変更して、評価関数を最小にする結果を選択する。

階層的クラスタリング(ワード法)

階層的クラスタリングは 1 個の対象だけを含む N 個のクラスタがある初期状態から、クラスタ間の距離に基づき、クラスタが 1 つになるまで最も距離の近い 2 つのクラスタを逐次的に併合していくクラスタリング手法であり、ワード法 [6] は、各対象から、その対象を含むクラスタの重心までの距離の二乗の総和を最小化するようにクラスタを併合していく階層的クラスタリングの手法の一つである。距離については対象間のユークリッド距離を求めて適用する。

入力:類似度行列 W , 分割数 k

出力:各対象が分割されたクラスタ C_1, \dots, C_k

1. W から $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$ となる対角行列 D を作る
2. W, D から $L = I - D^{-1/2}WD^{-1/2}$ となるラプラシアン行列 L を作る
3. L の固有値, 固有ベクトルを計算し固有値の値が小さい固有ベクトルを k 個列に並べた行列 U を作る
4. U に対して k -means 法を行いクラスタ C を割り当てる

図 3: スペクトラルクラスタリングのアルゴリズム

スペクトラルクラスタリング

スペクトラルクラスタリング [3, 4, 5] ではグラフ分割の問題としてクラスタリングを行う。この手法は属性ベクトルを与えクラスタリングをしていた先述の手法とは違いグラフを与える必要がある。このグラフの同じクラスタで構成されたサブグラフ内は密であり、異なるクラスタで構成されたサブグラフ間は疎であるようなクラスタリングを行う。そこでサブグラフに分割する時にかかるコスト(分割するときに取り除くエッジの重みの総和)を最小とする最適解が固有値問題の解に対応することを利用したのがスペクトラルクラスタリングである。グラフの類似度行列から作られるラプラシアン行列の固有値を解くことでグラフの特徴を保持したまま低次元でのクラスタリングを行うことができ、 k -means 法の欠点である初期値に大きく依存し局所最適解に陥るといったことが少ない。

図 1 から類似度行列 W は

$$W_{ij} = w(v_i, v_j)$$

となる。ここで v はファンド、 $w(v_i, v_j)$ は v_i と v_j で共通する銘柄の数である。スペクトラルクラスタリングのアルゴリズムを表 3 に示す。

HITS アルゴリズム

HITS アルゴリズム [7] とは、被参照度 (authority スコア) と、評価の高い Web ページへの参照度 (hub スコア) から、重要性の高い Web ページを抽出する際に用いられるアルゴリズムである。被リンクは評価を受けていることを示し、発リンクはほかを評価していることを示すという考えに基づき、多くのリンクを受ける Web ページが重要な Web ページであるのと同様に、あるテーマに対して重要な Web ページに数多くリンクを張る Web ページもまたそのテーマの重要な情報源であると考えられる。このスコアリング手法を導入することで、単にキーワードに対しての適合度が高いだけのページではなく、多くの人間から実際に高く評価されている Web ページを高くスコアリングすることが可能となる。

3.2 密度における各クラスタリングの特徴

各手法でクラスタリングを行いその密度を調べるとある特徴が見て取れる。ネットワークにおける密度とはノード間にどれだけエッジが張られているのかを測る指標である。

ノード数が n , エッジの重みの総和が m である時

$$\text{ネットワークの密度} = \frac{m}{n(n-1)/2}$$

表 1: クラスタ内の密度

クラスタ数	クラスタ手法	平均密度	最小密度 (ファンド数)
5	<i>k</i> -means 法	4.538	0.297(188)
10	<i>k</i> -means 法	4.4721	0.200(118)
30	<i>k</i> -means 法	4.117	0.153(65)
5	ウォード法	6.187	0.415(217)
10	ウォード法	5.941	0.250(117)
30	ウォード法	6.419	0.204(101)
5	スペクトラル	2.160	0.255(52)
10	スペクトラル	2.869	0.444(9)
30	スペクトラル	3.112	0.963(11)

と定義される。各手法でクラスタリングを行い同じクラスタ番号のファンドで構成された図 2 のネットワークの平均密度、最小密度、そして最小密度であったクラスタに含まれるファンド数をまとめたものが表 1 である。表を見ると、どのクラスタリング手法にも平均より密度がはるかに小さいクラスタが存在していることがわかる。またそのクラスタに含まれるファンドの数も少なくなかった。例えばクラスタ数 30 の時、各クラスタに含まれる平均のファンド数は約 16(総ファンド数は 496) であるが、*k*-means 法とウォード法でクラスタリングされた密度が最小のクラスタに含まれるファンド数は平均よりはるかに多いことがわかる。スペクトラルクラスタリングでは平均密度は小さくなっているが、最小密度はクラスタ数を増やすほど大きくなっており、そのクラスタに含まれるファンド数も多くなることがわかる。

図 4 は *k*-means 法でクラスタリングし、クラスタ番号ごとにノード (ファンド) を色分けしたネットワークである。これを見ると中心に集まっている (投資銘柄が似通っている) ファンドが 4 つにクラスタリングされ、その周りの独自性の高いファンドが 1 つのクラスタで赤色に色分けされているのが分かる。この赤いファンド群が最も密度が低いクラスタであり、クラスタ数を増やしてクラスタリングしていても中心だけが細分化され独自性の高いファンド群をうまく分けられていないことがわかる。武田はこの問題を解決するために HITS アルゴリズムを用いて独自性の高いファンドを取り除いたあとで *k*-means 法でクラスタリングする「HITS アルゴリズム + *k*-means 法」を提案している。

図 5 はスペクトラルクラスタリングで 5 つにクラスタリングを行いクラスタ番号ごとに色分けをしたネットワークである。*k*-means 法と比べると中からではなく外側から分割されているのがわかる。

3.3 ポートフォリオにおける各クラスタリングの特徴

各クラスタリング手法が幅広い銘柄への投資に役立っているかをポートフォリオを用いて確認する。

ポートフォリオとは投資した金融商品の組み合わせである。ここではファンドの組み合わせとしてポートフォリオを構成する。各クラスタリング手法を用いてファンドを *k* 個のクラスタに分割し、各クラスタからランダムに一つずつ取り出した *k* 個のファンドでポートフォリオを構成し、ポートフォリオが投資している重複しない投資先銘柄数を調べる。各クラスタ内のファンドは類似したものがまとめられているため、異なるクラスタから取り出したファンドで構成されたポートフォリオのファンド群は幅広い銘柄に対して投資ができていると考えられる。

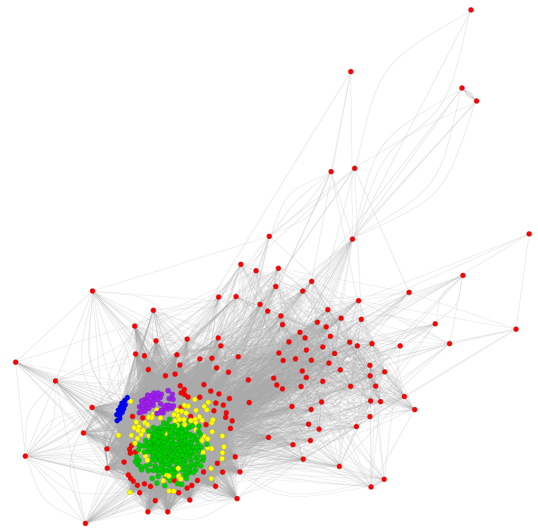


図 4: *k*-means 法:クラスタ数 5

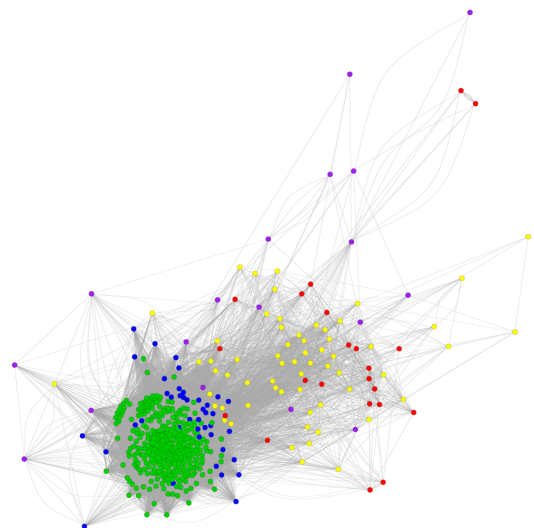


図 5: スペクトラルクラスタリング:クラスタ数 5

図 6 はを各クラスタリング手法と武田が提案した「HITS アルゴリズム + *k*-means 法」でクラスタ数 (5,10,20,30,50) ごとにポートフォリオ内のファンドが投資している重複しない銘柄数の数を比較したものである。ただし「HITS アルゴリズム + *k*-means 法」は予め取り除く独自性の高いファンドの数が全体の 5 分の 1 程度であったため、独自性の高いファンドからランダムに取り出した *k*/5 個のファンドと、独自性の高くないファンド群を *k*-means 法で $4k/5$ 個にクラスタリングし各クラスタからランダムに取り出した $4k/5$ 個のファンドとで *k* 個のファンドからなるポートフォリオの作成する。

銘柄数が多いほど、限られたファンド数で幅広い銘柄への投資ができていることを表している。これを見るとスペクトラルクラスタリングが最も多くの銘柄に投資が行えることがわかる。

4. 実験と評価

本校での実験の目的は幅広い銘柄への投資が分散投資に利用できるかを調べることである。前章と同じく、ファンドの投

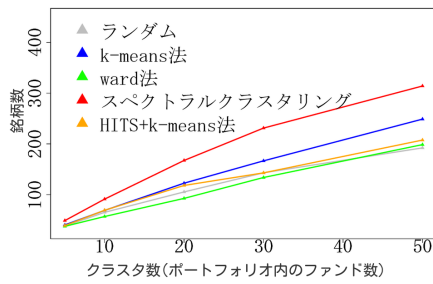


図 6: ポートフォリオの銘柄数

資割合が高い上位 10 銘柄のデータを用いてクラスタリングを行い各クラスタから一つずつ取り出したファンドで構成されたポートフォリオについて実験を行う。用いるクラスタリング手法には前章で最も幅広い銘柄への投資が行っていたスペクトラルクラスタリングと次によい結果であった *k-means* 法を用いる。また各クラスタから一つファンドを取り出すにはクラスタ内でランダムに選ぶ場合と、投資した時点での 6ヶ月リターン (2013 年 10 月に投資したとする場合は 2013 年 4 月-2013 年 9 月) が最も高いファンドを選ぶ場合を考える。ただしリターンデータの取得日時点で継続していないファンド、データ取得時点で設立後 6ヶ月も経っていないファンドのデータは用いることができないため実際に用いたファンド数は 323 である。作成したポートフォリオ内の各ファンドに投資し 6ヶ月保有したと考え、その時の 6ヶ月リターンの分散と平均について評価を行う。

クラスタリングを行わずにランダムに選んだ「ランダム」とリターンの情報のみで選んだ「リターン」、*k-means* 法でクラスタリングしクラスタ内からランダムにファンドを選んだ「*k-means* 法ランダム」とリターンの情報も用いて選んだ「*k-means* 法リターン」、同様にスペクトラルクラスタリングを行った後でランダムとリターンでファンドを選んだ「スペクトラルランダム」と「スペクトラルリターン」の 6 つの手法で投資したときの 6ヶ月間の分散と幾何平均をクラスタ数ごとに計算する。実験はファンド数 200 でランダムサンプリングを行い、30 回試行したときの平均をとる。

2012 年 10 月に投資した場合のリターンの分散が図 7、リターンの平均が図 8 である。リターンのみで選んだものと比べてクラスタリングによって分散が小さくなっていることがわかる。

2013 年 10 月に投資した場合のリターンの分散が図 9、リターンの平均が図 10 である。スペクトラルクラスタリングで分割しランダムにファンドを選んだポートフォリオが最も分散が小さく、リターンの平均も高い。ランダムのみで選んだものはクラスタ数が増えてもほとんど分散が低下しない。

そして図 11 は投資先銘柄の情報に 2012 年 10 月のデータを用いてクラスタリングをし 2013 年 10 月に投資した場合のリターン分散を表したものである。図 9 と比べてもあまり変化がないことがわかる。ここからデータ取得月から 1 年間は投資先銘柄のデータは同じものを使用しても実際のものに類似した結果が得られると考えられる。2012 年 10 月のデータを用いて 2012 年 10~2013 年 07、2013 年 10 月のデータを用いて 2013 年 10 月~2014 年 1 月のリターン分散が図 12 とリターン平均が図 13 である (ポートフォリオ内のファンド数は 5 で

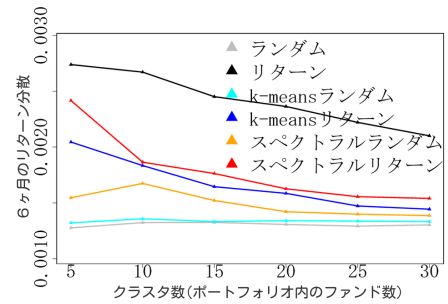


図 7: ポートフォリオのリターン分散 (2012 年 10 月)

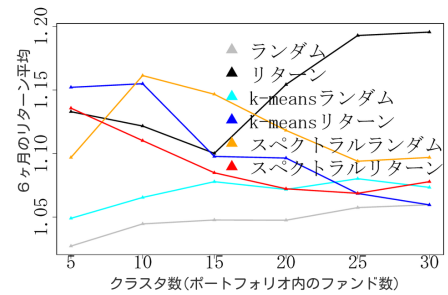


図 8: ポートフォリオのリターン平均 (2012 年 10 月)

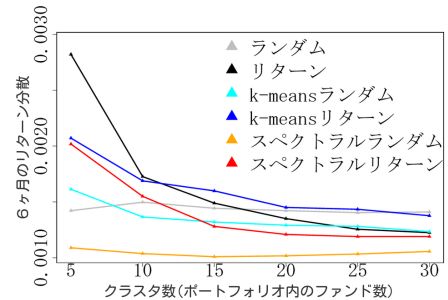


図 9: ポートフォリオのリターン分散 (2013 年 10 月)

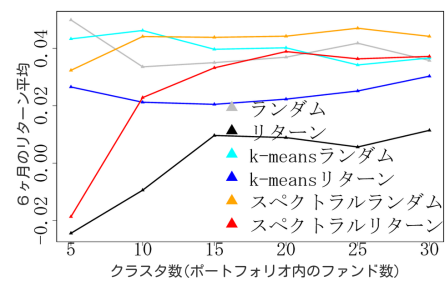


図 10: ポートフォリオのリターン平均 (2013 年 10 月)

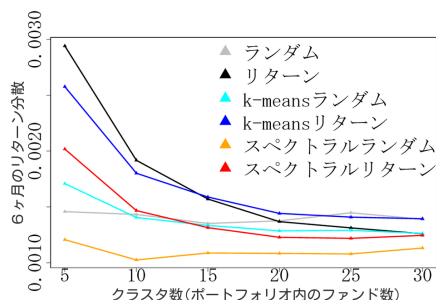


図 11: 2012 年のデータによるリターン分散 (2013 年 10 月)

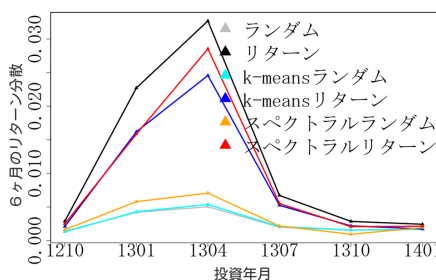


図 12: ポートフォリオのリターン分散 (2012 年 10 月～2014 年 1 月)

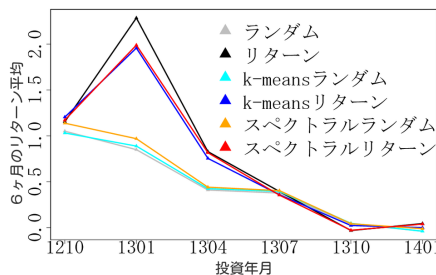


図 13: ポートフォリオのリターン平均 (2012 年 10 月～2014 年 1 月)

固定)。これを見ると常にリターンのみで選んだ場合が最も分散が高いが、2013 年 1 月を除くと平均はクラスタリング後にリターンに基づいて選んだものとあまり変わらない。

5. まとめ

本稿では幅広い銘柄への投資が分散投資に役立つと考え、投資している銘柄の情報を用いてクラスタリングを行った。第 3 章からスペクトラルクラスタリング、次いで k -means 法が幅広い銘柄への投資に役立つことがわかる。これらのクラスタリング手法を用いファンドをクラスタリングし各クラスタ内のファンドを取り出して構成したポートフォリオについて 6ヶ月間のリターンの分散を調べた。結果クラスタリングを行ったものがリターンのみで選んだ場合と比べ分散は低いものとなった。また、過去 6ヶ月リターンがよいファンドが必ずしもその後のリターンのよさにつながっていないことがわかる。スペクトラルクラスタリングを行ったあとでランダムにファンドを選んだポートフォリオは 2013 年 10 月においては分散は低く、

平均も高い結果となったがそれ以外ではそれほどよい結果は得られなかった。2012 年 10 月からしばらくの期間はいわゆるアベノミクスへの期待からリターンの平均がすこぶるよい状態であったことも考慮する必要がある。

今後の課題としてはまずデータの不足があげられる。今回用いたデータは 2012 年 10 月と 2013 年 10 月のデータのみであったためそれ以外の期間については、ファンドの投資先銘柄は一年以内のデータならば過去のものを使用しても類似した結果が得られると考え実験した。それについて実際のデータを使った場合と異なる点があるのか調べることができていない。またスペクトラルクラスタリングを用いれば少ないファンド数で幅広い銘柄への投資が可能であるが銘柄間の類似度を考慮していないことも今後の課題としてあげられる。

参考文献

- [1] 武田祐太, 松井藤五郎, 犬塚信博, 「投資信託と銘柄のネットワーク構造に基づいた投資信託の分類」, 第 75 回情報処理学会全国大会, 5M-9 (2013)
- [2] 松井藤五郎, 武田祐太, 犬塚信博, 「ネットワーク構造分析を用いた投資信託の分析」, 第 10 回人工知能学会ファイナンスにおける人工知能応用研究会 (SIG-FIN), SIG-FIN-010-09, pp. 49-54 (2013)
- [3] U. von Luxburg, "A tutorial on spectral clustering", Stat. Comp. Vol. 17, Issue 4, 395-416 (2007)
- [4] Alexandros Karatzoglou, Alex Smola, Kurt Hornik, Achim Zeileis, "kernlab -An S4 Package for Kernel Methods in R"
- [5] Jianbo Shi and Jitendra Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation", IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 22, NO. 8, AUGUST 2000
- [6] 神鷲 敏弘, データマイニング分野のクラスタリング手法 (1), 人工知能学会誌, pp.59-65, (2003)
- [7] Jon Kleinberg, "Authoritative sources in a hyper-linked environment", ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, pp.668-677 (1998)

付録

実験で用いたファンド (全 323) に対してスペクトラルクラスタリングを行った時のクラスタ内のファンドを記す。クラスタ内のファンドは純資産で降順に並べる。

クラスタ 1(ファンド数 272) ※ 120 以降省略

フィデリティ・日本成長株・ファンド
 さわかみファンド
 MHAM 株式インデックスファンド 225
 日経 225 ノーロードオープン
 三菱 UFJ インデックス 225 オープン
 トヨタグループ株式ファンド
 フィデリティ・ジャパン・オープン
 ニッセイ日経 225 インデックスファンド
 フィデリティ・日本配当成長株 F(分配重視型)
 ニッセイ日本株ファンド
 日本株厳選ファンド・ブラジルリアルコース
 りそな・日経 225 オープン
 しんきんインデックスファンド 225
 みずほ好配当日本株オープン
 アクティブ・ニッポン『愛称:武蔵』
 JATOPIX オープン
 DIAM 割安日本株ファンド
 三井住友・225 オープン

大和ストックインデックス 225 ファンド
キャピタル日本株式ファンド
エス・ビー・日本株オープン 225
日本好配当株オープン
三菱 UFJ 日本株アクティブ・ファンド 『愛称:凄腕』
ニッセイ日本勝ち組ファンド
トビックス・インデックスファンド
日興中小型グロース・ファンド
積立て株式ファンド 『愛称:MIP[MonthlyInvestmentPlan]』
BR 日本小型株オープン
損保ジャパン・グリーン・オープン 『愛称:ぶなの森』
三井住友・日本株オープン
大和住銀日本バリュー株ファンド 『愛称:黒潮』
新世代成長株ファンド 『愛称:ダイワ大輔』
フィデリティ・日本配当成長株投信
SRI・ジャパン・オープン 『愛称:グッドカンパニー』
アムンディ・日経平均オープン
ひふみプラス
ひふみ投信
ニッセイ日本勝ち組ファンド (3 カ月決算型)
日本株式インデックス・オープン
割安株ジャパン・オープン
GS 日本株式インデックス・プラス
ハイブリッド・セレクション
ニッセイ TOPIX オープン
三菱 UFJ 日本株グロースオープン 『愛称:ステージ 21』
日本株厳選ファンド・豪ドルコース
東海 3 県ファンド
年金積立インデックスファンド TOPIX 『愛称:DCTOPIX』
ありがとうファンド 『愛称:ファンドの宝宝箱』
結い 2101
日本割安株オープン 『愛称:ザ・バリューオープン』
フィデリティ・中小型株・オープン
フィデリティ・日本優良株・ファンド
日経 225 インデックスファンド
ダイヤセレクト日本株オープン
MHAMTOPIX オープン
農中日経 225 オープン
マイ・インデックス・オープン 225
eMAXIS 日経 225 インデックス
ニッポン応援 FVol.4(高配当株)
eMAXISTOPIX インデックス
GS 日本株・プラス (通貨分散コース)
しんきん好配当利回り株ファンド
GS・日本株ファンド (自動けいぞく) 『愛称:牛若丸 (自動けいぞく)』
(夢楽章) 日経平均オープン
MHAM 日本成長株オープン
J・エクイティ 『愛称:K2000』
年金積立 J グロース 『愛称:DCJ グロース』
アバディーン・ジャパン・オープン 『愛称:メガトレンド』
ビクテ日本ナンバーワン・ファンド (毎月) 『愛称:NO.1』
システム・オープン
日興アクティブ・ダイナミクス 『愛称:投資力学』
IBJITM ジャパン・セレクション
SMTTOPIX インデックス・オープン
シュローダー日本ファンド
ファンド“メガ・テック”
リサーチ・アクティブ・オープン
DIAM 成長株オープン 『愛称:出世株』
新光ジャパンオープン II
BR 日本株式オープン
日本株オープン新潮流
ちゅうぎん日経 225 インデックスファンド
日本株厳選ファンド・アジア 3 通貨コース
野村インデックス F・日経 225 『愛称:Funds-i 日経 225』
ING・日本株式オープン 『愛称:ガリオン・ファンド』
M & A フォーカス・ファンド
ジャパン・アグレッシブ・グロース
MHAM キャピタル・グロース・オープン 『愛称:ザ・ベスト・マネジャー』
GS 日本小型株ファンド
三井住友・日経 225 オープン
日本株配当オープン 『愛称:四季の実り』
日本株式 SRI ファンド
アバディーン日本成長株ファンド
ニュー配当利回り株オープン 『愛称:配当物語』
スパークス・ジャパン・スモール・キャップ F 『愛称:ライジング・サン』
三井住友・株式アナライザー・オープン
BR・アクティブ・ジャパン
野村バリュー・フォーカス・ジャパン
シナプス
(フィデリティSF) テクノロジー
日本株 225・米ドルコース

しんきんトビックスオープン
技術フォーカスオープン 『愛称:光る知財』
ジャパン・グロース・ファンド 『愛称:得意技』
インベスコ日本株式フォーカス・アルファ 『愛称:プラスアングル』
朝日ライフリサーチ日本株オープン 『愛称:オールジャパン E』
損保ジャパン日本株ファンド
大和住銀日本グロース株ファンド 『愛称:海のくに』
日本株厳選ファンド・円コース
コア 30 インデックス
三井住友・配当フォーカスオープン
アクティブバリューオープン 『愛称:アクシア』
日本バリュースターオープン 『愛称:経営進化論』
スパークス・ジャパン・オープン
PB 日本株オープン 『愛称:ビューティフルジャパン』
ニッセイ日本復興関連株式ファンド 『愛称:復興の鼓動』
りそな・バリュー&グロース
好配当優良株ジャパン・オープン
大同リサーチ&アクティブオープン 『愛称:RAO(らお)』
GS・日本株ファンド 『愛称:牛若丸』
日興アクティブバリュー

クラスタ 2(ファンド数 34)

JPM 中小型株オープン
フィデリティ・日本小型株・ファンド
日本新興株オープン
JF 中小型株・アクティブ・オープン
東日本復興応援株式ファンド 『愛称:ニッポンの絆』
新成長株ファンド 『愛称:グローイング・カバース』
中部経済圏株式ファンド 『愛称:ゲンキ・中部』
大和住銀日本小型株ファンド
中小型成長株ファンド-ネクストジャパン- 『愛称:jnext』
アバディーン日本小型株ファンド
中小型株式オープン 『愛称:投資満々』
コモンズ 30 ファンド
いちよし・インベスコ中小型成長株オープン
DIAM 新興市場日本株ファンド
インベスコ・ジャパン・ニューフロンティア
朝日ライフ SRI 社会貢献ファンド 『愛称:あすのはね』
SBI 中小型割安成長株ファンド 『愛称:jrevive』
りそな・小型株ファンド
インベスコ・ニッポン新興成長株ファンド
グローイング・エンジェル
ドイチュ・ジャパン・グロース・オープン 『愛称:咸臨丸』
JPM 店頭株オープン'96
エンジェル・ファンド
JASDAQ オープン
いちよし公開ベンチャー・ファンド
JPM ジャパン・テクノロジー・ファンド
(ネット証券専用) 新興市場日本株リアル型
JASDAQ-TOP20 指数ファンド
いちよしグロース 1
JF 日本中小型株ファンド
スーパー小型株ポートフォリオ
ジャパニーズ・ドリーム・オープン
三井住友・げんきシニアライフ・オープン
JF 中小型株・アクティブ・P

クラスタ 3(ファンド数 10)

JPM ザ・ジャパン
成長株ジャパン・オープン
JF ジャパン・デイスカバリー・ファンド
シンプレクス・ジャパン・バリューアップ F
インベスコ店頭・成長株オープン
日興ターゲット・ジャパン・ファンド
インベスコジャパン・グロース・ファンド
インベスコジャパン・エンタープライズ
アムンディ・ターゲット・ジャパン・ファンド
JPM ザ・ジャパン (3 カ月決算型)

クラスタ 4(ファンド数 5)

野村リアルグロース・オープン
小型株ファンド 『愛称:グローイング・アップ』
SBI 小型成長株ファンドジェイクール 『愛称:jcool』
スーパーグロース小型株オープン
エース新小型成長株オープン 『愛称:グランドスラム・ジャパン』

クラスタ 5(ファンド数 2)

新日鉄住金グループ株式オープン
(セクター 10)D 鉄鋼、造船等
