



応募区分	大学
チーム ID	SL900898
チーム名	海の掃除屋
学校名	関西学院大学 総合政策学部
学年	3年生
リーダー	徳山 英明
メンバー	砂金 真依 奥谷 樹乃
指導教員	亀田 啓悟

【基礎学習（必須）】

*別添の学習ガイドブックをチーム全員がしっかり読んだ上で、必ず、すべての設問に解答してください

- 1 私たちが日常生活の中で消費している商品は、大きく分けて（財）と（サービス）の2種類がある。
- 2 経済活動に関する次の説明文のうち、誤っているものは？（d）
 - a. 経済活動を行う主な主体には、「家計」、「企業」、「政府」がある。
 - b. 道路のように不特定多数の人々が利用する財やサービスのことを「公共財」という。
 - c. 分業が発達した社会では、自給自足の生活に比べて生産効率が高まる。
 - d. 「現金通貨」には普通預金や定期預金などの銀行口座の残高も含まれる。
- 3 成年年齢の引き下げに関する次の説明文のうち、正しいものは？（c）
 - a. 成年年齢の18歳への引き下げは、選挙権年齢の引き下げと同時に行われた。
 - b. 法律上では、親にはもともと子供の財産を管理する権限はなかった。
 - c. 親の同意なしで、携帯電話の契約を結んだり、高額商品を買うためのローンを組んだりできるようになる。
 - d. 成年年齢引き下げ後も、18歳・19歳の人に限り、いったん結んだ契約を取り消すことができる。
- 4 日本の高齢化率（総人口に占める65歳以上人口の割合）が30%を超えるのは、現在の推計では（2025）年頃と予測されている。
- 5 政府では、一人ひとりの意思や能力、個々の事情などに応じて柔軟な働き方を選択できる社会を目指す（働き方改革）を進めている。
- 6 外国人労働者の新しい在留資格として（特定技能）が2019年4月から設けられ、建設、介護、宿泊など国内で十分な人材確保が難しい特定の分野で、外国人材の受け入れが可能となった。
- 7 グローバル化の進展に関する次の説明文のうち、正しいものは？（b）
 - a. 先進国の企業が発展途上国に工場を建設した場合、途上国側にとっては雇用の創出以外にはメリットがない。
 - b. 国内にある生産拠点の海外移転により地域経済が衰退する「空洞化」の問題が懸念されている。
 - c. 貿易が自由化され、安い輸入品が国内に入ってくることは、消費者にとっても国内の生産者にとってもメリットになる。
 - d. 「経済連携協定（EPA）」は「自由貿易協定（FTA）」よりも規定する分野が限られる。
- 8 「持続可能な開発目標（SDGs）」の17の目標のうち、今回、グループで設定した投資テーマと特に関連が深

い目標を挙げ（3つ以内）、その主な理由を記述してください。

関連の深いSDGsの目標	その主な理由
つくる責任 つかう責任	プラスチックごみ問題をはじめとしたさまざまな廃棄物問題に意識をもって取り組む必要があると考えているため。
海の豊かさを守ろう	私たちは、生命の源である海の保全が喫緊の課題であると考えているため。
パートナーシップで目標を達成しよう	個の力では限界があり、他者との協力なしでは大きな目標を達成するのは困難であると考えているため。

- 9 GDP（国内総生産）に関する次の説明文のうち、誤っているものは？（b）
- GDPとは、一定期間に国内で生産したモノやサービスの付加価値の合計額をさす。
 - GDPとは、一定期間に国民全体として生産したモノやサービスの付加価値の合計額をさす。
 - GDPには名目GDPと実質GDPとがあり、その違いは物価の変動分を考慮するかどうかにある。
 - 人口減少などでGDPが減少しても、一人あたりのGDPを増加することができれば、私たちの所得を増やすことにつながる。
- 10 お金を貸し借りする「金融」の形態には、借手が貸し手から直接お金を融通してもらう株式や債券などの（**直接金融**）と、銀行などの金融機関が仲介して貸し手と借手を間接的に結びつける（**間接金融**）がある。
- 11 日本銀行が金融政策を行う目的は、（**物価の安定**）を図り、（**金融システムの安定**）に貢献することにある。
- 12 株式を所有することで得られる金銭的な利益としては、インカムゲインと呼ばれる（**配当**）と、キャピタルゲインと呼ばれる（**売買差益**）がある。
- 13 株式を購入することは、その企業を資金面で応援することであり、株式投資は（**資産運用**）の一つの方法といえる。
- 14 投資のリスクに関する次の説明文のうち、正しいものは？（d）
- 銀行預金などの安全性の高い金融商品は、一般に株式投資に比べて収益性が高い。
 - 株式をはじめとする金融商品のリスクとしては、価格変動、金利変動、信用リスクなどの国内的な要因だけを考えておけばよい。
 - 安全性が高く収益性の高いローリスク・ハイリターン金融商品を勧められたら、無理をしてでも購入しておく方がよい。
 - 投資に関わるリスクを減らす方法には、投資先を分散させることや、時間を分散して投資することなどがある。

要旨

近年、アジアをはじめとする発展途上国が急速に経済成長している。それにより、地球上に膨大な廃棄物が発生し、海に流出するプラスチックごみが問題になっている。しかし、日本はその多くを海外に輸出しているにも関わらず、諸外国に比べこの問題に対する対処が鈍い。そして、日本の場合、不法投棄など社会的システムによるところは少なく、主な原因は企業の生産量の多さにある。そこで私たちは、海洋プラスチック問題の解決に寄与している日本の企業に投資することにした。

具体的な手順は以下の通りである。まず、私たちは海洋プラスチック問題の解決に向けて取り組みを行っている企業を選出した。そして、それらの企業に対し、定量データを用いた主成分分析、機械学習による株価予測、株式価値評価といった3段階のスクリーニングを行うことで、より高いパフォーマンスを行う企業を選定した。これにより、本ファンドは海洋プラスチック問題の解決に寄与するという社会貢献をなすファンドでありながら、ファンド本来の目的である、利益を得るということを重視したものとなっている。また、近年、世界的にESG投資の市場が大きくなってきていることから、本ファンドには将来性があると言える。

目次

- 1章 テーマ決定
 - 1.1 海洋プラスチック問題とは
 - 1.2 海洋プラスチック問題をテーマした理由
 - 1.3 社会貢献を目的としたファンドで利益を出すことが出来るのか
 - 2章 投資先企業の決定
 - 2.1 スクリーニングの流れ
 - 2.2 第一スクリーニング
 - 2.3 第二スクリーニング
 - 2.4 第三スクリーニング
 - 3章 本ファンドの魅力
 - 4章 投資割合の決定
 - 4.1 ポートフォリオの最適化
 - 5章 ポートフォリオ分析
 - 5.1 リターン分析
 - 5.2 運用効率分析
 - 6章 まとめ
 - 7章 課外活動
 - 8章 コンテストからの学び
- 参考文献

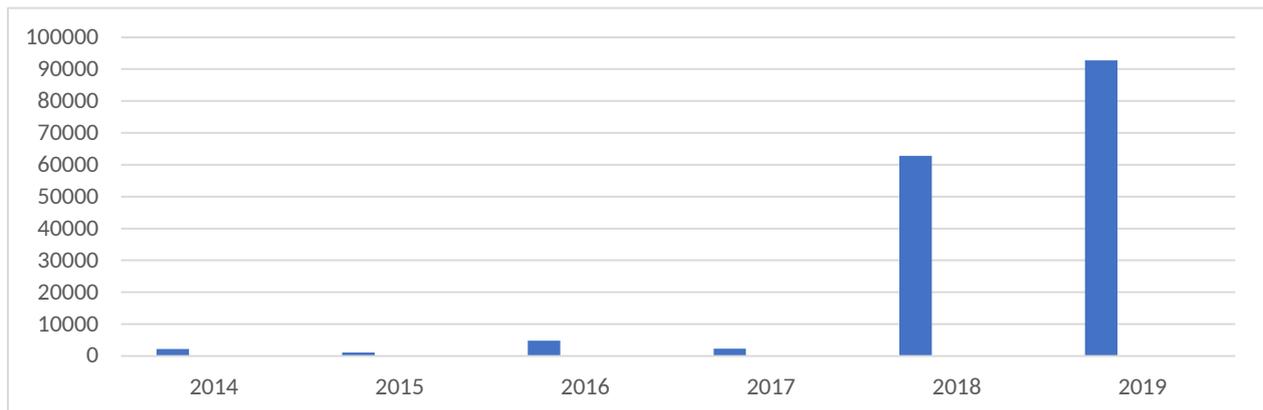
1章 テーマ決定

1.1 海洋プラスチック問題とは

現在、世界は地球温暖化や気候変動、森林減少に代表されるような世界規模の環境問題を数多く抱えている。その中でも、最近特に注目を集めているのが「**海洋プラスチック問題**」である。日本では、2018年のG7サミットをきっかけに、この問題に関する報道量は急増した。日経各紙における海洋プラスチックに関する2018年・2019年の報道量(記事の総文字数)はともに、過去5年分の30倍以上となっている(図1)。

海洋プラスチック問題とは、**人間の生産活動によって海に流出したプラスチックごみが生態系や経済活動に与える悪影響を危惧するものである**。Gall&Thompson(2015)²によると、海洋ごみにより少なくとも約700種もの生物が負傷および死に至っており、このうち実に92%が、プラ袋を餌と間違えて摂取するなどといった、プラスチックによるものである。また、紫外線や波の影響により5mm以下のサイズになった**マイクロプラスチックゴミが、鳥や魚、貝などの体内のみに留まらず、人間の体内からも見つかった**ということも報告された³。マイクロプラスチックは、それへの添加剤であるポリ臭素化ジフェニルエーテルや、海を浮遊する中でそれに吸着した化学物質などにより、**人間に健康被害をもたらす可能性がある**とされている。実際、高田他(2016)⁴では、魚を食べている海鳥の体内にマイクロプラスチックが原因となる有害物質が蓄積していることが明らかになっている。さらに、経済協力開発機構(OECD)⁵は、海洋プラスチックによる生態系への打撃や漁業や観光業への悪影響などの**経済的コストを推計し、その額は年間130億ドル(1兆4300億円)に達すると警鐘を鳴らしている**。

図1 日経各紙における海洋プラスチック問題についての報道量



(出所)日経テレコン21より作成

1.2 海洋プラスチック問題をテーマにした理由

¹ 日本経済新聞朝刊, 日本経済新聞夕刊, 日経産業新聞, 日経MJ, 日経金融新聞, 日経地方経済面, 日経プラスワン, 日経マガジン

² Gall&Thompson, 「The impact of debris on marine life」, Marine Pollution Bulletin, 2015, Volume92, Issues1-2, Page170-179

³ NATIONAL GEOGRAPHIC, 「人体にマイクロプラスチック、初の報告」, (<https://natgeo.nikkeibp.co.jp/atcl/news/18/102400459/>) (2019年10月3日取得)

⁴ 高田秀重・田中厚資・山下麗, 「Marine Plastics Pollution」, 日本生態学会誌, 2016, 66巻1号, Page51-p68

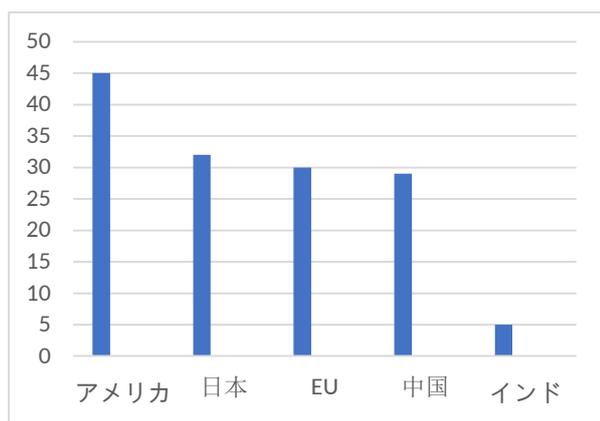
⁵ 国際協力開発機構, 「APEC Marine Resources Conservation Working Group」, 2009. (2019年12月5日取得)

世界はこの問題の解決に向けて確実に動き出している。2015年には、世界の掲げる持続可能な開発目標(SDGs)の1つに「海の豊かさを守る」ことが明記された。先進国である欧州では、プラスチックごみ削減に向けた新目標を、2018年に「プラスチック戦略」として打ち出した。アジア諸国では、2018年に中国がプラスチックごみの原則輸入禁止、タイが電子廃棄物や廃プラスチックの輸入制限を強化すると発表した。このように、60以上の国や地域がプラスチックの使用削減に動いていると国際連合環境計画(UNEP)は報告している⁶。

しかし、こうした世界の動きに比べ、**日本政府の対応は鈍い**。その証拠に、2018年のG7サミットで提案された「プラスチック憲章」に対し、日本と米国は署名を拒否した。しかし、署名を拒否した米国でも、マイクロビーズ(直径0.5ミリ以下のプラスチック粒子)の製造は禁止しており、この意味で日本の対応は米国にすら劣っていると言える。環境省は「2030年までに使い捨てプラスチック排出量の25%削減する」とプラスチック資源循環戦略に記しているが、いつに比べて25%減らすのかが不明であり、数値目標の名に値しないという批判もある。また、途上国に輸出したプラスチックごみは高確率で海に流れ出るにも関わらず、同省はごみ輸出削減への言及をしていない。UNEPによれば⁷、日本は1人が排出する使い捨てプラスチックごみの量が、2018年時点で世界で2番目に多いとされ(図2)、また、日本は世界第3位の廃プラスチック輸出国でもある。このことから、日本の対応は遅れていると言わざるおえない。

環境省によれば⁸、ゴミとして回収されたプラスチック類の約70%を、お菓子の袋などの容器包装が占めている(図3)。よって、今後、日本がプラスチックの排出を減らしていく上で、生産活動を行う**企業の動きが重要である**。そこで私たちは、**海洋プラスチック問題に対して積極的に取り組みを行っている日本企業に投資をするファンド**を作ること、この問題を解決に導くことを考える。

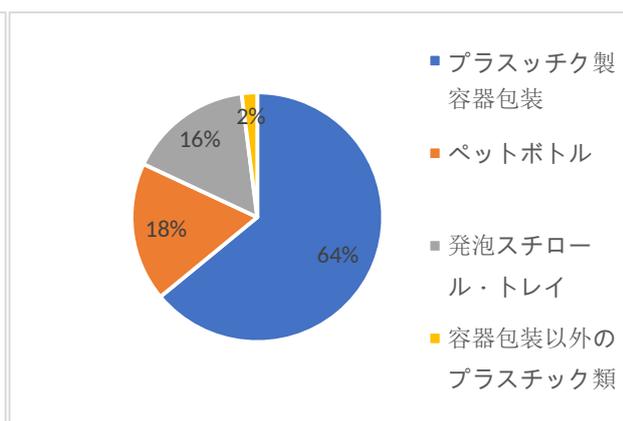
図2 1人あたりのプラスチックごみ廃棄量(2018)



(出所) 国際連合環境計画

「Single-use Plastics」より作成

図3 日本におけるプラスチックごみの内訳(2018)



(出所) 環境省

「プラスチックリサイクルの基礎知識2018」より作成

1.3 社会貢献を目的としたファンドで利益を出すことができるのか

先進国は産業革命以降、大量生産・大量消費・大量廃棄型を行なってきたため、利益を多く上げる企業が環境

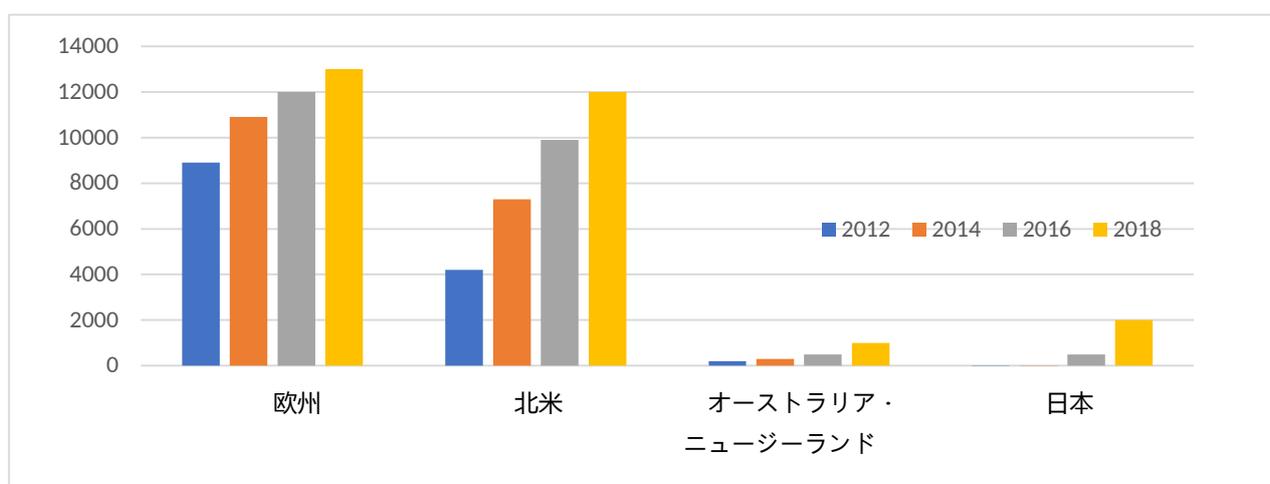
⁶ 国際連合環境計画, 「Single-use Plastics: A roadmap for Sustainability」, 2018. (https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/25496/singleUsePlastic_sustainability.pdf) (2019年11月5日取得)

⁷ 5の文献と同一

⁸ 環境省, 「プラスチックリサイクルの基礎知識2018」, 2018. (<https://www.pwmi.or.jp/pdf/panf1.pdf>) (2019年11月5日取得)

破壊の温床になっていたことも多々あった。そのため、環境問題と企業活動は対極に位置するように思われていた。しかし、近年ではESG投資や循環型社会を促す世界の風潮により、**企業活動と環境への取り組みを同時に行うことが可能**になりつつある。ESG投資とは、環境・社会・企業統治を配慮している企業を重視・選別して行う投資である。欧米を中心に広く浸透し、世界全体のESG投資残高も年々増加傾向にある（図4）。現在、世界中に出回る投資マネーは約1京円であるが、その4分の1の2500兆円がESG投資に用いられている⁹。このことから、ESG投資が注目を集めていることがわかる。また**循環型社会**とは、有限である資源を効率的に利用するとともに、持続可能な形で循環させていく社会のことである。近年では欧州を中心に、G7サミット¹⁰やダボス会議¹¹においても、これについての議論が勃興しており、持続可能な開発のために資源効率性の向上が不可欠であるという認識が、世界の首脳レベルで共有されるようになってきている。つまり、世界は持続可能性を重視した経済モデルへと変わりつつある。そのため、海洋プラスチック問題の解決に貢献している企業もこの考え方に即しており、将来性のある企業であると言える。

図4 地域別のESG投資残高



(出所) GLOBAL SUSTAINABLE INVESTMENT REVIEW(2018)より作成

2章 投資先企業の決定

本ファンドでは以下に示す方法によって投資先企業を決定する。

2.1 スクリーニングの流れ

本ファンドは、**経済団体連合会**、**CLOMA (Clean Ocean Material Alliance)**、**株式会社日本経済新聞社**から取得した情報を用いて母集団となる投資対象銘柄を選定する。ここでCLOMAとは、経済産業省が海洋プラスチックごみ問題の解決に向けて、官民連携でイノベーションを加速するために複数の国内企業¹²に呼び掛けて2019年11月20日に設立した団体である。本ファンドでは、経済団体連合会が公表している「SDGsに資するプラスチック

⁹ SDGs JOURNAL, 「SDGsが拡大する合理的な理由」, 2019.

(https://sdgs-support.or.jp/journal/esg_enlargement/) (2019年12月5日取得)

¹⁰ 外務省, G7伊勢志摩サミット, 2016. (https://www.mofa.go.jp/mofaj/ecm/ec/page4_001562.html)

外務省, G7シャルルボアサミット, 2018. (https://www.mofa.go.jp/mofaj/ecm/ec/page25_001321.html)

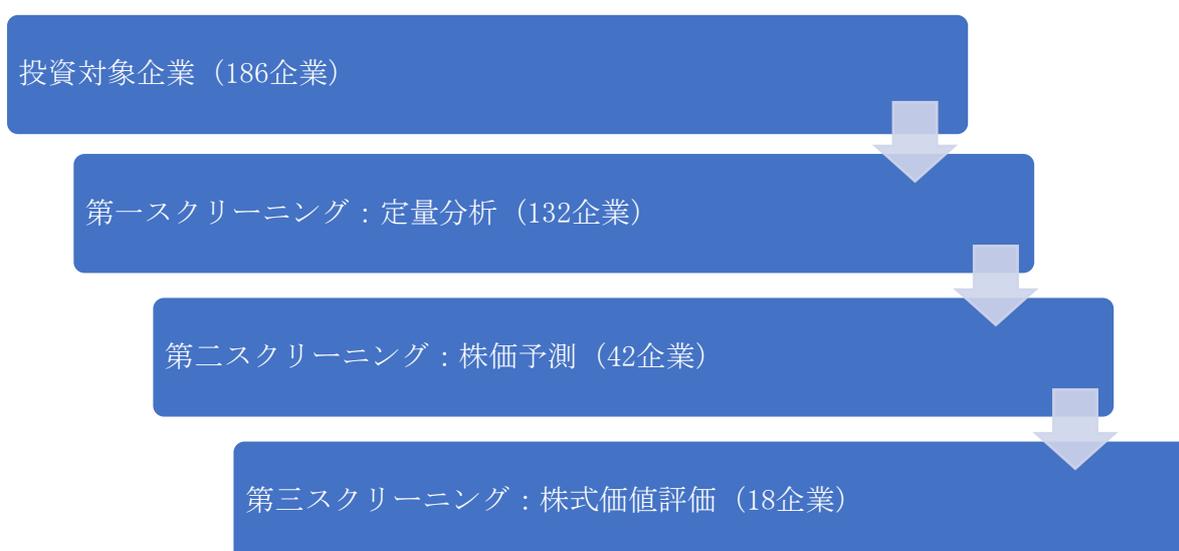
¹¹ 日本経済新聞, 『ダボス会議、「持続可能な世界」をテーマに』 (2019年10月17日)

(<https://www.nikkei.com/article/DGXMZ051085030X11C19A0FF1000/>)

¹² CLOMA, 「「クリーン・オーシャン・マテリアル・アライアンス (仮称)」設立に向けたコミットメント」 (2019年11月20日) (<https://cloma.net/about/>)

「関連取組事例集」¹³に記載されている企業と、CLOMAのホームページ¹⁴に会員として記載されている企業、そして日経テレコンを用いて「廃プラ再利用」、「プラスチック削減」で検索を行い、ヒットした企業を組み入れる。この結果、事例集から102企業、加えてCLOMAの会員企業として64企業、そして日経テレコンの検索結果から新たに20企業が選定され、重複を除くと**投資対象企業数は合計186企業**となった。次に本ファンドでは、選定された186企業について3段階のスクリーニングを行い、最終的なポートフォリオ構築銘柄を決定した。具体的なスクリーニング方法は次の通りである。はじめに、各企業の財務情報、季節性、収益予想修正割合という3種類の定量データを用いて主成分分析を行い、それらのデータが相対的に良好であり高いパフォーマンスが期待される企業を選定する。次に、各企業の過去の株価や関連する経済指標などのデータを用いて、機械学習による株価予測を行い、株価上昇が見込まれる企業を選定する。最後に、株価上昇する確率がより高い銘柄だけを残すために、各企業の会計情報を用いて理論的な企業価値を算出し、その値より時価総額が低く、その分だけ株価上昇余地のある割安銘柄を選定する。各段階のスクリーニングで選定された企業数は、下の図4に示す通りである。

図4 選定された企業



2.2 第一スクリーニング

はじめに、本ファンドでは、相対的に高いパフォーマンスが期待される企業を選定するために、複数の指標を用いて主成分分析を行う。具体的に用いる指標は、内藤(2018)¹⁵を参考にして、同氏が行ったバックテストの結果からリターンとの関連性が比較的高かった財務指標、季節性指標、収益修正割合指標である。ここで財務指標とは、企業の財務状況や経営状況などを把握することを目的として、財務諸表に記載されている純資産額や純利益額などの複数の項目を加減乗除し、算出された値を指す。同氏によると、数ある財務指標の中で、特に各企業のリターンとの関連性の高い指標は、PBR、配当利回り、ROE成長率、ROA成長率である。よって、本ファンドでは、財務指標としてこれらを用いる。また、季節性指標は、季節ごとに得られる各企業のリターンの傾向を把握するために、過去の株価時系列データを用いて算出された平均リターンを指す。本ファンドでは、過去3年間のデータを用いて、コンテストの測定期間である11月末から3月末までの4か月の平均リターンを求める。最後に、収益修正割合指標とは、各企業の今期の業績について、証券会社などが一定期間ごとに公表している予想データを用いて算出された予想変化割合である。なお、本ファンドでは、東洋経済新報社が年4回にわたって会社

¹³ 経済団体連合会、「SDGsに資するプラスチック関連取組事例集」(第三版)(2019年2月15日)
https://www.keidanren.or.jp/policy/2018/099_jirei.pdf

¹⁴ CLOMA,「CLOMA 会員リスト」(2019年11月27日) <https://cloma.net/memberlist/>

¹⁵ 内藤三千郎,「日本株市場」,金融財政事情研究会(2018年6月)

四季報で公表している各企業の今期収益予想を用いて、変化割合を求める。それぞれの具体的な指標の説明は、以下の表1の通りである。

表1 指標の説明

PBR	株価/一株当たり純資産で求められる。純資産は、株主に属する資産であり、企業の解散価値と同等である。そのため、この倍率が低いほど株価が割安であることを示す。
配当利回り	一株当たり配当金/株価×100で求められる。これは株価に対する配当金利益率を表し、この値が高いほどよりインカムゲインを得られる企業であることを示す。
ROA 成長率	ROA は純利益/総資産×100で求められる。この指標は、前年度比 ROA 伸び率/前年度 ROA×100で求められる。この値が高いほど、総資産を活用した利益率の向上に取り組んでいることを示す。
ROE 成長率	ROE は、純利益/純資産×100で求められる。この指標は、前年度比 ROE 伸び率/前年度 ROE×100で求められる。この値が高いほど、株主に帰属する資産である純資産を活用した利益率の向上に取り組むことができていることを示す。
季節性	11月末と3月末の株価から騰落率を求めて、個々の企業の過去三年間の平均リターンを求める。この値が高いほど、この期間に得られるリターンが確率的に高いことを示す。
収益予想変化割合	2019年3集四季報と4集四季報を用いて、今期純利益予想の変化割合を求める。この値が高いほど、業績が改善されると見込まれていることを示す。

2.2.1 主成分分析

次に、本ファンドでは、前述した6つの指標を総合的に評価するために主成分分析を行う。

概要

株価の成長性と収益性を評価するにあたって、評価項目が多くなりすぎると項目同士の相関の影響により正確に評価できない可能性がある。そこで、主成分分析により評価項目が捉える情報を出来るだけ減らさずに、少ない次元で株価の成長率と収益性を評価する。

図5 主成分のベクトル図

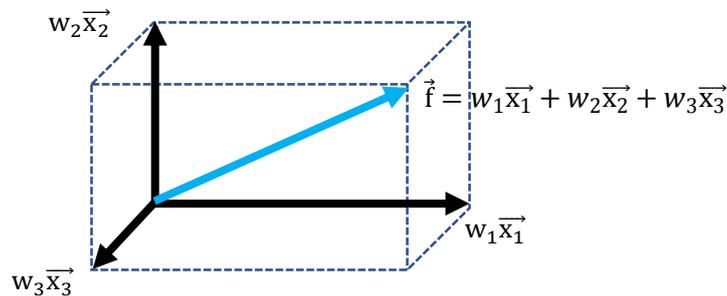


図5は変数を三つ用いた場合の主成分分析のイメージ図である。各個体を評価する3個の変数を $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3$ とすると、これらを線形結合したものが主成分 \vec{f} である。変数にかかっている $w_k (k = 1, 2, 3)$ は主成分負荷量と呼ばれるスカラーで、主成分と三変数それぞれとの相関係数である。このように主成分分析を使えば多くの評価項目を少ない次元で表現できる。

主成分導出のプロセス

主成分分析は変数がある軸に射影して、その分散を最大化するように主成分負荷量 \vec{w} を求める。分散が最大化する射影軸を第一主成分軸とする。第一主成分軸では説明できない分散を表現するため、第一主成分軸と直交する射影軸を増加させる。その条件のもとで分散を最大にする射影軸を第二主成分軸とする。変数が p 個、個体数が n 個あるとき、これらのデータを主成分軸 $= \vec{w}^T \vec{x}_m$ 上へ射影した合成変量を

$$y_m = w_1 x_{1m} + w_2 x_{2m} + \dots + w_p x_{pm} = \vec{w}^T \vec{x}_m \quad (m = 1, 2, \dots, n)$$

とする。ここで、 $\vec{w} = (w_1, w_2, \dots, w_p)^T$ とする。このとき、射影軸上の合成変量 y_1, y_2, \dots, y_n の分散は

$$\text{Var}(\vec{y}) = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n (y_m - \bar{y})^2 = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n (\vec{w}^T \vec{x}_m - \vec{w}^T \bar{\vec{x}}_m)^2$$

ただし、 $\bar{\vec{x}}_m = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_k)^T$ は各変数の標本平均から作られるベクトルである。ここでは p 個の変数の分散共分散行列 S (p 次の正方行列)を定義する。

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & \dots & s_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & \dots & s_{pp} \end{bmatrix}, \quad s_{jk} = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n (x_{mj} - \bar{x}_j)(x_{mk} - \bar{x}_k), \quad j, k = 1, 2, \dots, p$$

変数の分散共分散行列を $\text{Var}(\vec{y})$ に代入し

$$\text{Var}(\vec{y}) = \vec{w}^T S \vec{w}$$

という二次形式で合成変量の分散を表すことができる。従って、第一主成分の導出は目的関数 $\text{Var}(\vec{y})$ の最大化

問題に帰着する。ただし、制約条件がなければ $\|\vec{w}\| \rightarrow +\infty$ となり、分散が発散し、最大化できなくなるため、

$\vec{w}^T \vec{w} = 1$ という制約条件を付ける必要がある。具体的な手法として、主成分軸と x_1 軸, x_2 軸, \dots , x_p 軸のなす角をそれぞれ $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ とすれば、 p 次元空間内の任意の点 $P(x_1, x_2, \dots, x_p)$ の主成分軸への射影 Y は

$$Y = x_1 \cos \theta_1 + x_2 \cos \theta_2 + \dots + x_p \cos \theta_p$$

と表される。それぞれ $\cos \theta_1, \cos \theta_2, \dots, \cos \theta_p$ を w_1, w_2, \dots, w_p にすれば、

$$\vec{w}^T \vec{w} = w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_p^2 = 1$$

の条件が満たされる。この方法はベクトルの標準化と呼ばれる。

この最大化問題はラグランジュ未定乗数法で求められる。 λ を未定乗数とするラグランジュ関数

$$L_1(\vec{w}, \lambda) = \vec{w}^T S \vec{w} - \lambda(1 - \vec{w}^T \vec{w})$$

の極大値を求めることで主成分負荷量 \vec{w} を解けられる。その一階条件は

$$\begin{cases} S\vec{w} = \lambda\vec{w} \\ \vec{w}^T \vec{w} = 1 \end{cases}$$

となる。一階条件の解は固有方程式 $\phi_S(\lambda) = \det(\lambda E_n - S) = 0$ (E_n は単位行列) を解くことによって得られる。

固有方程式を整理すると

$$\sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p s_{jk} w_j w_k = \lambda \sum_{j=1}^p w_j^2 = \lambda$$

となる。等式の左辺は合成変量 y の分散を表しているので、固有値は合成変量の分散に等しくなることが分かる。そして、この固有方程式が p 個の互いに異なる解を持ち、固有値それぞれに対応する固有ベクトル \vec{w} が存在する。最大固有値 $\lambda^* = \lambda_1$ に対応する固有ベクトルを最大ベクトル $\vec{w}^* = \vec{w}_1$ とする。この固有ベクトル $\vec{w}_1(w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1p})$ の要素を係数にした合成関数

$$y_{1i} = w_{11}x_{1m} + w_{12}x_{2m} + \dots + w_{1p}x_{pm} \quad (m = 1, \dots, n)$$

を第一主成分と呼ぶ。第一主成分の負荷量は \vec{w}_1 となる。第一主成分の分散は最大固有ベクトルに対応する固有値 λ_1 に等しい。固有方程式より、

$$(-1)^p \{ \lambda^p - (s_{11} + s_{22} + \dots + s_{pp})\lambda^{p-1} + (s_{11}s_{22} + \dots + s_{11}s_{pp})\lambda^{p-2} + \dots \} = 0$$

固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ は方程式の根であるため、

$$(\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \dots (\lambda - \lambda_p) = 0$$

と因子分解できる。二つの式の係数を比較すると

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = s_{11} + s_{22} + \dots + s_{pp}$$

すなわち、固有値の和は変量 x_1, \dots, x_p の分散和に等しいことが分かる。つまり、第一主成分分散 λ_1 の上限は変量の分散和になる。 λ_1 が大きいほど、第一主成分はより多くの変量の分散を説明している。

第二主成分のラグランジュ関数は第一主成分と直交する条件 $\vec{w}^T \vec{w}_1 = 0$ を足すことで成立する。

$$L_2(\vec{w}, \lambda, \gamma) = \vec{w}^T S \vec{w} - \lambda(1 - \vec{w}^T \vec{w}) - \gamma \vec{w}^T \vec{w}_1$$

この最大化問題の解は $\lambda^{**} = \lambda_2$, $\vec{w}^{**} = \vec{w}_2$ と計算できる。よって、第二主成分の負荷量は \vec{w}_2 、データの分散は λ_2 となる。ラグランジュ関数を省略するが、第三及び以上の主成分の負荷量は \vec{w}_i 、分散は λ_i ($i=3, 4, \dots, k$)となる。

主成分の寄与率

主成分分析は情報量を分散で捉えているため、求めた主成分の分散の相対的な大きさと、どれぐらいの変数の情報を表しているかを検討できる。各主成分に説明された分散(固有値と等しい)と変数 x_1, \dots, x_p の分散和の比で求められる。これを寄与率と呼ぶ。

$$f_i \text{の寄与率} = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k}$$

主成分得点

分析対象の変数に主成分の重みを反映した得点を与えるために、主成分得点を算出する。主成分得点 f_i は主成分負荷量を係数にした各変数の線形結合で求まる。

$$f_i = w_{1i}x_1 + w_{2i}x_2 + \dots + w_{ki}x_k$$

ただし、添え字 i は主成分軸の番号を表す。李政元によると¹⁶、主成分の解釈をするため、採用する主成分は分析対象の変数1個以上の情報量を表すものを選ぶ必要があるため、相関行列による主成分分析では、固有値が1以上のものを採用する。

主成分分析の結果：

本ファンドでは、清水(2016)より、「HAD」¹⁷という統計分析ソフトを使用して主成分分析を行う。用いるデータは、前述で述べた6つの定量データである。主成分分析を行った結果、固有値は表2のようになった。日花(2019)によると、一般的に情報量は、第一主成分の寄与率から累計して60%を超えていれば、データを説明するのに使えと判断する。¹⁸また、結果をわかりやすく紙面上に表すために、二次元データの散布図を用いることが最適であると判断したので、factor2の固有値が1以上であること、そして累積寄与が60%を超えていることを確認したうえで、主成分の数を2に設定する。

表1 固有値

	固有値	累積寄与	対角SMC	MAP	Sum_h2
Factor1	2.091	34.855	2.037	.2129	2.037
Factor2	1.560	60.848	0.815	.2354	2.852
Factor3	1.044	78.255	0.130	.3925	---
Factor4	0.820	91.916	-0.006	.6962	---
Factor5	0.479	99.896	-0.085	----	---
Factor6	0.006	100.000	-0.253	----	---

主成分の負荷量は表3で表す。第一主成分へ影響する主要な変数はROE成長率とROA成長率であり、第二主成分への影響が高い変数は1/PRB、配当利回り、収益予想変化割合と季節性である。よって、第一主成分を(成長変数)、第二主成分を(収益変数)と定義する。

¹⁶李政元「多変量解析の直感的入門～相関から学ぶ多変量解析～」関西学院大学総合政策学部「データ解析Ⅱ」2018年度講義資料

¹⁷清水裕士。フリーの統計分析ソフトHAD：機能の紹介と統計学習・教育、研究実践における利用方法の提案メディア・情報・コミュニケーション研究, 1, 59-73 (2016年)。

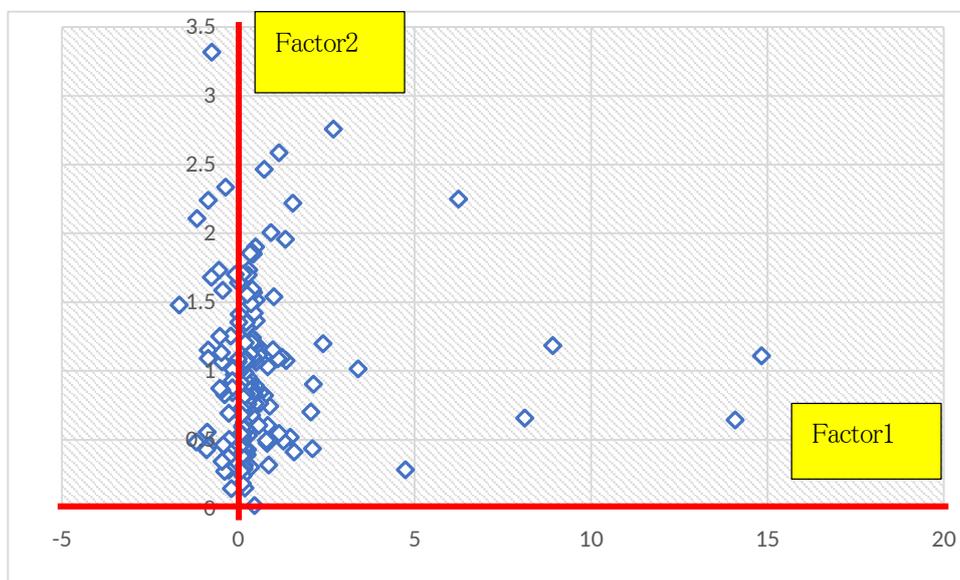
¹⁸日花弘子, 「Excelで学ぶ統計解析本格入門」, SBクリエイティブ (2019年2月)

表3 主成分負荷量

項目	Factor1	Factor2
ROA成長率	.982	-.047
ROE成長率	.981	-.041
1/PBR	.223	.807
配当利回り	.006	.780
収益予想変化割	.310	-.419
季節性	-.132	-.240

そして、各銘柄の主成分得点を算出し、散布図に表すと図6のようになる。座標軸の第一象限に位置するほど主成分得点が高く、企業が総合的に優れていることがわかる。したがって、座標軸の第一象限に位置する 132 銘柄を選定した。

図6 主成分得点散布図



2.3 第二スクリーニング

次に、本ファンドでは、第二スクリーニングとして機械学習による株価予測分析を行う。

概要

本ファンドでは、機械学習のアルゴリズムに、決定木を選択する。そして、決定木の構築をするにあたり、企業ごとの株価終値（調整値）と、株価の変動を左右する要因が大きいと判断した指標 23 個の、計 24 個の 2002 年 7 月以降の約 20 年分の月次データを用いる。このとき、すべてのデータを集めることができるのは 2019 年の 9 月までであり、また、今回の株価予測のターゲットは 2020 年 3 月末の株価終値であるため、6 か月後のリターンを予測するモデルを構築する。予測は企業別に求める。決定木による株価予測は上がるか下がるかの二択となるため、我々がランダムに株価の変動を決めた場合でも 50% の確率で予測が当たる。故に、交差検証法（後述）により予測精度が 50% を超えた株価予測モデルのみを採用し、このモデルを用いて、上昇するという結果がでた銘柄だけを選定する。なお、ここでの分析では、プログラミング言語 Python の機械学習ライブラリである scikit-learn を使用している。

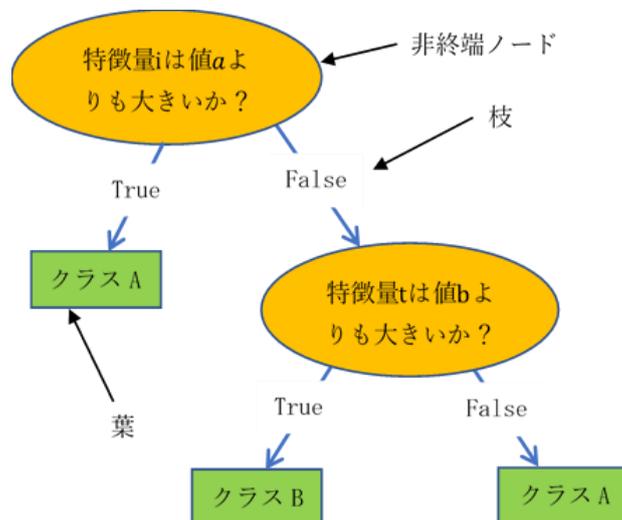
学習アルゴリズムの選択

瀬之口潤輔(2013)¹⁹によると、一般的にAIによる株価予測は、その結果の導出過程がブラックボックス状態となる故に、投資家の理解に乏しいのだが、「可視化」することで相場の解釈が可能になり、その理解が高まるという。そこで今回は、数ある学習アルゴリズムの中から「決定木」に着目する。なぜなら「決定木」の最大の特徴が、結果のモデルが容易に可視化できることであり、専門家でなくても結果の解釈が可能であるからである。

決定木の構造

決定木 T の分類は図7のような、木構造になっている。構造体において、個々の要素のことをノードという。決定木 T のノードは、非終端ノードと言われる質問を表しているノードと、終端ノード(葉)と言われるクラスを表すノードに分かれている。ここでいうクラスとは、出力値 y の値を指す。非終端ノードでの質問は、データ (x, y) の入力値 $x = \{x_1, \dots, x_d\} \in \mathbb{R}^d$ の特徴量 $x_i (i \in \{1, \dots, d\})$ と実数 a に対して、「特徴量 x_i は値 a よりも大きいか？」というものである。この質問で用いられる特徴量は、データを最もよく分割できるもの выбираれる。そのためには、次節で説明する、 y に関する不純度を計算する必要がある。本稿の場合は、この y が「6か月後に価格が上がっていれば1、下がっていれば0」という2値データを採用することになる。そして、 y が「1」と「0」のどちらのクラスに属しているかの答えを終端ノードで示す。この一連の分割は、各葉にデータが一つ割り当てられるまで、繰り返し行われる。

図7 決定木構造



決定木の学習アルゴリズム

先ほどの決定木 T の構造を、学習アルゴリズムを用いて説明する。

不純度と情報利得

決定木 T の構造は、「不純度」と「情報利得」の概念をもつ学習アルゴリズムによって決まる。この二つの概念は、データを分割する基準になっている。不純度には、ジニ不純度 $I_G(L)$ とエントロピー $I_H(L)$ があるが、scikit-learnで使用されている不純度は前者のため、今回はジニ不純度 $I_G(L)$ を扱う。まず、最初のノードである根ノードを、 L から枝分かれした二つのノードをそれぞれ L' 、 L'' 、そして L に含まれているデータの数が n 個、クラスが c 個とする。このとき、 L に含まれているクラスの内、各クラス $t \in \{1, \dots, c\}$ に属しているデータが $n_t \in \mathbb{N}$ 個あるとすると、各クラス t に属するデータの割合 $p(t|L)$ は、(1)のようになる。

$$(1) p(t|L) = \frac{n_t}{n}$$

このとき、 L のジニ不純度 $I_G(L)$ は、(2)のように定義される。

¹⁹ 瀬之口潤輔「株価の局面変化に対する要因抽出」, 人工知能学会研究会資料, 2013.

$$(2) I_G(L) = 1 - \sum_{t=1}^c p(t|L)^2$$

これは、「ノード内にクラスがどれほど混在しているか」を数値化したものである。例えば、 L に、同じクラスに属しているデータのみが含まれている場合、 $c = 1$, $n_t = n$ より、 $I_G(L) = 1 - \sum_{t=1}^1 \left(\frac{n}{n}\right)^2 = 0$ となり、最も不純度が低い状態になる。

そして、 L を L' 、 L'' に分割したことによる情報利得 $IG(L, L', L'')$ は(3)のように定義される。

$$(3) IG(L, L', L'') = I_G(L) - \{p(L')I_G(L') + p(L'')I_G(L'')\}$$

$p(L')$ 、 $p(L'')$ はそれぞれノード L' 、 L'' に含まれるデータの割合である。これは、「分割がどれほどうまくできたか」を数値化したものであり、分割前の不純度から分割後の不純度を引いたものとなっている。ここでいう「うまく」とは、例えば、男50人、女50人の合計100人のデータを含むノードを、男50人を含むノードと、女50人を含むノードに分割できた場合を言う。この、情報利得 $IG(L, L', L'')$ が最大となるような特徴量 $x_i (i \in \{1, \dots, d\})$ 、 $a \in \mathbb{R}$ を算出することで、最も適切にノードを分割することができる。このアルゴリズムは、分類が終わるまで各ノードで実行され続ける。

木のコスト

決定木 T の質問はどこかでとめなければ、各葉にデータが一つ割り当てられるまで続く。そうすると、データに対して決定木 T が過剰適合を起し、未知のデータに対応できなくなる。それを防ぐために、木のコストを計算し、一番いい葉の数、ノードの数を決める必要がある。ここでいう「一番いい」とは、未知のデータに対して精度が高いものを指す。決定木 T の葉が m 個、 L_1, \dots, L_m あるとすると、木全体の不純度は、(4)のようになる。

$$(4) R(L) = \sum_{s=1}^m p(L_s) I_G(L_s)$$

また、木の複雑性を、決定木 T の終端ノード（葉）の数 m と0以上の任意の数 λ より、 λm と表し、それを木全体の不純度と足したものを木のコストと呼び、(5)のように表す。

$$(5) cost(T) = R(L) + \lambda m$$

なお、 λ のような各要素の影響度合いを決定する変数を、正則化パラメータと呼び、この木のコストが最小となるような決定木 T を採用することで、精度の高い木を得ることができる。

精度の評価

0以上の任意の数 λ は設定を大きくすると、「葉が増えるごとに木のコストに与える影響」が大きくなる。また、設定を小さくすると、「葉が増えるごとに木のコストに与える影響」が小さくなる。前者の場合、小さければ小さいほど良い木だという判断がなされ、後者の場合、木が大きくても分類が正確な方が良い木だという判断がなされがちになる。しかし、個人的な大小の判断で λ を決めると、主観的なモデルになる。そのため、学習アルゴリズムに含まれる様々なパラメータを決定するには、正しく精度を評価する必要がある。精度の評価には、「トレーニング誤差」と「テスト誤差」を用いるものがある。前者はデータに対しての適合率を指し、後者は未知のデータに対しての予測精度を測ったものである。ここで、テストデータ z に対して、パラメータ λ を持つ統計モデルを当てはめたときの損失関数を $l(z, \lambda)$ とする。テスト誤差は、パラメータ λ により特定されるモデルの平均的な損失であり、テストデータの分布 P のもとで期待値

$$(6) E_z[l(z, \lambda)] = \int l(z; \lambda) P(z) dz$$

と測ることができる。しかし、未知のデータの分布 P は未知であるため、(6)からは計算することができない。そこでトレーニング誤差を、テスト誤差の近似として用いることができるが、モデルの次元が大きくなると、両者間で大きな乖離が生じることがある。そのため、トレーニング誤差をテスト誤差の近似として用いることはせず、通常、このような状況への対応策として、テスト誤差を推定するための様々な手法がとられている。本ファンド

では、それらのうち、交差検証法を用いてモデルの精度を測る。

テスト誤差の推定

パラメータ λ を含む学習アルゴリズム A は、データ $D = \{z_1, \dots, z_n\}$ を受け取ると、モデル h を出力する。これを $h = A(D; \lambda)$ と表す。このとき、テストデータ z に対するテスト誤差は、(7)のようになる。

$$(7) E_z[l(z, h)] = E_z[l(z, A(D; \lambda))]$$

データ D とテストデータ z は互いに独立である。テスト誤差はデータ D に依存するので、データの分布について、データ D について期待値を(8)のように、定義することができる。

$$(8) Err(A; \lambda) = E_D[E_z[l(z, A(D; \lambda))]]$$

$Err(A; \lambda)$ はテストデータ z に対して、 n 個のデータ D が何らかの分布に従っているとき、パラメータ λ を持つ学習アルゴリズム A を当てはめたときの平均的な損失を表している。よって、 $Err(A; \lambda)$ の値を推定し、その値を最小にする λ を選ぶことで、テスト誤差が最も小さくなるようなモデルを得ることができる。この推定手法が交差検証法である。

交差検証法

先ほど述べたように、 $Err(A; \lambda)$ では、データ $D = \{z_1, \dots, z_n\}$ とテストデータ z は互いに独立であると仮定されている。交差検証法ではこのような、互いに独立であるデータを実際に利用するデータから作成することで、 $Err(A; \lambda)$ を推定する。まず、データ D を K 個のグループに分割する。このとき、それぞれのグループに内装されているデータの数は、ほぼ同数の $m = n/K$ 個とすると、分割したデータは(9)と表す。

$$(9) D_1 = \{z_1, \dots, z_m\}, D_2 = \{z_{m+1}, \dots, z_{2m}\}, \dots, D_K = \{z_{n-m+1}, \dots, z_n\}$$

そして、分割したデータ $D_k (k \in \{1, \dots, K\})$ を除いたデータ集合を(10)とする。

$$(10) D^{(k)} = D \setminus D_k \quad (k = 1, \dots, K)$$

そしてデータ $D^{(k)}$ のみを決定木を導出するためのデータとして使い、学習アルゴリズム A でモデルを学習すると、モデル $h_{\lambda, k} = A(D^{(k)}; \lambda)$ を出力される。このとき、テスト誤差 $E_z[l(z, h_{\lambda, k})]$ を、 D_k をテストデータとして求め、それに対する損失の平均で(11)のように近似する。

$$(11) \widehat{Err}(h_{\lambda, k}) = \frac{1}{m} \sum_{z \in D_k} l(z, h_{\lambda, k})$$

これを $k = 1, \dots, K$ に対して行い、更にこの平均値を用いることで、(12)のような $Err(A; \lambda)$ の推定式をたてることができる。

$$(12) \widehat{Err}(A; \lambda) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{Err}(h_{\lambda, k})$$

これを検証誤差という。そして、この検証誤差を最小にする λ を求め、この値を用いて決定木のコストを算出することとする。

データ収集

機械学習において、予測結果に影響を与えるデータを集めることが重要になる。例えば、「青森県の来月のリンゴ生産量」を予測する場合、「男性の月間肺ガン死亡率」や「パソコンの月間販売台数」といったデータを使用すると、見当違いな予測モデルが出来上がる。よって、株価予測をするにあたり、「説明変数」と呼ばれる、株価の変動を左右している要因のデータを集めることが必要になる。以下、この説明変数に何を利用するかを説明する。なお、本ファンドの株価予測は月単位なので、月次データを使用する。さて、先にも述べたように、本モデルでは6か月後のリターンを予測する。よってまず、過去6か月分の各企業の月間株価終値を使用した。しかし、このデータだけで決定木を構築したところ、正答率が40%を下回る精度の低いモデルがどの企業の株価予測でも出力された。そこで説明変数を増やす方針を立て、新たに日本の経済指標や日経225などの情報を数個追加した。すると、予測の精度が50%を超える企業が現れるようになったが、全体の平均正答率は約50%と、二択をランダムに選択した場合と変わらない無意味なモデルが出力された。そこで、更に海外の経済指標や世界の株価、為替の

情報を数個追加したところ、予測の精度が 60%を超える企業が多数現れたため、株価予測をここで終了した。表 4 が選ばれた計 24 個の説明変数の一覧である。

表 4 説明変数

説明変数	
株価終値	TOPIX
サービス産業生産指数	NYダウ平均
有効求人倍率	上海総合指数
完全失業率	実質実効為替レート
消費者物価指数	VIX指数
店頭販売参考統計値（10年金利）	FTSE世界国債インデックス
10年長期金利	S&P500
鉱工業生産指数	景気ウォッチャーDI
鉱工業在庫指数	米国ISM 製造業
円ドル為替レート	G70ECD CLIAmplitude adusted
元ドル為替レート	米国失業率
日経225	米国非農業雇用率

これらの説明変数により決定木を作成した。なお、既に説明したように、ここでは2001年7月～2019年9月のデータを利用しており、また対6か月前の分析を行っているため、実際の学習に用いた期間は2001年7月～2019年3月である。この結果、本ファンドの各企業の最終的な株価予測の正答率の平均は55%となった。表5が各企業の正答率一覧である。

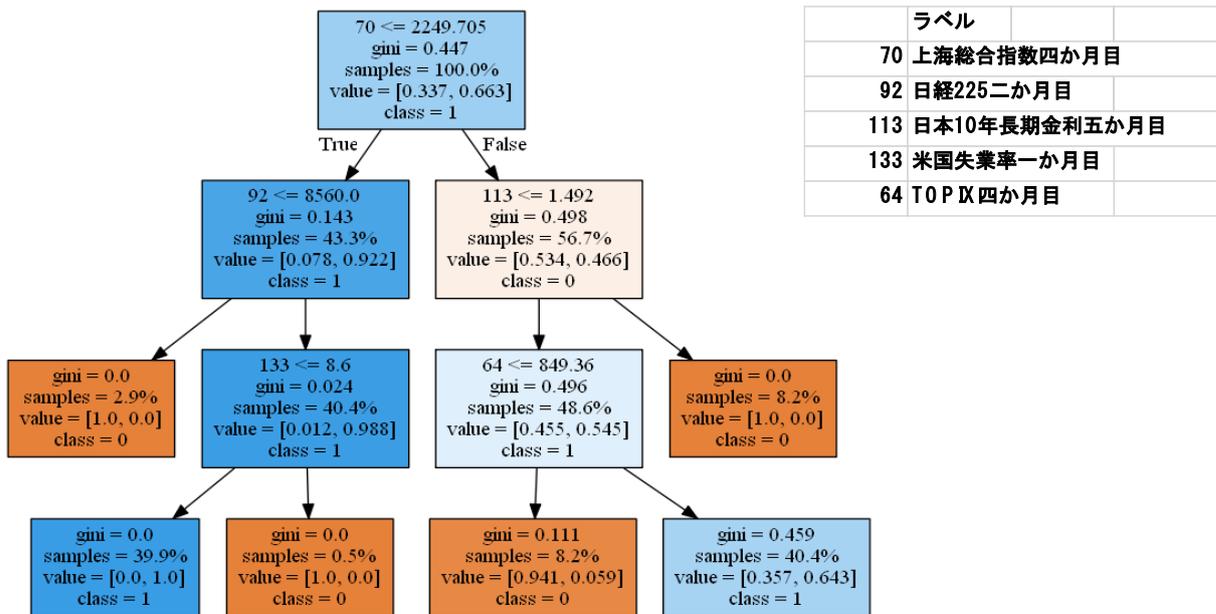
表 5 正答率一覧

60%以上	ラベル	正答率	50%以上60%未満	ラベル	正答率	川崎重工業	1	0.552	50%未満	ラベル	正答率
日本水産	1	0.668	AD EKA	0	0.596	積水化学工業	1	0.552	イオン	0	0.495
アサヒグループホールディング	1	0.658	椿本チエイン	1	0.596	北越コーポレーション	1	0.552	デンカ	1	0.49
平和紙業 (2部)	1	0.658	西松建設	1	0.596	三菱地所	1	0.552	東洋建設	0	0.49
日本ゼオン	1	0.649	長瀬産業	1	0.591	宇都興産	0	0.548	サッポロホールディングス	1	0.485
ニチレイ	0	0.639	ファミリーマート	0	0.591	亀田製菓	0	0.548	日産化学	0	0.485
前田建設工業	1	0.634	JSF	1	0.586	石塚硝子	1	0.538	三井松島ホールディングス	0	0.485
クレハ	1	0.629	GS クレオス	1	0.581	昭和電線ホールディングス	0	0.538	グンゼ	1	0.48
岩谷産業	1	0.625	いであ	1	0.581	東レ	0	0.538	住友ベークライト	1	0.48
住友精化	0	0.625	島津製作所	1	0.581	三菱製紙	1	0.538	福地産業	1	0.475
中越パルプ工業	1	0.62	富士通ゼネラル	1	0.581	三菱商事	0	0.538	日本紙パルプ商事	1	0.471
栗田工業	1	0.61	星光P M C	0	0.581	森永製菓	1	0.538	タカラトミー	1	0.466
サカタインクス	1	0.61	リコー	1	0.581	レンゴー	0	0.538	森永乳業	1	0.466
資生堂	1	0.61	タキロンシーアイ	1	0.576	クラレ	0	0.528	三井物産	1	0.461
信越化学工業	1	0.61	フジクラ	1	0.576	大王製紙	0	0.528	王子ホールディングス	1	0.456
藤森工業	1	0.61	極洋	1	0.572	マツダ	0	0.524	ベネッセホールディングス	1	0.447
伊藤忠商事	1	0.605	日清食品ホールディングス	1	0.572	JSR	1	0.519	シモジマ	1	0.442
共同印刷	1	0.605	日立製作所	1	0.572	TOTO	0	0.519	日本ハム	1	0.442
富士通	0	0.605	日立造船	1	0.572	太平洋セメント	1	0.519	三菱電機	1	0.437
リンテック	1	0.605	エフピコ	1	0.567	富士紡ホールディングス	1	0.519	サトーホールディングス	0	0.403
味の素	0	0.6	住友商事	0	0.567	旭化成	1	0.514	NEC	1	0.375
第一工業製薬	1	0.6	東芝テック	0	0.567	富士フィルム	1	0.514	平均		0.54786
帝人	0	0.6	豊田通商	1	0.567	大倉工業	1	0.509	50%以上の企業平均		0.56866
			日清オイリオグループ	1	0.567	トヨタ自動車	1	0.509			
			KDDI	0	0.562	日清製粉グループ本社	1	0.509			
			キャンオンマーケティングジャバ	1	0.562	日本電信電話	0	0.509			
			大和ハウス工業	1	0.562	花王	1	0.504			
			戸田建設	1	0.557	日産東京販売ホールディングス	1	0.504			
			山崎製パン	0	0.557	アキレス	1	0.5			
			ヤクルト本社	0	0.557	凸版印刷	0	0.5			
			ANAホールディングス	0	0.552	日本曹達	1	0.5			

決定木の可視化

本ファンドの株価予測のうち、精度が最も高い、正答率 67%の「日本水産」を例として、この決定木モデルを図 8 に示す。まず根ノードで、特徴量 x_{70} である「上海総合指数四か月目」が 2249.705 よりも大きいのか、そうでないかで訓練データを、0.663 対 0.337 に分けている。そして、「そうでない」に分類されたデータは、特徴量 x_{92} である「日経 225 二か月目」が 8560.0 よりも大きいのか、そうでないかで、0.922 対 0.078 にデータを分けている。その結果、「そうでない」に分類されたデータはすべて出力値 y が「0」のクラスであることがわかる。

図 8 決定木可視化



しかし、特徴量 x_{64} である「TOPIX 四か月目」が 849.36 よりも大きいのか、そうでないかの分類では、「大きい」に分類されたデータはクラス「1」にラベル付けされているものの、約 36%のデータの本来のクラスは「0」である。なので、これが予測の精度を下げている主な原因であることがわかる。改善策としては、「TOPIX」という経済指標を抜く、または違う説明変数に変えることなどがあげられる。こういった試行錯誤を繰り返すことで、モデルの精度は変動する。

2.4 第三スクリーニング

最後に、本ファンドでは、第三スクリーニングとして株式価値分析を行う。具体的には、各銘柄の株式価値を会計学の手法を用いて算出し、時価総額の値と比較することで市場から正当な評価を受けていない割安銘柄を選定する。ここで選定された銘柄群は、過小評価されている分だけ株価値上がり余地が存在することになるため、正のリターンを得やすいという特徴がある。本ファンドではこの点に注目し、リターンを得られる確率を更に高めるためにこの手法で第三スクリーニングを行う。具体的な算出方法として一般的に用いられるものは、残余利益モデル、配当割引モデル、ディスカウントキャッシュフローモデルの3つである。しかし、桜井 (2010)²⁰によれば、残余利益モデルが他のモデルと比較して定性的および実証的側面において優れている。そこで本ファンドでは、同モデルを用いて個々の企業を評価する。ここで残余利益とは、各期の純利益から株主資本簿価に資本コストを掛け合わせた値を差し引いたものを示す。同モデルは、昨期株主資本簿価と今期以降の各期残余利益の割引現在価値を足し合わせた値を株式価値とする考え方である。ここで、割引現在価値を算出するための割引因子は資本コストである。なお、本ファンドでは資本コストとして直近3年、5年、8年、10年間の時系列データから算出した年平均配当込み TOPIX リターンである 2.2%、5.8%、10.9%、9.6%を用いて比較検討する。具体的な定義式を以下に記す。

$$\text{株式価値} = BVE_0 + \frac{NI_1 - rBVE_0}{1+r} + \frac{NI_2 - rBVE_1}{(1+r)^2} + \dots + \frac{NI_\infty - rBVE_{\infty-1}}{(1+r)^\infty} \quad (1)$$

BVE_t = t 期の株主資本簿価 NI_t = t 期の当期純利益 r =株主資本コスト

(1)で示した定義式では、残余利益 ($NI_t - rBVE_{t-1}$) を ∞ 期予想する必要があるため、実質的に算出することは困難である。よって本ファンドでは、以下に記す方法を用いる。はじめに、各企業が公表している有価証券報告書と、2019年4章四季報で公表されている各企業の今期純利益予想を用いて、直近10年間の各年残余利益を算出する。次にそのデータを用いて直近3年、5年、8年、10年間のそれぞれの期間で年平均残余利益を求める。そしてそれぞれの値が永続的に継続すると仮定し、全4パターンの株式価値を算出する。ここで、本ファンドでは松下、高田 (2017)²¹を参考にして、算出された株式価値と11月末時点での時価総額を比較し、4パターン全てにおいて前者の値が後者より20%以上超過している銘柄だけを抽出する。具体的に用いる算出式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} \text{株式価値} &= BVE_0 + \frac{AE}{1+r} + \frac{AE}{(1+r)^2} \dots + \frac{AE}{(1+r)^\infty} \\ &= BVE_0 + \frac{AE}{r} \end{aligned}$$

$$AE = \text{年平均残余利益} = \left(\frac{\sum_{t=0}^{T-1} (NI_t - rBVE_{t-1})}{T} \right), T = \{3, 5, 8, 10\}$$

この方法で、前述した4つの異なる資本コストをそれぞれ用いて企業価値を算出し、スクリーニングを行った結果、本コンテストにおけるポートフォリオ構成銘柄数の範囲である10企業以上20企業以下に収まったのは、資本コスト5.8パーセントで選定された場合だけであった。そのため、本ファンドでは、この資本コストを用いて抽出された18企業をポートフォリオ構成銘柄として用いる。なお、選定された18企業とそれ以外の企業の業種、時価総額、全4パターンの株式価値は表6の通りである。ここで、業種については、東京証券取引所で定められている33業種分類を用いて求めた。

表6 残余利益

ポートフォリオ構成銘柄	業種	時価総額	3年	5年	8年	10年
-------------	----	------	----	----	----	-----

²⁰ 桜井久勝, 「企業価値評価の実証分析」, 中央経済社 (2010年6月)

²¹ 松下敏之・高田裕, 「ファンダメンタル分析の手法と実例」, プチ・レトル社 (2017年7月)

柄						
GSI クレオス	卸売業	7,189	19,527	21,278	20,522	21,215
伊藤忠商事	卸売業	3,854,451	8,318,377	7,283,851	6,787,635	6,587,820
岩谷産業	卸売業	183,496	344,549	326,664	282,639	272,074
豊田通商	卸売業	1,357,807	2,428,139	1,882,579	1,793,316	1,745,166
長瀬産業	卸売業	209,587	345,341	298,257	286,043	280,143
JSP	化学	60,094	94,800	109,105	103,271	102,850
クレハ	化学	137,108	273,078	225,119	209,029	184,747
サカタインクス	化学	73,306	109,789	125,819	122,908	116,982
タキロンシーアイ	化学	65,618	154,627	121,341	106,885	99,912
藤森工業	化学	67,823	101,326	91,382	97,324	93,619
椿本チエイン	機械	147,575	256,926	263,136	255,531	241,819
大和ハウス工業	建設業	2,268,541	4,363,485	3,873,325	3,317,688	2,927,414
西松建設	建設業	132,363	322,326	327,395	265,948	232,806
前田建設工業	建設業	192,468	433,313	434,522	348,594	300,545
極洋	水産・農林業	31,900	59,895	53,909	52,679	45,624
日立製作所	電気機器	4,128,353	5,958,504	5,135,761	5,356,497	5,675,694
北越コーポレーション	パルプ・紙	119,699	188,156	184,755	176,481	181,426
川崎重工業	輸送用機器	421,043	514,311	580,948	671,789	685,792
ポートフォリオから 除いた銘柄	業種	時価総額	3年	5年	8年	10年
キヤノンマーケティング グージャパン	卸売業	383,290	372,433	357,115	325,225	291,709
平和紙業 (2部)	卸売業	4,320	4,320	4,142	3,337	2,999
エフピコ	化学	287,847	176,896	185,382	175,096	177,550
資生堂	化学	3,141,200	995,544	824,963	655,315	588,215
信越化学工業	化学	4,904,121	5,280,576	4,505,523	3,845,222	3,598,890
積水化学工業	化学	933,646	1,152,949	1,139,792	1,042,614	965,610
第一工業製薬	化学	39,906	51,818	49,876	44,646	40,981
日本ゼオン	化学	333,091	334,802	361,894	371,670	385,078
栗田工業	機械	356,736	332,464	302,444	265,479	277,853
日立造船	機械	71,660	74,591	87,925	97,444	117,510
戸田建設	建設業	218,439	450,494	519,285	270,129	193,627
いであ	サービス業	17,653	16,486	17,373	19,909	14,408
アサヒグループホール ディングス	食料品	2,515,130	2,655,968	2,314,175	2,024,532	1,919,776
日清オイリオグループ	食料品	135,551	145,865	139,254	111,760	104,578
日清食品ホールディン	食料品	874,139	431,014	431,970	399,187	395,762

グス						
日本水産	水産・農林業	206,829	301,490	297,418	235,563	204,678
島津製作所	精密機器	981,473	573,815	549,041	459,836	424,942
共同印刷	その他製品	25,878	27,721	34,770	33,657	27,684
リンテック	その他製品	188,438	221,153	219,927	213,535	220,450
富士通ゼネラル	電気機器	220,412	201,610	228,891	261,916	242,942
リコー	電気機器	834,302	-157,264	75,462	427,787	295,475
中越パルプ工業	パルプ・紙	21,701	-21,938	-9,751	-1,458	1,008
フジクラ	非鉄金属	140,239	185,723	201,671	173,074	146,005
三菱地所	不動産業	2,800,434	2,347,181	2,166,240	1,898,780	1,811,938

表6で示されているように、本ファンドのポートフォリオは、景気の変動によって業績の良し悪しが左右されやすい景気循環業種である「卸売業」、「化学」、「機械」、「建設業」、「電気機器」、「輸送用機器」に分類される企業を多く含んでいる。これは、近年の世界的な景気回復を背景に、これらの業種に属している企業が好業績を続けており、それが株式価値を増大させたことによってもたらされた結果であると言えるだろう。一方、少数ではあるが、景気の変動を受けにくく、業績が安定しやすいデフェンシブ業種である「水産・農林業」、「パルプ・紙」に属している企業もポートフォリオに含まれている。これによって、本ファンドのポートフォリオは、景気変動によってもたらされるリスクを分散させており、安定したリターンが期待されるものとなっている。なお、景気循環業種、デフェンシブ業種の定義については、企業のIR支援を行っている株式会社アクションラーニングが公表している情報²²に依る。

3章 本ファンドの魅力

以上のことを踏まえると、**私たちのファンドの魅力**は大きく分けて3つあると言える。**第一に**、海洋プラスチック問題という、喫緊性の高い**社会問題の解決**に寄与することが出来る点である。**第二に**、**ESG投資**という、注目度が高く、今後とも成長が見込めるファンドである点である。**第三に**、スクリーニング方法に、人工知能を用いた**機械学習**を組み込んでいる点である。私たちは海洋プラスチック問題の解決に向けて取り組みを行っている企業を選出した後、3段階のスクリーニングを行うことで、より高いパフォーマンスを行う企業を選定した。そのうちの1つが**機械学習**である。これにより、より高い確率で利益をあげることのできるファンドとなっている。

²² アクションラーニング株式会社、「業種見取り図」(2019年12月22日取得) (<https://e-actionlearning.jp/industries/>)

4章 投資割合の決定

本ファンドでは、3段階のスクリーニングによって選定された各銘柄の投資割合を求めるために、ポートフォリオの最適化を行う。その具体的な方法について、以下に説明する。

4.1 ポートフォリオの最適化

本ファンドが選定した企業 18 社のそれぞれのリターンを、 $R_1, R_2 \dots R_{18}$ 、投資割合を $w_1, w_2 \dots w_{18}$ とすると、このポートフォリオ全体のリターン R_p は、 $R_p = w_1 R_1 + w_2 R_2 \dots + w_{18} R_{18}$ となる。

R_p の期待値と分散は、

$$(1) E(R_p) = w_1 E(R_1) + w_2 E(R_2) \dots + w_{18} E(R_{18})$$

$$(2) \text{Var}(R_p) = \sum_{i=1}^{18} \sum_{j=1}^{18} \rho_{ij} w_i w_j = f(w_1, w_2 \dots w_{18})$$

$$i = j \text{ のとき } \rho_{ij} = \text{Var}(R_j)$$

$$i \neq j \text{ のとき } \rho_{ij} = \text{Cov}(R_i, R_j)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^{18} w_i = 1, \sum_{j=1}^{18} w_j = 1, w_i, w_j \geq 0$$

で求められる。ここで、(2) の式は投資可能集合を表している。

$$(3) L(w_1, w_2 \dots w_{18}, \lambda) = f(w_1, w_2 \dots w_{18}) - \lambda g(w_1, w_2 \dots w_{18})$$

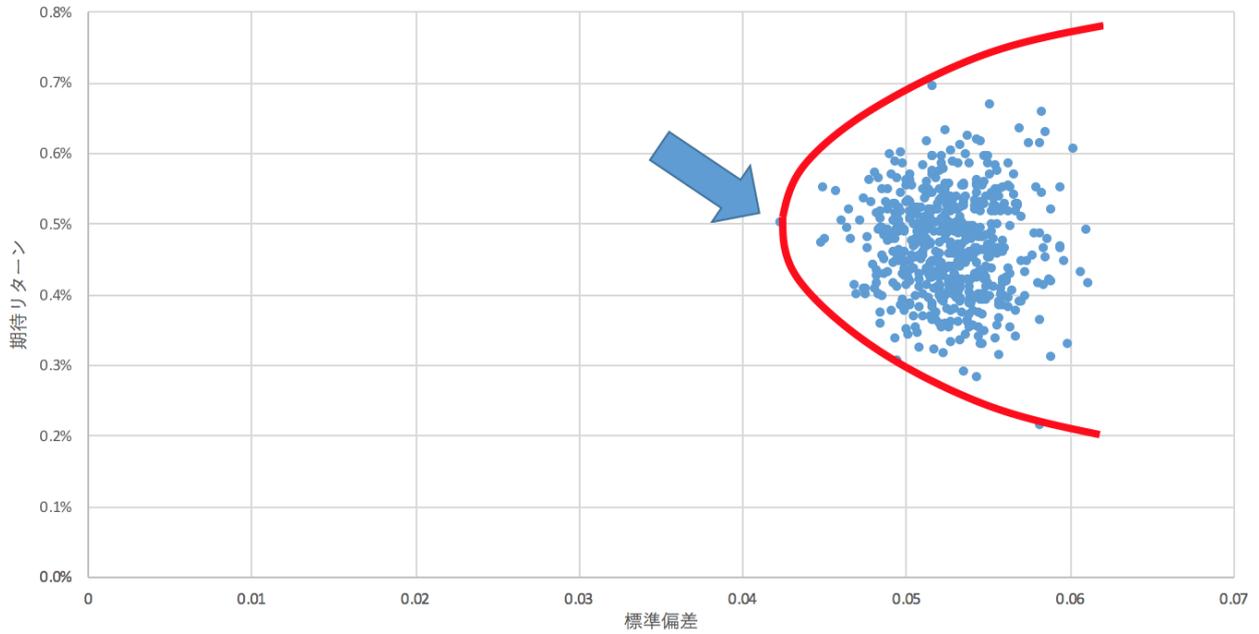
$$\text{subject to } g(w_1, w_2 \dots w_{18}) = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} = \frac{\partial L}{\partial w_2} \dots = \frac{\partial L}{\partial w_{17}} = 0$$

(3) の式は、(2) 式をラグランジュの未定乗数法を用いて、 w_1 から w_{17} まで偏微分するということを示している。これにより (2) 式の最小値、すなわち投資可能集合のうち、リスクが最小となる各企業への投資割合を導き出すことができる。

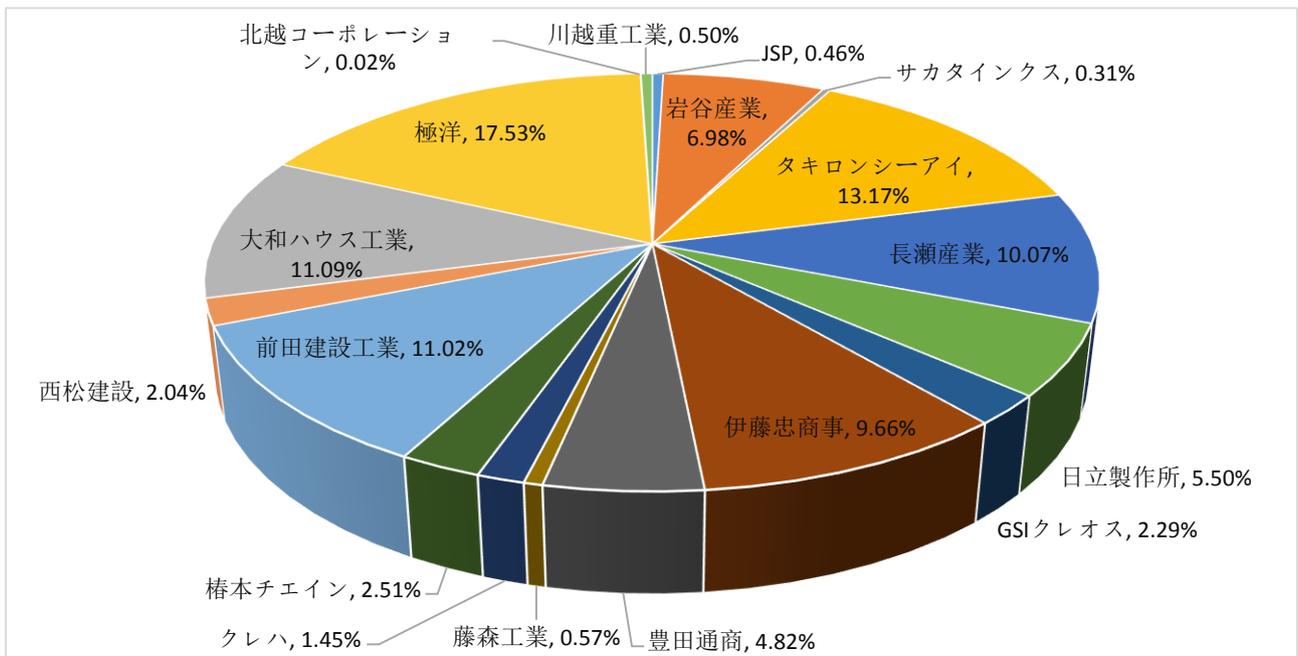
図9が、18銘柄の投資可能集合を示したものである。なお、これらは11月末までの過去5年間のデータを用いて算出した値である。そして、赤色の曲線がその効率的フロンティアを示している。その中でも、リスクが最小となる投資比率の組み合わせとなるのが、矢印で示した点である。

図9 18銘柄の投資可能集合



各企業の必要な株式数を算出して少数第一位で四捨五入を行い、それに従ってポートフォリオを構築する。ここで、株式数の関係で調整した後の各企業の投資割合を図10に示す。なお、この投資割合で構築した本ファンドの月次期待リターンは0.5%、リスクは0.0423となる。

図10 調整後の投資割合



4章 パフォーマンス分析

本ファンドでは、ベンチマークとのパフォーマンスの差異を計測するために、2015年11月末時点（100）として、2019年11月末まで複利運用でそれを保有し続けた際の両者の資産変動割合を求めて比較を行う。それに加えて、運用効率を測る指標の一つであるシャープ・レシオも同様に用いて比較を行う。なお、本ファンドでは、2019年11月末までの過去5年間の月次データを用いて両者の値を算出する。最後に、直近のデータである2019年11月末から12月末までの1か月間の両者のパフォーマンスも見ておく。そして、本ファンドの構成銘柄のうち、直近のリターンへの貢献度が高かった銘柄について紹介する。本ファンドでは、配当分が反映されない純粋な株価の月次データから両者の値を比較するため、ベンチマークとして配当なしTOPIXのデータを用いる。それぞれの結果については、下記の通りである。

4.1 資産割合分析

5年前から2019年の11月末にかけての資産変動割合は図11に示した通りである。

図11 資産変動割合

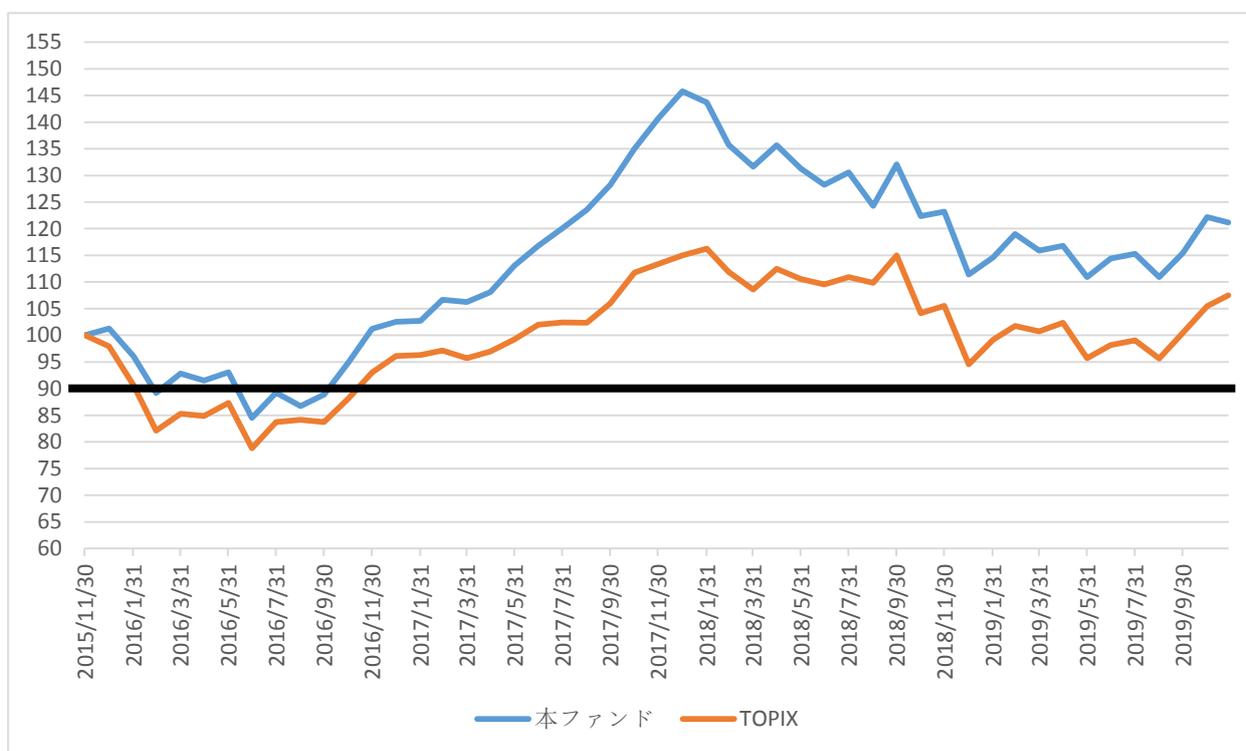


図11から、本ファンドの運用成績は、ベンチマークであるTOPIXをアウトパフォームしており、より優れた投資商品であることが示された。

4.2 運用効率分析

シャープ・レシオとは、1単位のリスクから得られる超過リターンを測定する指標であり、この値が高いほど運用効率の良いポートフォリオであることを示す。ここで、超過リターンとは、ポートフォリオのリターンからリスクフリーレートを差し引いた値のことである。定義式については以下に示す通りである。

$$\text{シャープ・レシオ} = \frac{\text{ポートフォリオリターン} - \text{リスクフリーレート}}{\text{ポートフォリオ標準偏差}}$$

なお、本ファンドでは、リスクフリーレートとして11月末時点の日本国債10年利回りである-0.079%を12で除して月次化した-0.0066%を用いる。この値に加えて、両者の過去の騰落率から求めたリターンと標準偏差を用いて算出された結果は、下表に示す通りである。

表7 シャープ・レシオ

	月次リターン	リスクフリーレート	標準偏差	シャープ・レシオ
本ファンド	0.5037%	-0.0066%	0.0423	0.1206
TOPIX	0.2570%		0.0421	0.0626

表7から、本ファンドのシャープ・レシオはベンチマークであるTOPIXの約2倍であり、本ファンドの運用効率がより高いことが示された。

4.3 直近1ヶ月間のリターン分析

両者それぞれの直近1か月間のリターンは図12の通りである。

図12 直近のリターン比較

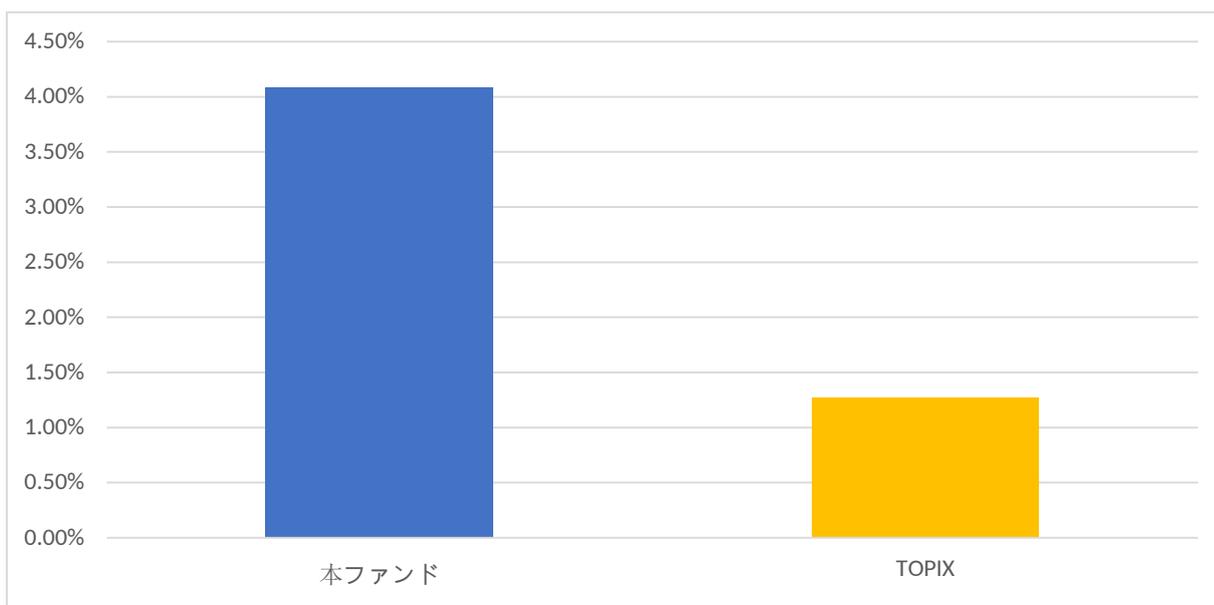


図12に示されているように、直近1か月間の本ファンドのリターンは4%を超えており、TOPIXのリターンの3倍以上の成果を上げている。

次に、本ファンドのリターンに対する各銘柄の貢献度については、図13の通りである。ここで、貢献度とは、各銘柄の投資割合とリターンをそれぞれ掛け合わせた値を示す。

図13 直近リターンの貢献度

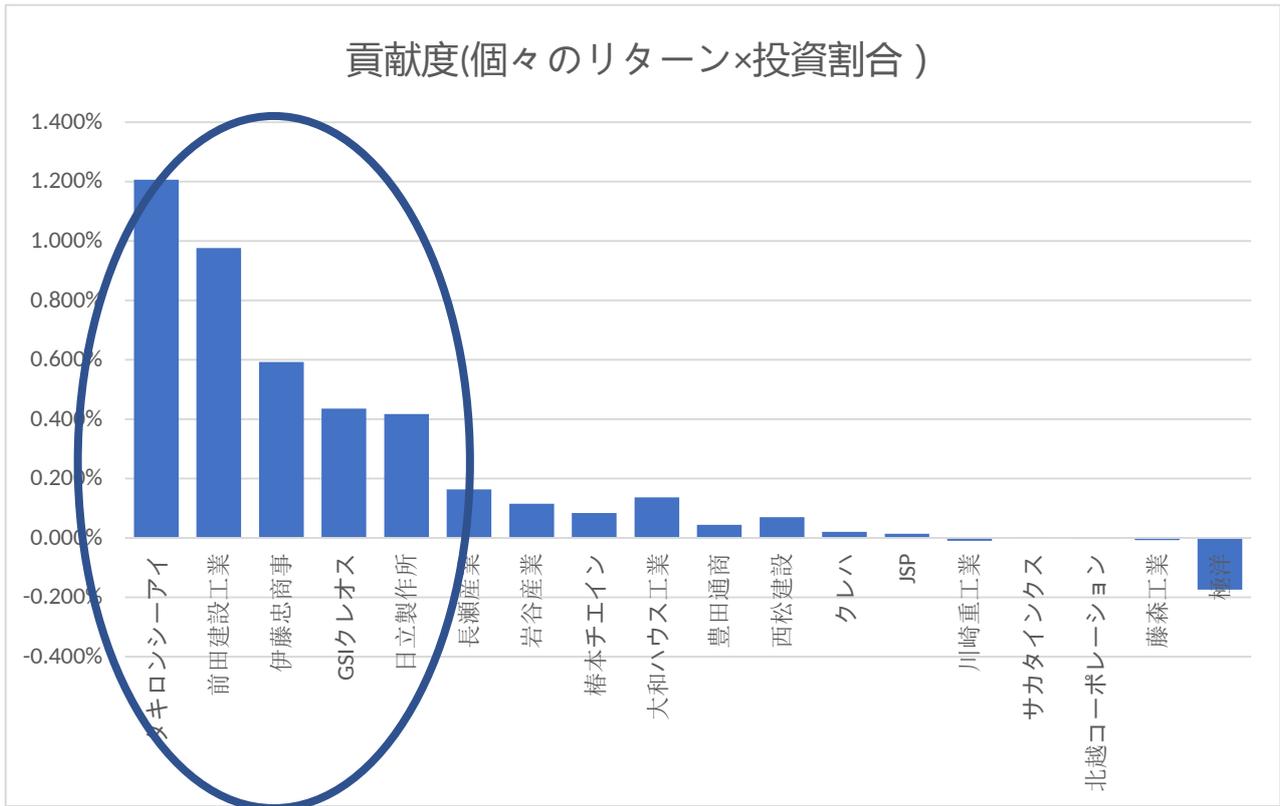


図13に示されているように、本ファンドのリターンはその大部分が丸印で囲った貢献度上位5銘柄によって生み出されていることがわかる。なお、タキロンシーアイは、「化学」に分類される企業であり、樹脂系の製品を製造している。また、GSIクレオスは、「卸売業」に分類される企業であり、繊維製品と工業製品を主に扱っている。これらの5銘柄は、前述した景気循環業種に属している企業である。一方で、デフェンシブ業種の「水産・農林業」に属しており、すしネタなどの水産品を扱っている極洋は、貢献度がマイナスの値となっており、リターンを押し下げている。これらについては、最近、米中貿易摩擦やイギリスのEU離脱問題などの今後の景気の重しとみられていた問題の解決に進展があったことによって、デフェンシブ業種の銘柄が売られ、逆に景気循環業種の銘柄が多く買われたためであると言えるだろう。

5章 まとめ

本ファンドでは、海洋プラスチックごみ問題に着眼し、同問題の解決に取り組んでいる企業に投資を行った。本ファンドのポートフォリオは、3段階のスクリーニングによって株価上昇の見込みが高い銘柄のみで構成されているため、同問題の解決の一助となるだけでなく、ファンドの使命であるリターンの獲得も十分期待される投資商品となっている。中でも第二スクリーニングにおいて、世界的に注目されている人工知能の技術を用いて機械学習による株価予測を行い、それに基づいて企業を選定したことが本ファンドの最大の特徴である。また前述したように、5年間の資産変動割合、直近1か月間のリターン、そしてシャープ・レシオの3観点から本ファンドのポートフォリオはTOPIXと比較して相対的に優れており、投資価値の高い商品であると言えるであろう。一方で、今後の課題としては、ポートフォリオの小型株の割合を増やすことが挙げられる。同問題に取り組んでいる企業の多くが大型株であったため、本ファンドの構成銘柄は、時価総額上位1000位以内に集中してしまった。今後、本ファンドの構成銘柄をはじめとした同問題の解決に取り組む企業群によって、より多くの企業が触発され、同様に取り組みを進めることが期待される。それが実現すれば、本ファンドの投資対象企業数が規模の大小を問わず増加するため、ジェンセンの α やファーマフレンチモデルなどを用いたスクリーニングを行ってポート

フォリオを構築することで、より高いリターンを獲得することが可能になるであろう。

6章 課外活動

6.1 海洋プラスチックについてのインタビュー

私たちは海洋プラスチックごみ問題についてより理解を深めるために、関西学院大学の非常勤講師であり、環境経済学や廃棄物経済学などを専門にしている横山孝雄教授にお話を伺った。

Q1. 海洋プラスチック問題に対して、民間企業からのアプローチは効果的なのか？

A. もちろん。このような事態を引き起こした原因は、生産者である企業だ。この問題の張本人である企業こそ、真っ先にこの問題に取り組むべきである。有名な企業が取り組むことによって、マスコミがそれを報道して話題になる。そうすることで多くの企業がこの取り組みに参加し、まだ取り組んでない企業も参加していかねばならない風潮になる。そのため、何よりも民間企業が積極的に行動していくことが重要となる。

Q2. CLOMA や経済団体連合の取り組み事例集について、どう思うか？

A. 肯定的であり、このような活動がもっと活発に行われるべきだ。海外には、政治に影響を与えるほど大きな力を持った環境団体が多く存在する。例えば、1892年にジョン・ミューアが設立した環境保護を促進する「シエラクラブ」という団体は、セオドアルーズベルト大統領の心を動かすことで、アメリカ初の国立公園となるヨセミテ国立公園の設置に大きく貢献した。一方で、日本には大きな環境保護団体が存在しない。その上、日本の政府は の調整をしてからでなければ動きが取れないため、対応が遅くなってしまう。そのため、CLOMA や経済団体連合のような取り組みは斡旋していくべきである。

Q3. 海洋プラスチック問題に対して、消費者としてできることは何か。

A. この問題の解決に取り組んでいる企業を支援することである。その手段として、投資やその企業の商品を積極的に購入するということが挙げられる。



(横山教授との撮影写真)

7章 コンテストからの学び

本コンテスト内において、私たちは主に三つの大きな学びを得られた。一つ目に、海洋プラスチックごみ問題については、今まで漠然とした理解しかなかったが、コンテストを通してその問題の喫緊性について知ることができた。それに加えて、日々の生活におけるプラスチックへの依存度を知るきっかけとなった。私たちはプラスチックごみ問題の解決に向けて、今後も研究活動を続けていくつもりである。二つ目に、論文作成については、その難しさを知り、他者と協力して進めることの重要性について学ぶことができた。私たちはコンテストを通じて、時に衝突しながらもお互いの不足している部分を補い合うことで論文の精度を向上させることができた。また、先輩方や大学の教授陣にも協力を要請し、研究を進めたことも精度向上に大きく貢献したと考えている。特に、指導教員として様々なことを教えてくださった亀田啓悟先生には感謝してもしきれない。コンテスト終了後も、私たちは4年生時の研究活動において、協力し合ってよりよい研究を行っていくつもりである。三つ目に、投資についての理解を深められたと考えている。具体的には、リスクとリターンの関係性などの基礎的な概念から、投資哲学や投資の意義などの本質的な側面についてまで幅広く学ぶことができた。私たちは、近年日本で加速している「貯蓄から投資へ」という波に遅れることなく、コンテスト終了後も投資について更に学びを深め、将来的にはNISAやIDECOなどの制度を利用した投資活動を行おうと考えている。

参考文献

1. CLOMA, 「「クリーン・オーシャン・マテリアル・アライアンス (仮称)」設立に向けたコミットメント」(2018年11月20日) (<https://cloma.net/about/>)
2. 経済団体連合会, 「SDGsに資するプラスチック関連取組事例集」(第三版)(2019年2月15日) (https://www.keidanren.or.jp/policy/2018/099_jirei.pdf)
3. CLOMA, 「CLOMA 会員リスト」(2019年11月27日) (<https://cloma.net/memberlist/>)
4. 内藤三千郎, 「日本株市場」、金融財政事情研究会(2018年6月)
5. 李政元「多変量解析の直感的入門～相関から学ぶ多変量解析～」関西学院大学総合政策学部「データ分析Ⅱ」2018年度講義資料
6. 桜井久勝, 「企業価値評価の実証分析」, 中央経済社(2010年6月)
7. 松下敏之・高田裕, 「ファンダメンタル分析の手法と実例」, プチ・レトル社(2017年7月)
8. 渡辺睦夫, 「線形代数」, 培風館(1984年10月)
9. 富島佑允, 「ファイナンス理論入門」, CCCメディアハウス(2018年4月)
10. 伊藤邦雄, 「企業価値評価」, 日本経済新聞出版社(2007年3月)
11. 砺波元, 「資産運用のパフォーマンス測定」, 金融財政事情研究(2000年8月)
12. 東洋経済新報社, 「会社四季報 2019年3集」, 東洋経済新報社(2019年7月)
13. 東洋経済新報社, 「会社四季報 2019年4集」, 東洋経済新報社(2019年10月)
14. Gall&Thompson, 「The impact of debris on marine life」, Marine Pollution Bulletin, 2015, Volume92, Issues1-2, Page170-179
15. NATIONAL GEOGRAPHIC, 「人体にマイクロプラスチック、初の報告」, (<https://natgeo.nikkeibp.co.jp/atcl/news/18/102400459/>) (2019年10月3日取得)
16. NATIONAL GEOGRAPHIC, 「第4回 マイクロプラスチックの健康への影響は?」, (<https://natgeo.nikkeibp.co.jp/atcl/web/18/053000010/053100004/?P=1>) (2019年10月5日取得)
17. 国際協力開発機構, 「APEC Marine Resources Conservation Working Group」, 2009. (2019年12月5日取得)
18. 国際連合環境計画, 「Single-use Plastics: A roadmap for Sustainability」, 2018. (https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/25496/singleUsePlastic_sustainability.pdf) (2019年11月5日取得)
19. 環境省, 「プラスチックリサイクルの基礎知識2018」, 2018. (<https://www.pwmi.or.jp/pdf/panf1.pdf>) (2019年11月5日取得)
20. SDGs JOURNAL, 「SDGsが拡大する合理的な理由」, 2019. (https://sdgs-support.or.jp/journal/esg_enlargement/) (2019年12月5日取得)

21. 外務省, G7 伊勢志摩サミット, 2016. (https://www.mofa.go.jp/mofaj/ecm/ec/page4_001562.html)
外務省, G7 シャルルボアサミット, 2018. (https://www.mofa.go.jp/mofaj/ecm/ec/page25_001321.html)
22. 日本経済新聞, 『ダボス会議、「持続可能な世界」をテーマに』(2019年10月17日)
(<https://www.nikkei.com/article/DGXMZ051085030X11C19A0FF1000/>)
23. WWF ジャパン, 「海洋プラスチック問題について」(<https://www.wwf.or.jp/activities/basicinfo/3776.html>)
(2019年9月3日取得)
24. 西尾哲茂, 「ど〜する 海洋プラスチック [第2版]」, 信山社 (2019年8月8日)
25. 重化学工業通信社・石油化学新報編集部, 「海洋プラごみ問題解決への道」(2019年4月22日)
26. 保坂直紀, 「クジラのおなかからプラスチック」, 旬報社 (2018年12月25日)
27. 小林孝雄・岸田敏夫, 「新・証券投資論Ⅰ理論篇」, 日本経済新聞出版社 (2009年6月)
28. 伊藤敬介・荻島誠治・諏訪部貴嗣, 「新・証券投資論Ⅱ実務篇」, 日本経済新聞出版社 (2009年6月)
29. 清水順子・大野早苗・松原聖・川崎健太郎, 「徹底解説国際金融:理論から実践まで」, 日本評論社 (2016年5月)
30. 枇々木規雄, 「金融工学と最適化」, 朝倉書店 (2001年3月)
31. 高田秀重・田中厚資・山下麗, 「Marine Plastics Pollution」, 日本生態学会誌, 2016, 66巻1号, Page51-68
32. 瀬之口潤輔, 「株価の局面変化に対する要因抽出」, 人工知能学会研究会資料, 2013.
33. 日花弘子, 「Excel で学ぶ統計解析本格入門」, SBクリエイティブ (2019年2月)
34. 清水裕士・[フリーの統計分析ソフトHAD:機能の紹介と統計学習・教育, 研究実践における利用方法の提案](#) メディア・情報・コミュニケーション研究, 1, 59-73 (2016年).