

金融投資における AIの活用

人間は人工知能に代替されるのか

慶應義塾大学商学部 鶴光太郎
研究会 6期

小室 光

小室 直也

関 友太

1. はじめに

2. 人工知能について
 - 2.1. 人工知能の定義
 - 2.2. 人工知能による高度な推論が可能になるに至るまで
 - 2.3. 人工知能の機能
 - 2.4. 非構造化データと人工知能
 - 2.5. 一般的なAIの活用例

3. 現在までの人間による投資手法
 - 3.1. 投資について
 - 3.2. 投資家の投資手法
 - 3.3. 投資にかかわる人間の職種

4. 現在の金融投資における人工知能の活用例・実績
 - 4.1. AI活用投資の代表例の紹介
 - 4.2. ロボ・アドバイザーの実例
 - WealthNavi
 - 楽ラップ
 - 4.3. AIファンドの実例
 - ブラックロック米国小型株式 ビッグデータ戦略ファンド
 - Yjam プラス
 - A I 活用型世界株ファンド（通称ディープAI）
 - GSグローバル・ビッグデータ投資戦略
 - 三菱 UFJ 国際投信 eMAXIS Neo
 - 4.4. デイトレーダーのアルゴリズムを生み出すAI

5. 人工知能と投資信託の親和性
 - 5.1. 人工知能の能力からみる親和性

- 5.2. 日本の投資層からみる親和性
- 5.3. コスト面からみる親和性

- 6. 人間と人工知能の比較
 - 6.1. AI投資の課題
 - 6.2. 人間にしかできないこと
 - 6.3. 得意な投資期間の差異
 - 6.4. 人間とAIの共存、拡張

- 7. 今度の展望
 - 7.1. ハイブリッド型人工知能の提案

- 8. 参考文献

1. はじめに

昨今、「フィンテック」という言葉がメディアで頻出する。フィンテックとは、ファイナンス(Finance)+テクノロジー(Technology)を合体した造語である(FinTech)¹ ことは言うまでもない。この言葉が使われだした当初はベンチャー企業の新しい取り組みという意味合いが強かった。

しかし、近年フィンテック分野に進出するIT企業は急増しており、金融業界においてもIT業界においても主流の開発分野であるといえる。図表 1-1 に示したようにフィンテック企業への投資額は2013年の約45億9000万ドルから2015年の約 223 億ドルに急増し、その増加額は4.85倍にもなる。²

(図表1-1)

また、図表 1-2 では2015年の国ごとのフィンテック投資金額を表している。日本の投資額は約6900万ドルであり、シリコンバレーがあるアメリカとの差は歴然である。ほかにもイギリスといった欧米諸国よりもフィンテックへの投資意欲は低く。フィンテック急進国であるフィンランド等には一気に差を詰められていることがわかる。

(図表1-2)

発展する科学技術の中でも、人工知能(AI: Artificial Intelligence)を活用したテクノロジーの進歩は目覚ましく、フィンテックに限らず様々な分野での活躍が期待されている。しかし、アメリカの人工知能研究者Ray Kurzweil(2005)は、「2045年には人工知能は万能となり、人間の英知を超越する『シンギュラリティ(技術的特異点)』が到来する」と公言しており、人間が不要とされる時代が来るのではないかと懸念される。人工知能の活躍により、職業選択の価値観は大きく変貌すると予想され、就職活動を控えた私たちにとって身近であり不安にも感じる話題である。いずれは金融分野においても人工知能がすべての仕事を果たし、人間の役割は代替されるのではないだろうか。日本の大手金融機関が

¹ アクセンチュア「フィンテック 金融維新へ」2016 p. 31

² 同上

変革に着手している今、そうした現状を把握する意味も込めて今回このテーマを選択して論文を執筆した。

本論文では、人工知能の活用の中でも、特に金融分野に着目し、人工知能の進展によって、金融における人間が担う役割がいかに変容していくかを論じる。本論文の構成は以下の通りである。

第2章ではそもそも人工知能とは何かというところから議論を始め、歴史や仕組みを紹介し、何故フィンテック分野の発展が目覚ましいかを例示を交えながら論証する。第3章では現在まで行われてきた人間が主体の投資手法を取り上げ、中でも投資信託に注目する。投資信託において人間が果たしてきた役割や分析手法から整理し、第4章では現在の金融投資における人工知能の活用例を見てゆく。そして第5章では前章ではなぜ人工知能と投資信託において親和性が高いかを活用例からわかる人工知能の能力やコスト、更には日本の投資層という観点から論じる。第6章では人工知能と人間の比較を行う。AI投資の課題について言及したうえで人間にしかできないことを確かめ、それが顕著に表れる投資期間を例にとりつつ人間とAIの共存の可能性を探る。そして第7章では人工知能の今後の発展の方向性についても示唆する。

2. 人工知能について

2.1. 人工知能の定義

人工知能（以下、AIとする：Artificial Intelligence）とは文字通り人工的につくられた知能を持つ機械や技術のことを指すが、定義については様々な見解がある。荒屋(2005)はそれらの見解には「知的な情報処理をコンピューター上で実現できる」³ という点が共通していると述べている。

一方で、知的な情報処理とは何かという点は曖昧であり、定義された時代によって異なる。人工知能学会(1990)は、「そもそも『知性』や『知能』自体の定義がない」⁴ としながらも、「人工知能は大量の知識データに対して、高度な推論を的確に行うことを目指したも

³ 荒屋真二「人工知能概論」2005 p.1

⁴ 人工知能学会「人工知能のFAQ」1990

の」⁵ という見解を示しており、現代におけるAIについて論じる上で大量の知識データ（ビッグデータ）との関係を常に意識する必要がある。また、松尾(2015)は、「人間のよ
うに知的であるとは、（中略）データの中から特徴量を生成し現象をモデル化すること」
である⁶ と定義している。

本論文ではこれらの見解をまとめ、現代におけるAIを「ビッグデータを用いた高度な推論
をコンピューター上での確に行い、現象のモデル化を目指したシステム」と定義する。

2.2. AIによる高度な推論が可能になるに至るまで⁷

AIは1950年代後半から開発が始まった比較的新しい研究分野であり、ビッグデータを用い
ることができるようになったのは21世紀に突入してからである。AIは研究が進む過程で三
度のブームを経て成長を遂げている。

（図表2-1）

第一次AIブームは1950年代後半から1960年代にあたり、コンピューターによる「推論」や
「探索」が可能になった。当時のAIでは迷路などの単純な思考はできても様々な要因が複
雑に絡む現実の問題には歯が立たなかった。第二次AIブームは1980年代にあたり、コンピ
ューターが推論するために必要なデータを与えることでAIが更に思考を深めることがで
きるようになった。しかし、コンピューターが理解できるように整理されたデータを人が用
意する点において非常に困難を極めた。ここまでのブームは、当時の技術的な限界と人々
の期待が大きく乖離していたことが原因となりブームが終焉したとされる。

そして、2000年代から現在まで第三次AIブームが続いている。今までのブームではAIが人
の手から離れられないことが課題とされてきた。しかしビッグデータを活用してAI自身が
考える「機械学習」が実用化されたことで、AIは大きな転換期を迎えている。さらに、現
代のAIの最大の特徴である深層学習、人間の脳神経回路を再現した自分の思考回路で考え

⁵ 人工知能学会「一般社団法人 人工知能学会設立趣意書」1990

⁶ 松尾豊「人工知能は人間を超えるか」2015 p. 45

⁷ 総務省「情報通信白書」2016

る学習方法「ディープラーニング」が登場したことが現代の技術革新を大きく支えている。ディープラーニングに関する詳細は後述するが、ディープラーニングが開発される以前は人間が手動で特徴量（対象を認識する際に注目すべき特徴は何かを定量的に表すこと⁸）を設計していたが、これにより画像や音声などを認識して自動で特徴量を作り出すことが可能になった。

2.3 人工知能の機能

ここでは現在の第三次AIブームに着目して、機械学習ならびに深層学習（ディープラーニング）に注目して、論じていく。そもそも第三次ブームにおけるAIの目的は人工的に人間の知能を模倣することを目的としている。それゆえ、様々なデータやアルゴリズムを用いて、人間のように学習し、知識をもとに推測することが第三次ブームにおけるAIの基本的な機能となっている。そのような推測を行うためには経験や知識を手に入れる学習と呼ばれるデータのインプットが必要であり、その学習方法は機械学習、一言でいえば「データを活用することで賢くなるアルゴリズム」⁹ のことである。機械学習ではデータから機能的に規則やパターンを導くことができる。例えば文字を認識するのならば、「1」という文字の特徴を規則で書くのではなくて、様々な「1」の画像から機能的にその特徴を導き出すことをいう。

そのような機械学習をさらに発展させていったものがディープラーニングである。ディープラーニングでは特徴表現を自ら取り出すことができるようになっている。例えば、分析の対象を区別する際に「目の付けどころ（特徴量）」を自動的に見つけ出し、学習していく。画像認識技術においては例えば「色と形に注意」のように着目すべき特徴（特徴量）を人間が指定する必要があったが、このような第3次ブームで注目されているディープラーニングでは大量のデータを読み込ませることによって、人間の脳神経回路をモデルにした多層構造アルゴリズム「ディープニューラルネットワーク」（注）を用い、特徴量の設定や組み合わせをAI自ら考えて決定することができるようになった。

このような大量のデータをもとに自ら考えて、推測するディープラーニング技術により、

⁹ 日経BPムック「この一冊でまるごとわかる！人工知能ビジネス」

AIは様々な技術を身に着けることが可能となった。画像や動画を入力とし、文字や顔などの特徴を認識する画像認識技術もその一例にあたる。画像や動画内の背景から特徴を分離抽出し、変換を行うことで目的となる特徴を特定し、認識する。この画像認識の技術はFacebookのタグ付け（顔認証）や感情分析、自動運転で障害物をよける際に使われたりしている。

2.4 非構造化データと人工知能

自然言語は曖昧性、同義表現の存在、省略・行間の存在からコンピューターで扱うのが難しいとされていたが、2.3で紹介したディープラーニングにより、人間が日常的に使う自然言語（書き言葉・話し言葉）をコンピューターに理解させる自然言語処理技術も可能になった。これらのデータは企業の株価などをはじめとした数値でデータである構造化データに対し、非構造化データと呼ばれる。非構造化データは自然言語や画像、音声データを指し、具体的にはアナリストレポートやSNSでのテキスト、衛星画像、記者会見なども含まれる。構造化データは数理システムで機械的に資産運用する投資システムであるクオンツ運用(3.1で後述)などに利用されていたが、AIの発展により非構造化データの活用も増えだし、AIの投資分野への応用が進み始めた。

非構造化データの金融投資分野での活用の例として、ニュースを利用したマーケットの判断があげられる。例えば、日々大量のマーケット関連のニュースが読まれているが、もし景気に関するニュースがポジティブであった場合、日本株が上昇するというような関係性があることに誰かが気付いたとする。しかし、その人は常日頃ニュースをチェックしているわけにもいかず、体調等の影響から、毎回同じ基準でニュースが景気に関してポジティブかネガティブか判断することは難しい可能性が高い。一方AIの場合、文章がどれぐらいポジティブかネガティブかを判別できるように学習させれば、機械のため体調などは関係なく、常に毎回一定のルールの下で、扱う文章が景気に関してどれぐらいポジティブなものであるかネガティブなものであるか判断することができる。このように人間よりも大量の非構造化データを読み、判別することで、人間では投資判断材料へと変換しにくい情報をマーケット情報に役立てることが可能となった。

2.5 一般的なAIの活用例

この節では、投資以外においてAIが実際にどういった使われ方をしているのかを2つの例をあげてみていく。

金融業界では日本においてもAIの活用が注目されているが、アメリカではすでに顧客対応や事務作業などでAIの活用が進んでいる。主に機械学習、言語処理の機能が用いられていて、不正検知や与信審査といったデータ分析業務において機械学習機能が用いられている。不正検知では、カードの利用時間、利用店舗、利用額などの大量のデータをAIが処理し、クレジットカードやデビットカードなどの不正取引の特徴を学習、検知する。AIはこれまでの人間の構築した不正検知モデルよりも高い精度で不正検知が可能で、またAIがデータ分析を自動化させるため、モデルの更新も随時可能であり、常に新しい不正取引に対処できる。

言語処理機能を用いて開発されたのが、入力されたテキストや音声の意味を理解し、あらかじめ作成された会話シナリオと照らし合わせて顧客の問い合わせに自動的に応じるチャットボットである。チャットボットでは口座残高などの確認やクレジットカードの支払い等の簡単な金融取引を行うことができるほか、顧客の家計、資産情報を管理するパーソナル・フィナンシャル・マネジメント機能を備えたものも多い。三井住友銀行においても、日本マイクロソフトと共同開発した対話型AI自動応答システム「SMBCチャットボット」をシステム環境に関する行内照会窓口や人事関連の規定や手続きの照会窓口にも導入し、照会応答業務の迅速化や効率化を図っている。

AI搭載掃除ロボット

AI技術が活用されていて、一般的に普及したものの例として掃除ロボットのルンバが挙げられる。ルンバとは、iRobotが販売する人の代わりに自動で掃除を行うロボットである。ルンバには「iAdapt」というAIを用いた基本制御プログラムが搭載され、あらゆる状況に対応し、効率的に掃除を行うことができる。ルンバは数十のセンサーで部屋の情報を詳しく収集し、AIがその情報から毎秒60回以上の状況判断を行い、40以上の行動パターンから最適な動作を選択、実行する。そのため、ルンバは部屋の家具にぶつかったり、同じ場所を掃除することなく、掃除が完了すれば自ら充電器に戻ることができるのだ。また、赤外線センサーを設定すれば、ルンバにとっての見えない壁が造られ、人間が侵入されたくない場所を認識させ、回避させることができる。

ルンバに搭載されている「iAdapt」は進化を続けており、2015年のアップデートでは画像認識を取り入れ、本体にカメラを搭載し、障害物や自身の位置を画像情報からも把握できるようになった。初期のルンバは掃除する部屋のサイズに合わせて使用者が設定を変更する必要があったが、現在のルンバは使用者が掃除したい部屋に置いて開始ボタンを押せば、どのような部屋の大きさでも自動で判断し、掃除を行うようになっている。ルンバは2002年の最初の販売から現在に至るまで技術進化・発展が行われている。

レコメンドエンジン

電子商取引のサイトには、各消費者に合わせて商品を推薦するレコメンドエンジンというAIを用いたアルゴリズムが使用されている。レコメンドエンジンには主に協調フィルタリングとコンテンツベース・フィルタリングがある。協調フィルタリングは、Aという商品を買った人はBという商品も買うことが多いので、Aを買った人にBを推薦するというものだ。協調フィルタリングがデータとして用いるのはウェブアクセス履歴やユーザーの行動履歴などで、商品自体の情報は必要としない。そのため、購入・閲覧した商品とは一見共通性がない意外な商品が推薦されることもある。

コンテンツベース・フィルタリングとは商品の属性情報とユーザーの嗜好情報を基にした推薦を行うものである。つまり、商品Aを閲覧している人に商品Aと類似性のある商品Bや商品Aと同じメーカーの商品Cを薦めるということだ。商品の属性はあらかじめグループ化されていて、ユーザーがどの属性タイプの商品を好んだかということでユーザープロファイルを構築していく。レコメンドエンジンはAIの機能を用いることで、より大量のデータをリアルタイムで、素早く分析することができる。

インフルエンザ予想

次に、ビッグデータを利用したAI活用についてみる。Googleは、インフルエンザに関する検索ワードからインフルエンザの流行をリアルタイムで予測する「Flu Trends」というサービスを開発した。「Flu Trends」は、CDC（アメリカ疾病予防管理センター）が1～2週間ほどかかる流行の特定を、1日ほどで行うことができる。Googleは、まず米国人が検索時に入力した言葉のうち、上位5000万件を抽出した。その中でグーグルは、膨大な数式

モデルを使って検索語を分析し、CDCのデータと比較検討して45語の単語を発見し、この45語が検索されている地域を流行地域として特定した。Googleが正しく関連語を特定することができたのは、人間の先入観を捨て、一見インフルエンザとは関連性のない単語でも選択できる客観性を持っていたからである。

しかし、その後インフルエンザ予想は機能しなくなった。豚インフルエンザの流行を予測できず、インフルエンザの流行率を過大評価していたのだ。人間の行動はいつも同じとは限らず、検索語も日々変化しているが、「Flu Trends」はその変化に追いつくことができなかった。AIはデータ中心科学だが、このことからデータを過信せず従来の仮説から検証する科学的手法を捨て去ることはできないとわかる。

ここまでAIの機能、活用について述べてきた。この論文の骨格となる金融投資におけるAIの活用を考える前にまず、現在行われている投資について投資手法、投資にかかわる人間の職種について次の章で整理していく。

． 現在までの人間による投資手法

3.1 投資について

この節では、従来の金融投資の主な種類についてみていきたい。具体的には株式、債券、為替だ。まず株式とは、株式会社の事業資金を提供する出資者に、出資の証拠として発行されるものである。株式を購入することで、購入者はその会社の株主になる。株式を所持していれば会社の収益によって配当を得たり、株主優待を受けられたり、会社の経営に参加することができるが、投資の手段としては株式の売買が挙げられる。会社の業績や社会情勢などによって変動する株価から、投資収益を得ることができる。企業価値に対して株価が割安の時に株を購入し、株価が上がったときに売却すれば、上がった分だけの利益を得ることができるのだ。

株式には株価の変動による元本割れのリスクがあるため、少しでもリスクを減らしたい投資家には債券投資がある。債権とは、国や企業が投資家からまとまった資金を調達することを目的として発行するものである。債券を購入すると、定期的に利率分の利子を受け取

ることができ、満期日には額面金額である償還金を受け取ることができる。

このように債券は、満期日に額面金額が返金されることが約束されているので株式に比べて安全性が高い。また、マーケットにおいて売買することもできるが、この場合は債券価格が変動するため元本割れのリスクが生じてしまう。株式投資に比べると収益率が低い債券投資であるが、現在の預金金利の低さを考えると、同様に元本保証がある中で銀行に預金するより効率的な運用であると考えられる。

最後に外国為替証拠金取引というドルやユーロなどの外国通貨（為替）を交換・売買し、その差益を目的とした投資だ。通称FX（Foreign Exchange）と呼ばれていて、為替相場の変動から利益を得ることができる。FXではレバレッジという自己資金の数十倍の金額で取引できる仕組みがあり、高い投資効率と同時に、予想が外れた場合には損失額が多くなるという特徴を持つ。

これらの投資を実際に自ら行う投資家を個人投資家と呼ぶ。一方、自分ではなくプロの投資家に自分の資金を任せたい人のためにあるのが投資信託だ。投資信託はファンドとも呼ばれ、不特定多数の投資家から資金を集め、1つにまとめて信託財産として運用する仕組みの総称である。投資信託は販売会社を通じて集められ、受託銀行（信託銀行など）が資産を保管・管理し、投資信託会社が運用する仕組みをとっている。投資信託のメリットとして挙げられるのは、多額の投資金があるために分散投資を行ってリスク回避を行えること、そしてプロの投資家に運用を任せられるため知識がなくても資産運用を行うことができるという点だ。投資信託協会によると、2017年時点で日本国内投資信託保有率は16%と、一定の需要があるとわかる。

3.2. 投資家の投資手法

AIを活用した金融投資について論じるために、人間の投資家が行ってきた投資手法について論じていく。主に分析の手法として用いられているのはファンダメンタルズ分析、テクニカル分析、そしてクオンツ分析だ。

ファンダメンタルズ分析

ファンダメンタルズとは経済活動の状況を示す基礎的な要因のことで、経済の基礎的条件と訳されている。ファンダメンタルズ分析は、財務内容、企業業績、株価指標等を重視して投資判断をする手法である。株式の価値を決定するのは、企業の財務状況や業績状況であり、PER（株価収益率）、PBR（株価純資産倍率）、ROE（株主資本利益率）などが代表的な指標として使われる。企業のファンダメンタルズ分析では、株式の本質的価値と市場価格にギャップが存在しても、いずれは本質的価値が市場で実現されるという考え方を重視している。つまり企業価値と比べて現在の株価が割安でも、将来的には企業価値に見合った株価に上がるということである。

テクニカル分析

テクニカル分析とは株価や為替などの将来の値動きを価格や出来高などの過去の動きから予測する分析方法である。投資家心理が株価形成に反映され、そうして決定された市場価格は全ての情報を織込んでいるという考え方に基づいている。価格や需給の動きを時系列でグラフ化したものをチャートと呼び、このチャートで表されるグラフの形などを分析して今後の値動きを予想する。ローソク足¹⁰、MACD¹¹（移動平均収束拡散手法）、ボリンジャーバンド¹²、RSI¹³（相対力指数）などの分析手法を各投資家の裁量で併用して、将来の値動きを予想する。

クオンツ分析

クオンツとは高度な数学的手法を用いてさまざまな市場を分析したり、さまざまな金融商品や投資戦略を分析したりすること。金融工学という高度な知識を駆使して市場や金融商品の分析を行っている。近年ではデリバティブ運営やリスクマネジメントにおいても重要な役割を担っている。機関投資家においては率・計量モデルに基づく将来予測等により、運用モデルを開発・実装することを役割とするクオンツアナリストという職種が存在している。

¹⁰ 始値、高値、安値、終値の4本値の値動きを時系列に沿って表示したもの

¹¹ 短期の移動平均線と中長期の移動平均線を使用することで、買いと売りを判断する手法

¹² 相場の振れ幅を一定期間の価格データから測定し、統計学的な観点から価格の変動範囲を予測してチャート上に表示するテクニカル指標

¹³ 一定期間の相場における「値上がり幅」と「値下がり幅」を活用して、値動きの強弱を数値で表し、買われ過ぎなのか売られ過ぎなのかを判断する手法

投資家はこれらの分析方法の中からどれか1つのみの手法を選んで運用を行うわけではなく、これらの分析方法を自分に合わせて組み合わせることで、より精度の高い予測と運用を目指している。また、投資家本人の運用スタイルによって投資手法は変化する。例えば、長期的に株式を保持する運用を目指す投資家は、企業の業績から今後の株価の変動を見越して売買するファンダメンタルズ分析を重視し、一方デイトレーダーはチャートを駆使したテクニカル分析を重視する。このように、投資家によって分析手法や分析手法ごとの重要度はかなり異なる。

3.3. 投資にかかわる人間の職種

ここからは実際の取引のプロセスについて投資信託を扱う機関投資家に着目して論じていく。はじめに、資産運用プロセスにおいて重要な役割を果たす職種、エコノミスト、アナリスト、ストラテジスト、ファンドマネージャー、トレーダーについて述べ、それらを踏まえて、全体的な取引プロセスについてみていく。¹⁴

エコノミスト

エコノミストは経済、特にマクロ経済の調査・分析・予測を担当している。景気動向や金融政策の分析、予測を行い、金融市場を取り巻く環境が動き、市場にどれほどのインパクトがあるのかを把握し、レポートをまとめ、直接説明することを通して、運用者に情報提供する。また、直接説明することを通して、運用者に情報提供することもある。

アナリスト

アナリストは企業の動向の分析を担当している。増資や新製品の開発などの企業動向や企業収益、財務状況などを調査・分析し、株価の評価や金融の先行きの予測を立てる。その際単に財務諸表などの決算情報を分析するだけでなく、政治情勢の分析や企業やグループのトップへインタビューを行ったりすることでデータの収集や調査を行う。

¹⁴ 厳密に言えば、機関投資家により運用体制、プロセスなどは変わってくるため、機関投資家の運用プロセスを包括的に説明するのは困難である。そのため本稿では運用体制やプロセスがある程度明確であり、認知の高い大和投資信託の運用体制を一般的なモデルとして説明していくこととする。

ストラテジスト

ストラテジストは市場調査を行い、投資戦略の立案を担当している。具体的にみると、政財官の要人やエコノミストとのパイプを使い産業や企業の動向、市場の需給要因などといった情報を収集して、マクロ・マイクロレベルで分析し、投資戦略や資産配分を決定する。最終的には立案した投資戦略をファンドマネージャーに提供する。

ファンドマネージャー

ファンドマネージャーは運用方針に従い、運用計画を立て、投資判断の意思決定を行うことを担当している。エコノミスト、アナリスト、ストラテジストからの情報や戦略の提供を受け、ポートフォリオを組成し、投資対象となる株式や債券などの銘柄に分散投資を行う。また、ポートフォリオの管理にも責任を負っており、投資環境に合わせて最適な投資戦略の構築を行い、顧客へ運用報告を行う場合もある。

トレーダー

売買プランに基づき、売買を執行する。ファンドマネージャーがトレーダーを兼務する場合もある。

(図表 3-1)

次に先ほど紹介した役職も紹介しながら、実際の運用プロセスの流れについてみていく。投資信託をはじめとした機関投資家での運用プロセスは主に 4 つの段階に分けられる。

ファンド運営上の諸方針の決定

このプロセスでは機関投資家の商品本部と運用本部が担当している。ファンド個別会議を開き、ファンドの運営の方向性や運用プロセス構築の手順、予算などを決める基本計画書を作成する。

運用方針の決定

運用方針を決定する際、運用本部と現地海外法人が関わる。また野村総研や大和総研など自社グループでコンサルティング会社をもつ場合はリサーチ・コンサルティング会社も関

わってくる。運用本部はストラテジストが主体で、マクロや市場動向を分析する調査部投資調査課、アナリストが主体で、銘柄やセクター（注）の分析を行う企業調査課、アナリスト主体で、企業の信用リスクの分析を行うクレジットリサーチチーム、定量分析や運用モデルの構築を行うクウォンツリサーチチームで構成されている。それぞれのチームは海外現地法人やグループのリサーチ・コンサルティング会社の助言を受けて、分析をより深めていく。それらのチームが分析、構築したモデルをもとに、最高投資責任者（CIO）とファンドマネージャーが運用会議を行い、投資環境などにも着目しながら、運用方針を決定する。

・運用

運用は運用本部が担当する。ファンドマネージャーは基本計画書に定められた各ファンドの諸方針と運用会議で決定された基本的な運用方針に従って運用計画書を策定する。運用本部の運用部長は、ファンドマネージャーから提示された運用計画書について、基本計画書及び運用会議の決定事項との整合性等を確認し、承認する。運用計画書が承認されると、ファンドマネージャーは運用計画書に従って、ポートフォリオ¹⁵を作成する。

ファンド運営上の諸方針の決定、運用方針の決定、運用という以上3つのプロセスを経て、機関投資家は資産運用を行っていく。

（図表 3-2）

また、そうしたプロセスに付随してリスク管理や運用評価も実行される。

リスク管理、運用評価では、運用本部、リスクマネジメント部、法務コンプライアンス部がリスク管理や運用評価に主にかかわる。さらに取締役会、リスクマネジメント会議、運用審査会議、ファンド評価会議、執行役員会議もファンドのリスク管理や運表評価にかかわる。またファンドの評価だけでなく、コンプライアンス違反がなされていないかの確認も行われる。

¹⁵ 運用資産（保有資産）の構成状況（組み合わせ）のこと。

4. 現在の金融投資における人工知能の活用例・実績

4.1. AI活用投資の代表例の紹介

第4章ではAIを活用した投資の代表例として、「ロボ・アドバイザー」、「AIファンド」について論じていく。

ロボ・アドバイザーは、「オンラインで資産運用の助言を行うサービス」であり、3章で説明したストラテジスト・ファンドマネージャーの役割をロボットが一手に引き受ける。現在、アメリカを中心に利用が拡大しているが、その波は日本でも盛んで、ウェルズナビ株式会社に代表されるベンチャー企業から楽天株式会社のような大手IT企業も投資を行っている。

次に、一般的なロボ・アドバイザーの仕組みについて説明する。ユーザーはアカウントを開設し、自分が所有している金融商品をポートフォリオとしてまとめる。このポートフォリオに含まれるリスクやパフォーマンスを分析して、ユーザーに資産運用のアドバイスを行う。このポートフォリオの分析がロボ・アドバイザー最大の特徴で、ユーザーに10個程度の質問をして、その回答をもとにユーザーの投資方針を自動で解析する。その具体的な内容としては、投資の期間や目標としているリターン、投資経験の豊富さなどがあげられ、これらをもとにリスク許容度を判定してそれに応じた最適な資産配分を提示する。

ロボ・アドバイザーの機能の中でも「リバランス」と呼ばれる、資産配分の見直し機能が重要とされている。ロボ・アドバイザーが勧める投資先のパフォーマンスは日夜変動し続けている。当初想定されたリスクから外れそうになった時、その変化を踏まえて改めてポートフォリオのアドバイスをユーザーに提示する。このようなロボ・アドバイザーの投資プロセスは主にリスク許容度に基づいた配分比率の決定、銘柄選択、資産配分の調整の3つでとらえることができる。

AIファンドには明確な定義は存在しないが、AIがビッグデータを用いてポートフォリオの作成を行う銘柄のことを指す。ロボ・アドバイザーはサービスの総称であるのに対し、AIファンドは銘柄・ファンドそのものである点に注意されたい。

また、AIの開発や研究を進める会社への投資信託ではなく、AI自体を活用して投資を進めるファンドである点にも注意が必要である。

4.2. ロボ・アドバイザーの実例

ここからは4.1で述べられたロボ・アドバイザーについて、ウェルスナビ株式会社が提供するWealthNaviと楽天証券が提供する楽ラップの実例を通じて、先ほど紹介した3つのプロセスに着目しながら理解を深めていく。今回ロボ・アドバイザーの具体例を取り上げる際、①知名度が高く、多くの人に利用されていること②ロボ・アドバイザーにおいて重要である資産配分見直し機能である「リバランス」において独自の運用理論または機能が存在するものを基準とした。

WealthNavi

WealthNaviはWealthNavi株式会社が2016年7月に提供を開始したロボ・アドバイザーによる個人資産運用サービスであり、長期的視点から資産形成を行うことを目指している。ロボ・アドバイザーごとに、どのような銘柄に、どのように投資するのかは異なってくるがWealthNaviの投資スタイルとしては、米国に上場されている世界中の様々なETF(上場投資信託)¹⁶を投資対象とする国際分散投資を行う。投資対象となるETFの具体的な資産クラスは株式、債券、オルタナティブの3つに分類され、株式には米国株、日欧株、新興国株、債券には米国債、物価連動債、オルタナティブには金と不動産が含まれる。(それぞれの説明は図表4-1を参照)また、国際分散投資を長期的に、効率的に行うために資産配分の最適化は基軸通貨である米ドル建てで行っている。

(図表4-1)

このようなWealthNaviの投資プロセスは他のロボ・アドバイザーと同様に、3つのプロセス①資産配分(アセット・アロケーション)の決定②投資対象銘柄の選定と購入③ポートフォリオのモニタリングとリバランスから成り立っている。①では安定的で効率的な分散投資を行うために、大まかな資産の分類(資産クラス)ごとにリスク・リターン特性を考

¹⁶ 証券取引所で株のように売買をすることができる投資信託のこと

慮して、具体的な配分比率を決める。②では①で決めた資産クラスの配分をもとに、流動性やコストなどを考慮して、銘柄を選定する。③では時間の経過による値動きで変化した資産配分を最適なポートフォリオになるように調整する。以下ではこのような3つの運用プロセスについて一つ一つ具体的にみていく。

① 資産配分（アセット・ロケーション）

資産配分は主に各資産クラスの配分比率の決定、リスク許容度の診断に分けられる。それぞれの内容を一つ一つみていく。

各資産クラスの配分比率の決定

WealthNaviは1990年にノーベル賞を受賞したハリー・マーコビッツ氏が礎を築いた現代ポートフォリオ理論（補足1）に基づいた平均分散法（補足2）を用いて、資産配分比率を決定する。平均分散法では、各資産クラスの「期待リターン」と「リスク」（投資により得られるリターンのばらつき具合）および資産クラス間の「相関」を用いて、最適なポートフォリオの決定を行う。

この手法に基づき、配分比率はリスクと相関の推定、期待リターンの推定、最適ポートフォリオの算出、リスク許容度の把握の4つのプロセスを通じて、決定される。リスクと相関を推定する際、各資産クラスの過去のリターンを用い、直近のデータほど重視するよう、指数関数的にウエイト付けを行う。期待リターンの推定にあたっては、Black-Littermanモデル（補足3）を応用して使用する。Black-Littermanモデルは資本資産価格モデル（h補足4）に基づき推定される市場均衡での期待リターンをベースに、モデルの利用者が独自の相場見通しを加味して各資産クラスの期待リターンを推定するモデルである。

市場での取引価格は「世界中の金融・証券市場に日々向き合う世界中の投資家による集合知として形成された情報であり、そこから推定される均衡期待リターンを利用することが、恣意性を排除した客観的かつ合理的な方法である」というWealthNavi(株)の考えのもと、Black-Littermanモデルの仕様の際は、独自の相場見通しを加えず、市場均衡での期待リターンをそのまま期待リターンとして用いる。

以上で求められた各資産クラスのリスクと期待リターン、および資産クラス間の相関係数を用いることで、各資産クラスの様々な組み合わせ（ポートフォリオ）のそれぞれに対してリスクと期待リターンを計算することができる。（補足5）そして、同水準のリスクの中で最も期待リターンも高いものを「最適ポートフォリオ」と呼び、資産配分比率のよりどころとする。様々なリスク水準ごとに、最適ポートフォリオを求めることができ、図表4-2のような効率フロンティアと呼ばれる曲線を描くことができる。図表4-2において期待リターンとリスクの関係性を考えると、効率フロンティアから実際に顧客が投資するポートフォリオを選ぶ際にはリスク許容度が重要になってくる。

（図表4-2）

例えば、リスクを取った投資をしてもよいと考えれば、リスク許容度が大きくなり、株式などのリスクの高い資産への投資が相対的に多くなる。顧客のリスク許容度に応じた適切なポートフォリオを提供するため、リスク許容度診断を行い、そこから得られた回答からリスクを診断する。一般的なロボ・アドバイザーとは異なり、WealthNaviでの質問数は6つと比較的少ない。質問項目は年齢、年収、保持する金融資産の額、毎月の積立額、資産運用の目的、株式急落時の対応などから構成される。

（図表4-3）

このようにWealthNaviではリスク許容度の把握、リスクと相関の推定、期待リターンの推定、最適ポートフォリオの算出という4つのプロセスを通じ、顧客に合った各資産クラスの適切な配分比率を決定する。

② 投資対象銘柄（ETF）の決定

このようにして導出した最適な資産配分比率と後述する銘柄選定における5つの観点に基づき、適切な銘柄選定を行う。WealthNaviでは長期的な視点から顧客の資産の安定的成長を狙うために、資産クラスごとに最良と考えられるETFを選定している。あらためて確認すると、ETFは特定の指数（日経平均株価や東証株価指数等）の動きに連動する運用成果

をめざし、東京証券取引所などの金融商品取引所に上場している投資信託である。ETFを投資対象銘柄に選ぶことで、指数に組み込まれている数多くの銘柄への投資が可能になり、安定的な分散投資が行えるが、そのETFの選択の際には5つのポイントを考慮して、長期的で安定的な成長を目指す。

1つ目のポイントは資産クラス全体に連動していることである。資産価格モデルの「市場に投資する際に最も効率的な方法は、市場の全銘柄に時価総額の割合で投資すること」

(WealthNavi(2018))という考えに基づき、各資産クラスがカバーする市場の全体的な動向を示すパッシブ(時価総額荷重)型インデックス(注)に連動するETFのみを対象銘柄にしている。また、1銘柄で資産クラス全体をカバーするETFだけでなく、複数銘柄のETFの組み合わせで資産クラス全体をカバーするような選定方法も併用する。

2つ目のポイントは純資産総額の大きさである。純資産総額が小さいファンドには償還リスク(上場廃止リスク)、つまり運用会社が運用をやめてしまいその時点の評価額で資金が戻ってくるリスクがあり、望まないタイミングで損益が一旦確定してしまうことで、値上がりしていた場合の税負担の発生など投資効率の低下につながることもある。そのため、償還リスクの小さい純資産総額が十分にある機関投資家の銘柄のみを選択する。

3つ目のポイントは流動性が高い銘柄の選択である。取引所の上場銘柄にも、頻繁に取引されている銘柄からほとんど取引されていない銘柄まで幅広く存在する。投資家が購入もしくは売却したい数量に対して、日々の取引量が十分でない場合、なかなか売買が成立せず、自らの注文によって価格を不利な方向に動かしてしまうことがある。例えばあまり売買が活発でない銘柄を大量に購入したい場合、自分が取引所に出した買い注文が価格上昇を引き起こし、思っていたよりも高い価格で買わざるを得ない結果を生むことがある。

(この現象はマーケット・インパクトと呼ばれる)長期投資であっても、運用開始時やリバランス時、急に資産の現金化が必要になった時などには、狙ったタイミングで狙った価格での取引が望ましいため、取引量の多い銘柄を選定対象にしている。

4つ目のポイントは外国投資信託の届け出がなされていることである。WealthNaviは長期投資を安定的に行うため、日本のETF市場よりも大きな資産規模を誇る米国のETF市場を

主な銘柄対象としている。実際、野村資本市場研究所によると、2018年5月末時点でのETFの純資産残高は日本が33.4兆円であるのに対し、米国は383.6兆円であり、米国のETF市場は巨大なものであるとわかる。¹⁷このような米国を含めた海外のETFを扱う際には、投資信託及び投資法人に関する法律（投信法）により金融庁への届け出が必要になる。資産の安全性を高めるためにも、そうした届け出を提出しているかを把握する。

5つ目のポイントは低コストである。先に述べた4つのポイントを満たす銘柄の中で、取引および保有のコストなどを考慮して算出されるスコアが最も低い銘柄を投資対象とする。スコアの算出にあたっては、ETFの保有にかかる経費率（Expense Ratio）¹⁸に加えて取引の際にかかるBid-Askスプレッド（売値と買値の価格差）を考慮し、さらに取引量が少ない銘柄についてはマーケット・インパクトにより実質的な取引コストが増える可能性なども考慮している。WealthNaviでは以上5つの基準を満たす銘柄を投資対象銘柄に選択する。

以上5つの観点を加味し、最適資産配分比率に基づいて投資対象銘柄を決定する。

③ ポートフォリオのモニタリングとリバランス

WealthNaviだけではなく、多くのロボ・アドバイザーについて当てはまることであるが、顧客ごとに運用開始や追加投資の時期および金額、リスク許容度が異なるため、顧客のポートフォリオの状況もそれぞれ異なってくる。そのため、顧客一人ひとりにとって最適な資産運用を実現するため、毎日顧客ごとにポートフォリオの状況をモニタリングして、リバランスなどのメンテナンスを必要に応じて行う。また、運用開始時に最適ポートフォリオを構築しても、銘柄ごとに値動きが異なるため、時間の経過とともにポートフォリオ内の配分比率は徐々に変化していく。例えば株式だけが大きく値上がりした場合、ポートフォリオに占める株式の比率が高まりすぎることで、過剰に株式のリスクを負ってしまう、リターンの効率性が低下する、といったことに繋がるため、定期的に最適な配分に戻す必

¹⁷ 野村資本研究所「市場の各種推移（投資信託）」2018/10/25

<http://www.nicmr.com/nicmr/data/market/trust.jp>

¹⁸ 信託報酬に加えてその他の諸経費等が含まれた全体の手数料（FINTECH 金融入門 <https://kinyunyumon.site/?p=1233>）

要がある。

リバランスとはこのように相場変動で変化した投資配分の比率を調整してバランスをとる作業である。リバランスで実際に行う典型的な作業は、値上がりした銘柄の一部売却と、値下がりした銘柄の追加購入である。金融資産の価格は上昇と下落を繰り返すことも多く、その場合にはリバランスは割高な銘柄の売り（利益確定）と割安な銘柄の買いを行うことを意味し、パフォーマンスの向上につながることを目指している。

ロボ・アドバイザーごとにリバランスを行う基準は異なるが、WealthNaviでは原則として次の条件が満たされた場合に、リバランスを行う。(1) 6ヶ月間リバランスが行われていない場合 (2) 顧客の実際のポートフォリオと最適ポートフォリオ（顧客が設定したリスク許容度のもの）の配分比率を資産クラスごとに比較し、5%以上乖離している資産クラスがあった場合（ただし顧客の資産評価額が50万円以上の場合のみ適用）以上の条件を考慮すると、WealthNaviは少なくとも半年に一度はリバランスを行うこととし、さらに急激な相場変動などによって最適ポートフォリオからの乖離が大きくなった場合には前倒しでリバランスを実行する。

しかしながら、配当金の受け取りやリバランス時の売却による利益の実現によって税負担が生じると、運用額が減少することで投資効率の低下をまねく恐れがある。そのためWealthNaviではDeTax（デタックス）と呼ばれる自動税金最適化システムを提供している。これはその他のロボ・アドバイザーにはない機能である。利益が出た時に支払う税金を少なくするために、ポートフォリオの中に未実現の損失がある銘柄があれば、同数量の売買を行うことにより損失を実現化することで、ポートフォリオの構成を維持したままで税負担を繰り延べることができる。またリバランスと関係して、時間の経過とともに変化していく市場の変化に対応するため、原則として一年ごとに最新の市場データによって最適ポートフォリオを更新していく。

以上3つのプロセスでみてきたように、WealthNaviは金融工学の理論を駆使することで最適な資産配分および適切な銘柄選択を実現し、顧客ごとに異なるポートフォリオを個別にモニタリングおよびメンテナンスし続けることで、顧客の資産の長期的な成長に貢献して

いけるような資産運用を行っている。

次に楽天証券が提供するロボ・アドバイザー、楽ラップについてその概要と運用プロセスを見ていく。ただし、WealthNaviの運用プロセスと重なる部分については省略する。

楽ラップ

楽ラップは楽天証券が提供する運用一任型のロボ・アドバイザーである。運用のプロセスは性別、年齢、投資経験をはじめとした基本データや心理学的な問い¹⁹ からなる16個の質問に回答16個の質問に回答、運用コースの決定、配分比率の決定、対象銘柄の選定、モニタリング、リバランスから成り立っており、WealthNaviをはじめとしたほかのロボ・アドバイザーと同様の運用プロセスを経る。

楽ラップはWealthNaviとは異なり、国内の投資信託を投資対象銘柄に選定している。米国上場のETFは低コストの資産であるが、運用成果とは別に、投資家自身が、購入・換金するときの為替の影響を考慮する必要性が生じてくる。例えばドル建てで5万ドルの利益が出て、それを円に換えて、利益を確定させるとする。1ドル100円の場合、利益は500万円になる一方、為替相場が変動し、1ドル90円の円高になった場合、利益は450万円になる。このように為替の動きにより、運用成果が大きく変動する事がある。楽ラップでは、このような為替の動きも運用成果の一部として考えられる。そのため楽ラップでは、為替コストをなくすために国内市場のETFに投資する。ここからは楽ラップに独特な特徴である①自動積立②下落ショック軽減機能(TVT機能)に着目していく。

① 自動積立

楽ラップでは毎月10日か25日の自分が選択した日に自動で追加投資する自動積立サービスが存在する。自動で積み立てることにより、顧客の売買にかける手間を省略することができる。また、積み立てし続けることにより、上下する市場の動きを利用して、価格が低いときに銘柄を買うことができる。積み立てを行うことにより、時間分散を行うことができ、投資のリスクを抑え、長期的で安定的な投資が可能になる。

¹⁹ 「交流会に参加したところ、知り合いが一人もいませんでした。あなたはどうしますか?」、「年始にデパートに行ったら福袋が売られていました。どうしますか?」など

② 下落ショック軽減機能(TVT機能)

下落ショック機能（TVT 機能）は、株式市場の値動きが大きくなり、その状況が継続すると見込まれた場合に、一時的に株式比率を下げ、債券の投資比率を上げることで、資産全体の値動きのブレを軽減する機能である。これまでの投資信託市場での経験則に基づくと、株式市場の値動きが大きくなると、株式から得られるリターンが低下する傾向がある。そのため、株式市場の値動きが大きい状況が続いた場面で株式への投資比率を下げる TVT 機能には、損失を緩和する効果が期待できる。TVT を発動した後、株式市場の値動きが落ち着いてくると徐々に元の資産配分比率に戻していく。このように楽ラップは TVT 機能を用いて資産の安定性を確保している。

4.3. AI ファンドの実例

次に、具体的な AI 活用ファンドの実例について詳しくみていく。日本で販売・運用されている AI 活用ファンドの中から5つの例を提示し、それぞれのファンドの運用プロセスにおいてAIがどれだけの役割を果たしているのかを分析する。具体的にはファンドごとのAIの役割として、銘柄評価、銘柄抽出、ポートフォリオの作成、そして投資対象の銘柄（日本か海外か）を重点的にみていく。

ブラックロック米国小型株式 ビッグデータ戦略ファンド

ブラックロック²⁰ は野村証券が販売、ブラックロック・ジャパン株式会社が運用している AI ファンドである。銘柄数が多いため調査が十分にいき届かず、いまだ発掘されていない投資機会が相対的に多く存在する市場である、米国小型株式を投資対象としている。法定書類で開示される重要事項、決算説明会記者会見、株価指標、アナリストレポートなどのビッグデータを分析対象とし、約 2,500 の投資候補銘柄全てについて、約50の評価項目で多面的に分析し、投資魅力度を算出する。例えば、50の評価項目の中には従業員満足度やアナリスト評価、地域別事業環境など、多面的な要素が存在する。

企業の質やバリュエーションからの評価であるファンダメンタルズ、投資家の選好・動向

²⁰ <https://advance.quote.nomura.co.jp/meigara/nomura2/qsearch.exe?F=users/nomura/detail2&KEY1=48311175>

からの評価である市場心理、経済・景気動向からの評価であるマクロテーマの3つの評価軸に大別される約50の評価項目で多面的に分析し、投資魅力度を算出する。株価に与える影響の大きさを考慮して各評価項目に重み付けを行い、総合的な投資魅力度を算出し、この総合的な投資魅力度で全銘柄の順位付けを毎日行っている。

ブラックロックでは、投資魅力度を判定する約50の評価項目のひとつとしてAIのみによって個別銘柄毎に点数付けを行う項目を採用し、総合評価に反映している。アナリストレポートや決算短信等の情報開示資料、決算発表時の会見、ニュースリリースから個別銘柄ごとにAIがキーワードを自ら見つけ出し、過去20年間の約400の指標から24時間365日体制で分析を続ける。AIが関わるのは投資魅力度を判断する50項目のうちの1つに過ぎず、投資銘柄の評価は行うが、銘柄抽出やポートフォリオの作成などは人間の総合的な判断で行うためAIに対する依存度は低いといえる。

Y jam プラス

Yjamプラス²¹の柱は、投資助言会社であるマグネマックス・キャピタル・マネジメントが開発した人工知能（AI）運用モデルと、ヤフーの提供するビッグデータの2つで、日本株を投資対象としている。AIが、ヤフーにあるニュースや検索キーワードなどのビッグデータを解析することによって、市場の歪みを見出す。市場の歪みとは既存の投資理論や経済合理性では説明できない市場現象のことで、AIによる確率計算に基づき、今後の株価の上昇が高い確度で予測できる銘柄でロング（買い）ポートフォリオを、株価の低迷が高い確度で予測できる銘柄でショート（売り）ポートフォリオを構築する。

ロング/ショートポートフォリオとは、企業の価値に比べて割安な株を購入し、反対に過大評価された割高な株を空売り²²する戦略である。これによって、株価が上がった時だけでなく下がったときからも利益を得るため、リスクを減らすことができる。このように、Yjamプラスが活用するAIとビッグデータからは、今後株価が上がる企業だけでなく、値下げが起きる企業の株も判断することができる。

²¹ <http://www.astmaxam.com/yjam/yjamplus/index.html>

²² 実際には所持していない株を高い相場で売り、値下げが起きたときに買い戻すこと

AI運用モデルの開発・運営を担当するマグネマックスからの助言に基づき、アストマックス投信が最終的な投資判断を行ない、株式等の発注をするためAIは銘柄を選定し、その売買タイミングをアウトプットするだけである。AIのアウトプットを確認した上でマグネマックスがアストマックス投信に具体的な助言をし、アストマックス投信がその内容を確認した上で最終的な投資判断と取引を行なう。つまり、銘柄に関する評価をAIが行い、最終的な投資判断はマグネマックスとアストマックスが行うため、AIとビッグデータを全面に押し出したAIファンドではあるものの、人間が負う責任も重いと考えられる。

AI活用型世界株ファンド（通称ディープAI）

ディープAI²³ はアセットマネジメント One 株式会社が運用し、みずほ信託銀行株式会社が管理するAIファンドである。主として、日本を除く世界の株式に実質的に投資を行う。まず、アセットマネジメント One が独自に開発したAIモデルを用いて、投資対象銘柄群の魅力度評価を行う。その際、ビッグデータ（株価 / 財務諸表 / 利益予想など）を利用して銘柄評価を行う。その後AIモデルの魅力度評価を基に、期待リターン、リスク、各銘柄間におけるリターンの相関等を勘案して最適化を行い、推奨ポートフォリオを構築する。

モデルの解析結果に、ファンドマネージャーの判断によりニュースフロー等のテキスト解析や個別企業のファンダメンタルズ分析を融合させ、最終的な組入銘柄と比率を決定する。つまり、銘柄評価と仮ポートフォリオ作成をAIが行い、ファンドマネージャーがその他の分析と組み合わせて最終的な判断を行うファンドである。最終的な判断は人間が行うが、銘柄評価から推奨ポートフォリオの構築までをAIが担うため、AIに対する依存度が高いファンドであると言える。

GSグローバル・ビッグデータ投資戦略（AIブレイン）

AIブレイン²⁴ はゴールドマン・サックス・アセット・マネジメントが運用を行い、SMBC日興証券が販売するAIファンドである。主な投資対象は日本を含む先進国の株式で、ビッグデータを用いてAIの高度な分析力を活かす。AIはリサーチ・レポートの文章の変化からアナリストの意図を読み取り、将来のレーティング変更を先取りする。また、一般消費者向

²³ <http://www.am-one.co.jp/fund/summary/313573/>

²⁴ <https://www.smbcnikko.co.jp/inv/item/pdf/leaflet/8496.pdf>

けビジネスを営む企業では、企業ウェブサイトへのアクセス動向のトレンドを分析することにより、収益性の予測に活用する。さらに、2,600万件以上のニュース記事から市場心理を分析するなど、膨大なビッグデータの管理・収集を24時間体制で行っている。

このように最新のビッグデータから伝統的なデータまで幅広く収集し、対象となる約4,000銘柄について、投資魅力度を表す総合スコアを毎営業日算出している。AIを活用したコンピュータープログラムとAIを活用していないコンピュータープログラムが、数百の評価基準についてそれぞれ分析する。例えば、衛星写真やリサーチ・レポートなどの分析をAIが担当している。そして総合スコアの高い銘柄をより多く組入れ、期待超過リターン・推定リスク・取引コストの観点からポートフォリオを最適化する。

管理者の役割が運用モデルの研究・開発とポートフォリオの管理等、直接的に銘柄抽出には関与しないのに対し、銘柄評価からポートフォリオの決定までの間に、AIやコンピュータープログラムが大きな役割を果たしている。

三菱UFJ国際投信 eMAXIS Neo

eMAXIS Neo²⁵ は三菱UFJ国際投信が運用を行うAIファンドである。投資対象は遺伝子工学、宇宙開発、ロボットという革新的な分野に特化し、米国に上場する企業に投資するが、米国外の企業であっても、米国の金融商品取引所に上場していれば対象となるため、米国外の企業も組入れられる可能性がある。また投資分野は現在3つであるが、今後増やしていく予定である。

有価証券報告書など、企業の開示資料をAIが読み込み、遺伝子工学等のテーマに関連する言葉の出現頻度、出現場所などを基に銘柄を選定する。また、時価総額・売買代金の基準による銘柄の絞込みも行われ、極端に時価総額の小さい銘柄や売買の活発でない銘柄は除外されるといった米国のKensho社が開発した株式指数に連動してファンド運営を行っている。eMAXIS Neoは銘柄評価や抽出、ポートフォリオの組み立てを全てAIが行う指数と連動している、日本では初めてのすべての運用をAIに任せるファンドである。そのため、

²⁵ https://info.monex.co.jp/news/pdf/2018/20180827_02/fundNeo.pdf

AIへの依存度が非常に高いファンドであるといえる。

AIファンドについて5つの例を挙げたが、ファンドによってどの程度AIが運用の役割を担うかは異なる。5つのファンドに共通しているのは、図表4-4のように構造化データや非構造化データであるビッグデータ等を利用した分析による銘柄評価である。その他の役割はブラックロックのように、あくまで多くの評価基準の1つとしてAIの分析結果を扱うとするものもあれば、eMAXIS Neoのように銘柄評価からポートフォリオの決定まですべてをAIに任せるものもある。

(図表4-4)

今年度の8月に販売されたばかりのeMAXIS Neoを筆頭に、AIを運用プロセスに組み込んだファンドはまだ発売されてから日が浅く、その運用実績を評価するのは時期尚早である。さらに、各運用会社によって用いているAIとその機能は異なり、単純に比較することは困難であるため、どこまでAIを運用プロセスに組み込むのが効率的であるのかは、この5つの例や現在運用されているAIファンドからは判断するのは困難である。しかし、5つの例に共通していたように、大量で素早いデータ分析という面では現在AIに優位性があるため、今後人間に代わってAIが銘柄評価を行うファンドが増えるだろう。

4.4. デイトレーダーのアルゴリズムを生み出すAI

次に、デイトレーダー向けのAI活用投資の可能性についてみていきたい。アルパカアルゴはAlpaca社が生み出した、デイトレーダーの取引ノウハウからAIがアルゴリズム生成するサービスである。現状AIファンドやロボ・アドバイザーほどの市場規模ではないが、1万5000個のアルゴリズムが生み出されおり、今後もデイトレーダーを中心に増えていくことが見込まれる。

アルパカアルゴの前身は2016年3月にリリースされたCapitalicoである。Capitalicoはデイトレーダーが持つ取引のノウハウを人工知能に学習させ、プログラミング知識のないトレーダーでも独自の自動取引アルゴリズムを生成できるサービスであった。デイトレーダーはチャートを見て、価格や移動平均線から自分なりの特定のパターンを見つけて値動き

を予想し、売り買いをしている。その中で一部のトレーダーは自分の知見から自動で取引するプログラムを作り出しているが、多くのトレーダーにとってプログラムを作り出すことは困難である。そんなトレーダーの代わりに、アルゴリズムを生み出してくれるのがCapitalicoである。

Capitalicoはディープラーニングを活かし、ユーザーがチャート上で選んだ自分の投資ノウハウから、自動取引アルゴリズムを生成する。Capitalicoから学習時間を大幅に短縮し、複数のアルゴリズムを1つのポートフォリオとして組み合わせる機能を増やして修正したものがアルパカアルゴである。

アルパカアルゴの利点は、プログラミングスキルのないデイトレーダーでもアルゴリズムを作り出し、自動取引を行えるようになるという点である。一方で、ある程度のデイトレーダーとしての経験や知識が必要とされるため、このままではAIファンドやロボ・アドバイザーのように投資知識がない一般層にまでは広がらないだろう。今後、投資の初心者でもAIによって簡単にプログラムを生み出せるようなサービスが生まれれば、AIファンドやロボ・アドバイザーに劣らないAI活用投資拡大の火付け役になるかもしれない。

5. AIと投資信託の親和性

5.1. AIの能力からみる親和性

第4章では2つのロボ・アドバイザー、5つのAIファンドを紹介した。第5章ではAIと投資信託の親和性をAIの能力、投資層、コストという3つの面から論じる。

第4章で紹介したAI活用投資に共通して最も活かされているAIの能力は、膨大で多種多様なデータを一気に処理できること、そして合理的な意思決定を瞬時に下せることである。

ビッグデータの高速処理は紹介したAI活用投資全てで活用されている。ただし、現在は株価等の構造化データの処理がほとんどであり、非構造化データの分析を最大限に活用されているAIファンドは存在していない。それだけでも効率化は十分に推進され、エコノミストやアナリストが膨大な時間と労力を掛けて行っていた作業を瞬時に行なっている。これが後述の低コスト化にもつながっている。今後非構造化データ分析の実用化がさらに進

めば、前述の画像・音声データや記者会見映像といった人間にしか判断できなかった材料を定量的に分析して比較することができる。

また、様々な事象の定量的分析が可能になるにつれて合理的な意思決定をより素早く正確に下すことが出来るようになるため、随時値段が移る投資信託との親和性が非常に高い。自動で行われる売買や積立や、ポートフォリオのモニタリングやリバランスを自動で行うなど、明確なルールや基準に基づいて行われる動作においては、人間の感情などに左右されずに合理的な判断を下せるAIの方が優れているといえる。

5.2. 日本の投資層からみる親和性

次に、AI活用投資が日本の投資市場に融和している現状を、投資層の現状から分析する。

図表 5-1 に示すように、2017年時点の証券保有者のうち、投資信託を保有している個人投資家は全体の53.0%である。その中で、投資信託において重視する点においては「安定性やリスクの低さ」を求めるリスク回避志向であることがわかる。

(図表5-1)

また、図表 5-2 は「投資信託における知識と投資方針」に関する調査をまとめたものである。金融に関する知識が定着していないほど投資方針を「特に決めていない」、または「株主優待を重視している」といった投資自体から得られる利益を度外視した方針が見られる。つまり、現在の日本の投資層には、「リスクが低く、安定した銘柄を選択したいが、具体的な指針や知識は持っていない」個人投資家が少なからず存在していることがわかる。ロボ・アドバイザーに投資を任せることで、投資に関する知識不足から来る不安が解消されるに加え、責任の所在はAIにあるので精神的なショックが軽減される。ロボ・アドバイザー等のAI活用投資はそうした層をターゲットに支持を獲得するだろう。

(図表5-2)

また、ロボ・アドバイザーはパソコンやスマートフォンの利用が前提のサービスであるた

め、若者世代と非常に相性がいいサービスである。実際、図表 5-3 で示したように若者のフィンテック分野への関心は高い。認知度においては、20代から30代の個人投資家はフィンテックの「内容を知っていた」と「名前は聞いたことがある」を合わせて11.9%も全体より高い数値を示している。同様に、利用状況でも20代から30代の個人投資家の方がロボ・アドバイザーに好意的で、利用への関心を示していることがわかる。

(図表5-3)

日本の投資層に見られるこれら2つの特徴からも、AI活用投資はリスク回避志向の投資家の投資や、新規投資層の開拓を促すことが予想され、AIと投資信託の親和性が高いことがわかる。

5.3. コスト面からみる親和性

更に、ロボ・アドバイザーとAIファンドはともに人件費を削減することによりコストを低く抑えられるというメリットがある。

AIファンドのコストを通常の銘柄と比較する。コストの比較に用いるのは、購入時手数料と運用管理費用の2種である。購入時手数料はその名の通り、銘柄を購入する際に生じる費用であり、運用管理費用とは投資信託を管理するための費用である。前者は直接的な手数料と言えるが、後者は対照的に間接的にかかるコストのことを指す。AIファンドは第4章で取り上げた5つの銘柄を調べる。通常の銘柄は、日本経済新聞 投信ランキング 純資産総額ランキング上位10種をピックアップする。

まず、純資産総額上位10種は図表 5-4 に示した通りになる。購入時手数料はおおむね3.24%以内、もしくは3.78%以内とするものが多く、グローバル・ソブリンオープン 毎月決算のみ1.62%以内としている。一方、AIファンド5種のコストは図表 5-5 に示した通りである。購入時手数料はeMaxis Neoシリーズを除いて3.24%である。運用管理費用は一番高いものでもブラックロック・米国小型株式 ビッグデータ戦略ファンドの1.5606%になっている。

(図表5-4)

(図表5-5)

2種の平均を比較すると購入時手数料・運用管理費用ともにAIファンドの方が低コストであることがわかる。Maxis Neoシリーズの購入時手数料が0%であるため単純な比較はできないが、AIファンドの購入時手数料はおおむね3.24%までである銘柄がほとんどであり、通常の銘柄の平均よりも低い。運用管理費用に関しては、AIファンドの方が平均で約0.43%低いという結果になった。

(図表5-6)

コストの低さといった面での優位性はロボ・アドバイザー、AIファンドが通常のファンドマネージャー、銘柄に勝っており、前述のスマートフォンの普及などによる若者世代の参入の加速などでよりフィンテックの普及が拡大するだろう。

また、先にロボ・アドバイザーが普及したアメリカでは、コストが比較的低いという点のほかにも誰でも利用できるという点で優位性があった。アメリカでファンドマネージャーのアドバイスを受けられるのは富裕層に限られ、資産が少ない若年層が利用できない状況続きであったが、現在の主要な米国のロボ・アドバイザーは数百ドルの資産規模から利用可能で、下限がないものもある。

6. 人間と人工知能の比較

6.1. AI活用投資の課題

AIやビッグデータを活用することで、人間には不可能だった投資ができるという期待が存在するが、それと同時に課題もある。この節では、AIやビッグデータを活用した投資における多数の課題をみていく。

オーバーフィッティング (過剰適合)

オーバーフィッティングとはパラメータ (媒介変数) が多すぎることやモデルが複雑すぎたことで、過去データの分析をする際にランダムな特徴を誤って適合してしまい、見せか

けの予測度向上を起してしまうということである。機械学習においても、過去のデータから得たバックテストでは良いパフォーマンスを得たとしても、実際に運用してみると上手くいかないといったことがあり得る。

ファクター（要素）の複雑さ

マーケットを動かす要因となるファクターは、過去の取引データや金利情報、企業の財務情報、要人発言以外にも多数存在するため、AIによる機械学習を用いても、すべてのファクターを完全に分析に取り入れることは困難である。特に、投資の世界においてはマーケット・インパクトに見られるように、取引そのもの自体が市場に影響を与えるという特徴があり、さらに他の市場参加者の取引も市場に影響を与えるため、限定的な環境下においては予測できるとしても、長期的な予測をすることは困難である。さらに、AIが用いる過去のデータは、AIがまだ金融投資市場に存在しなかった、または存在していてもあまり影響を与えていなかった時点でのデータであるため、今後AIが市場の中心となる場合の予測をするのは困難である。

ブラックボックス

AIは人間にとって理解が困難な思考プロセスで分析を行う。資産運用にAIを導入する場合には、人間は事後的な売買やそれに伴うパフォーマンスという結果でしか判断をすることができず、なぜそのようになったのかというプロセスを理解しにくい。ブラックボックスの例として挙げられるのは、ナイトキャピタル社における多額の損失を生み出した出来事である。ナイトキャピタル社では2012年8月1日にシステム・トラブルが発生し、誤発注が発生した。ニューヨーク証券取引所で普段取引が盛んではない複数の銘柄で取引が行われ、ナイトキャピタル社のシステム・トラブルによる損失が4億4000万ドルに及んだ。この事件は、アルゴリズムのブラックボックス化が引き起こした象徴的な出来事である。

さらに、今後AIを用いた資産運用が発達し、広く普及されるようになると、複数のアルゴリズム同士が複雑に絡み合い、急激な市場変化が訪れるというリスクもある。常に新しい観点が生まれ発達し続けることが予想される技術であるため、こうしたリスクを管理することは困難である。委託された運用の場合、AIを用いた運用はブラックボックスのため説明責任が人間には果たせないという課題が存在する。そのため、上記の例のようにあらか

じめAI活用ファンドと銘打たれたファンドに関してはAIを制限せずに用いることができるが、それ以外の信託や保険会社等の運用の場合、AIを用いるとしても最終的な判断は人間が行う必要があると考えられる。

パフォーマンスの判断

AIを活用しているファンドは、運用開始からまだ日が浅く、景気サイクルを一周していないファンドも少なくない。そのため、次の金融危機が起きたとき、AIによる運用が相場暴落を乗り越えることができるのかはわからない。また、非常に相関性の高い2つのデータ群を見つけることができたとしても、実際のところ両者の間には因果関係がない無関係のデータであるということも考えられる。さらに、ランダムに動く規則性がない市場から、見せかけの循環性を見出してしまうこともある。

AIを活用した金融投資は、人間の偏見や感情に左右されない効率的な投資が行えるという期待と同時に、新しい技術であるが故の課題も多く存在する。今後更なる進歩が予想されるAIであるが、思うようにAIが働かなかった時の被害は甚大になることが予想される。そのため、AI技術が活用される範囲が広がるほど、AIを管理することができる技術者と慎重さが必要となるだろう。

6.2. 人間にしかできないこと

AIは多くのプロセスを自動化することで人間が今まで担ってきた役割を奪ったといえよう。しかし、AIには備わっておらず、人間しか備えていない特徴も存在する。

奈良(2017)は、「直観」であると指摘している。前述の通り、AIは今まで対峙した事のない問題への対処を不得手としている。直観は形式化されていない知識という点で、「暗黙知」と類似している。²⁶ 暗黙知とは経験や勘にもとづいた知識で、言語化・形式化し難い知識の事を指す。こうした直観や暗黙知に象徴される人間ならではのシミュレーション能力は、現段階のディープラーニングでも再現が難しい。Kurzweil(2005)は、「人間の知能の中でも重要なものに、頭の中で現実をモデル化し、そのモデルのさまざまな側面を変化

²⁶ 奈良潤「人工知能を越える 人間の強みとは」2017

させることで、『こうなったらどうなるのだろう』という実験を頭の中で行う能力がある。」と人間ならではの能力を評価している。人と人のコミュニケーションから感じ取れる機微による判断はAIよりも人間の方が優れている。こうした暗黙知や直観は後述の投資期間の不得手にも影響している。

また、人間は責任の所在を明らかにすることができるという点がAIとの明確な差異である。たとえこの先AIが人間と同等の思考を獲得したとしても、AIは人間ではなく機械であるため、過失を起こしても謝罪はできないし、基本的人権は存在しないので責任や解決するための義務は持ち合わせていない。AIのメカニズムにはブラックボックス的要素が多いことは前章でも述べた。更には、第2章でふれたインフルエンザ予想を行った際も、予想が外れたとしても誰も責任を取ることはできなかった。これらもAIに責任を求めることが出来ない理由の一つといえよう。

これら2つの観点に共通して言えるのは、緊急時の対応は人間次第であるということだ。想定外の事態が発生した際はAIで対応するのが難しく、結局人間の直観や暗黙知に頼って判断を下すことになる上、それにより損失が生じた際も責任を人間が負うことになる。5章で述べたように、損失による精神的なショックを軽減できるという意味合いでAI活用投資が現代に向いているとはいえ、すべてをAIに任せられる信頼をいまだに持つことが出来ていない。端的に言えば、AIの急激な発達に人間の思考や社会風紀が伴っておらず、今後も人間側がAIを完全に受容するのは難しいと思われる。例外や責任の所在といった構造化・定量化しづらい分野の対応は人間にのみ可能である。

6.3. 得意な投資期間の差異

次に、金融投資分野におけるAIと人間の比較を行う。大きな特徴とされるのは、それぞれ得意な投資期間が異なる²⁷ということである。投資の期間を超短期（1 / 100秒～1週間）、短期（1か月～1年）、中期（2年～3年）、長期（5年以上）の4つに分類すると、AIが得意なのは超短期、短期の投資である。短期の投資を行う上では情報量、分析力、速度が重要になるが、この点はすでに圧倒的にコンピューターが人間に勝っている。

²⁷ http://fis.nri.co.jp/~media/Files/publication/research/JAMB2016_2017.pdf
日本の資産運用ビジネス 野村総合研究所

そのため、超短期間の売買は現在コンピューターの全自動取引が支配しており、短期間の投資においても今後コンピューターが支配すると予想される。短期投資において人間がAIに対抗するにはコンピューターが持たない独自の投資視点を得ることだが、それすらも気づかれてしまう可能性があるため、短期投資で人間が対抗するのは困難である。

しかし、人間が得意でAIが苦手な投資期間も存在する。それは、長期の投資である。長期の投資を行う上で必要となるのは投資先の企業に対する深い理解である。長期に渡る企業価値を正しく理解するためには、投資先企業やその事業環境を理解し、企業経営者と建設的な目的を持った対話を行うことが不可欠である。経営者との対話による企業価値の理解は、人間だけが持つ身体知や暗黙知がなければ不可能であり、長期的な金融投資を可能とするAI技術は未だに生み出されていない。つまり短期の投資は今後AIが支配していくが、長期の投資においては今後も人間が主体であると予想される。そして、そのどちらでもない中期の投資は人間とAIが戦っていく領域である。

6.4. 人間とAIの共存、拡張

6.1. で論じたように、AIは人間では不可能だったビッグデータの高速度処理を可能にしたが、一方でオーバーフィッティングのような問題点も多々はらんでいる。一方、人間は単純な仕事が奪われてゆく最中で、人間にしかない能力を活かしていくべきである。Thomas H. Davenport と Julia Kirby (2016) はこれを、「人間と機械それぞれの能力の『拡張』」²⁸ を推し進めるべきだと論じている。一般では、「AIが人間の仕事をすべて奪いつくしてしまう」といったイメージが先行してしまいがちだが、そもそもAIは人間を援助する目的で開発されている。

Thomasらは1980年代に導入された食料品店のレジ・スキャナーを例に説明しており、スキャナーは価格のど忘れや打ち間違いをなくし、レジ系の生産性向上に貢献したと述べている。このことから、「拡張は、弱みを補強するばかりでなく、人間の強みを見つけ、それを増強し、発展させてくれる」と述べている。

²⁸ Thomas H. Davenport & Julia Kirby 「AI時代の勝者と敗者」 2016 P.89

Thomasらは、人間とAIの能力を拡張していくためには、5つの選択肢が存在すると述べている。その5つとは、「ステップ・アップ」「ステップ・アサイド」「ステップ・イン」「ステップ・ナロウリー」「ステップ・フォワード」である。（図表6-1）ステップ・アップ（上へ進む）とは、形式化されていない広範囲の問題を広い視野で洞察することを指す。ステップ・アサイド（脇に寄る）とは、AIが得意でない非決定作業、例えば人間を説得することやコンピューター的意思決定をわかりやすいように伝えることなどを指す。ステップ・インとはAIの自動意思決定システムを理解し、その一部に人間の意思を反映させることである。ステップ・ナロウリー（すき間に分け入る）とは誰も自動化しようとするしない狭い専門領域に特化して仕事をするを指す。そして、ステップ・フォワード（前進する）とは、意思決定や行動を支援する新しいシステムを開発することである。

これら5つの中で、フィンテックが加速する現代で特に人間に求められるのはステップ・アサイドとステップ・インである。第5章で述べたように、AIに足りないのは文字通りの「人間らしさ」であり、それを補う行動が求められる。例えば、顧客に関する情報収集をする際に顧客に協力を求めたり、顧客に直接訴えかけて思考や投資プランの変更を説得したりできるのは人間ならではの事だ。そして、顧客にとって一番信頼できる情報源であり続けることも人間にしかできないことである。また、AIを活用する上では、そのAIの能力や論理を完全に把握（ステップ・イン）しておく必要がある。

7. 今後の展望

第2章から第6章にかけて、人間が中心であった今までの金融投資、AIが台頭している現在進行形の金融投資を概観し、それぞれの長所・短所を比較した。その結果、人間がAIに完全に代替されることはないと考える。そこで第7章では、今後の展望として、人間がAIの短所を補ってAIの長所を活用して、拡張しあう「ハイブリッド型人工知能」の推進を提案する。

7.1. ハイブリッド型人工知能の提案

AIと人間の強みを活かして互いの弱点を補完しあうシステムを強固たるものにする「ハイブリッド型人工知能」の推進を提案する。実際に、ロボ・アドバイザー技術が先進している米国、とりわけ大手運用会社のVanguard社ではハイブリッド型と呼ばれるロボ・アドバ

イザーの開発が進んでいる。

吉永(2017)は、「非対面での人的アドバイスを伴うタイプを『A型』、対面チャネル営業員が補完的に活用するタイプを『B型』と定義」し普及のプロセスを展望している。

米国のDC管理資産残高で第5位のシェアを持つVanguard社のような大手運用会社では、加入者が退職や転職時に確定拠出型年金(DC)資産を、証券会社を中心とする金融機関のIRA(個人退職準備口座)に移管する際に、自社のダイレクトチャネルであるディスカウント証券部門へ誘導することに一定以上成功している。こうした資産移管は従来、自社・他社を含む投信の分散買付やリバランスにより実行されることが多かったが、バンガードではその流入分の一部をロボアドに誘導するだけで市場全体の半分以上のシェアをごく短期間に獲得した。同社のロボアドは最低預入額が5万ドルと独立系の競合他社に比べ高めに設定されているが、まとまったDC資金を継続的かつ安定的に取り込めるという優位性もあり、コストをかけて人的アドバイスを提供しても採算面で無理がない。

一方、対面証券会社や銀行グループによるロボアド(ハイブリッドB型モデル)導入計画はすでにアメリカ内で大手・中堅を含む10社以上が明らかにしているが、そのほとんどが2017年から提供を開始している。ここで想定されている主な利用シーンは、対面チャネルの営業員が十分な時間がなく抱え切れていない比較的小口顧客への対応である。

米国の対面投資商品販売チャネルでは、営業員が顧客の人生のゴールを特定し、その実現に向けラップを主たる実行手段として伴走し続ける「ゴールベース資産管理」型営業モデルが裾野広く普及している。しかし、このモデルでは顧客当たり年5~10時間以上の時間を充当するため、時間が足りずに抱え切れない低・不稼働顧客や小口顧客は通常、若手営業員やコールセンターに移管してきた。これら顧客の一部についてはロボアドを有効活用することで、営業員の時間をさほど大きく割かなくとも無理なく対応できるようになると期待されている。

上記に示した通り、人工知能に人間の知識を介入させたロボ・アドバイザーはすでに米国で普及の兆しを見せており、AIファンドにも同様のことが言える。4章で紹介した5つの

AIファンドの中でもブラックロックが提供しているファンドの運用実績は特に高く、「あくまでもAIからの助言を受けた人間が銘柄評価をしている」からであると分析できる。

Yjamプラスでも同じくAI活用と謳ってはいるものの、AIへの依存度がいまだに低い。AIがはじき出した銘柄評価をもとにAIの運営元が投信会社に具体的な助言をし、その助言をもとに最終的な投資判断と取引を行なっている。

また、3.2-3 でみた機関投資家の資産運用プロセスにおいても人間とAIの共存の兆しはみられる。資産運用において、エコノミスト、アナリスト、ストラテジストが担ってきた役割は主に分析やレポート作成などであり、データ分析などの分野では人間の処理速度、認知をはるかに上回る人工知能がますます活躍することになる。実際に、2.4 でみたように、AIは SNS の投稿やニュース記事といった非構造化データをマーケット情報に変換することができる。しかし、そのようなAIでも、未曾有の経済状態、不具合といった例外に直面した際に人間がフォローする必要がある。その際、意思決定の責任を一手に担うファンドマネージャーの役割が今後最も高まっていくはずである。

顧客への説明責任を果たすのはファンドマネージャーであり、機械はどこまで行っても機械であるゆえにフェイス・トゥ・フェイスで信頼を勝ち取ることが難しい。現在の日本でのフィンテック普及率があまり高くないのは、人々の不信感、そして企業側の説明責任が十分に果たされていない点にあり、今後効率的に株式取引を進めていくためには、AIが導き出した提案をロジカルに顧客に伝える力、そして信頼を獲得する力をファンドマネージャーとして鍛える必要がある。

当然のことながら、責任の所在もファンドマネージャーに集中する。機械の不具合や選択ミスなどの責任の所在を機械に押し付けるのは不可能であるためだ。AIを大いに活用するためには、人間側の意識の向上、つまり責任感をもつことが必要不可欠になってくる。

また、顧客への説明という点で見れば、ファンドマネージャーだけではなく、営業フロント業務の重要性もますます向上していくと考えられる。営業フロントは運用報告会での顧客へ運用状況を報告、質問への対応を行い、運用体制・組織等の変更や例外事項の発生などに対し報告の責任を負う。ファンドマネージャーと同様に、このような顧客対応にはコ

コミュニケーション能力、伝達力、信頼を獲得する力が必要になる。また、顧客への説明、質問への的確な回答にはファンド内の各セクションについて幅広い知識を持つ必要があり、そのような知識を得るためには組織の各部署との綿密なコミュニケーションが必要になってくる。

そのようなコミュニケーションでは単なる形式知だけではなく、暗黙知も必要になってくるだろう。例えば、トレードエラーが生じた場合、関係部署とその要因について考えていかなければならないが、それらの要因を見極めるには人間の経験や勘が必要になってくるかもしれない。これらのことから、営業フロント業務はAIが導き出した提案をコミュニケーションという面でサポートすることになるだろう。

以上のことから、アナリストやストラテジストらが行ってきた分析・立案といった作業は人工知能がこれからも担う役割を増やし続ける一方、責任の引き受けや、顧客の説得、説明および信頼の獲得という面では従来よりも更に人間らしいファンドマネージャーや営業業務の役割がより重要視されてゆく。

また、人間が抱くAIへの不信感は、今まで論じた中に含まれるデメリット以外にも、AIへの理解が欠けているともいえる。これは、急速なAIの成長に人間側の準備が全く追いついていないということである。AIを信頼して活用していくには、顧客も勿論、利用するファンドマネージャー側も常に理解度を高めていく必要があるし、金融に限らずAIの活用への抵抗感を減らしていくべきである。

人間がAIを信頼して最大限に活用し、より活躍してゆけるような「ハイブリッド」な役割分担、「ハイブリット型」人工知能という考え方が今後のフィンテック時代で必要となり、シンギュラリティを乗り越える鍵になるといえよう。

(補足)

補足 1 現代ポートフォリオ理論 (現代投資理論)

1950年代に米国のハリー・マーコウイツ氏が構築した分散投資理論を基礎とする。

投資信託をはじめとしたポートフォリオのリスクとリターンの関係性を明らかにした。

具体的には、

①資産運用において価格変動リスクを抑えながら一定のリターンを期待するうえでは、ポートフォリオとして多数の銘柄や複数の資産に分散投資するのが有効であること②ポートフォリオ全体の価格変動リスクは、組み入れ銘柄の個々の価格変動リスクに加え、任意の2銘柄間の値動きの連動性を表す相関関係できまることを示した。

(参照 野村証券 証券用語集 現代投資理論

<https://www.nomura.co.jp/terms/japan/ke/A01940.html>)

補足 2 平均分散法

資産運用において各資産のリターンの期待値 (平均値) と分散 (標準偏差の 2 乗) に着目

して、資産の組み合わせ、保有比率を決める方法。利益を最大化するために投資家は、資産のリターンの標準偏差をリスクと考え、リスクを低く保ちながら、平均的に得られるリターン（収益）を高めるようなポートフォリオを選択する。

（参照 良い家計「平均分散モデルとは」

<https://fromportal.com/kakei/invest/basic/mean-variance-model.html>)

補足3 Black-Litterman モデル

資産配分の際、現代ポートフォリオ理論では期待リターンと資本の共分散がわかっているだけでポートフォリオを決めることができるとされる。ところが、現実的な問題として、期待リターンのもっともらしい推定値を導くのは難しい。そこでブラック・リッターマンモデルでは期待リターンの推定値を必要とせず、市場均衡で観測される期待リターンを適切な期待リターンとして扱うことでこの問題の解決を図る。期待リターンが市場で観測される期待リターンとどれほど異なるかと、代替的な仮定をどれほど信用するかの程度のみで望ましい資産配分比率を決定できる。

（参照 Wikipedia 「ブラック・リッターマンモデル」）

補足4 資本資産価格モデル

投資家が株式などのリスク資産に期待するリターンが形成される過程を明らかにした理論。株式投資における株式収益率は理論的にリスクが皆無か極小の投資案件に対する期待利回りに当該リスクプレミアムを上乗せした値に等しいという仮説に基づく。

（補足5）

$$R = \hat{r}^T w$$
$$\sigma^2 = w^T \Sigma w$$

R : ポートフォリオの期待リターン（経費率控除後）

σ : ポートフォリオのリスク（標準偏差）

\hat{r} : 各資産クラスの期待リターンのベクトル（経費率控除後）

Σ : 分散・共分散行列

w : 各資産クラスへの配分比率のベクトル（ $w^T \mathbf{1} = 1$ ）

(WealthNavi「WealthNaviの資産運用アルゴリズム」より引用

https://www.wealthnavi.com/image/WealthNavi_WhitePaper.pdf)

参考文献

櫻井豊(2016)「人工知能が金融を支配する日」、東洋経済新報社.

関雄太, 佐藤広大(2017)「人工知能とビッグデータの金融業への活

http://www.nomuraholdings.com/jp/services/zaikai/journal/pdf/p_201701_02.pdf

和田 敬二郎, 岡田 功太(2015)「米国で拡大する『ロボ・アドバイザー』による個人投資家向け資産運用」

<http://www.nicmr.com/nicmr/report/repo/2015/2015win10.pdf>

藤原 賢哉(2016)「ロボアドバイザーに関する経済学的考察と利用実態調査」 <http://www.jasfp.jp/img/16-fujiwara.pdf>

A I 日本株式オープン (絶対収益追求型) 販売資料 2018/10/20

https://safe.tr.mufg.jp/cgibin/toushin/tsl.cgi/funds/03314172/hanbai_shiryou.pdf

八山幸司(2017)「米国のフィンテックにおける人工知能の活用 (フィンテック AI) の現状と課題」

<https://www.ipa.go.jp/files/000059240.pdf>

日本証券業協会「個人投資家の証券投資に関する 意識調査報告書」

http://www.jsda.or.jp/shiryo/chousa/kojn_isiki/files/20180131ishikichousa.pdf

石原敬子(2015)「ポケット図解 最新 株・証券用語がよ〜くわかる本」、秀和システム

関雄太、佐藤広大、ラクマン、ベディ、グンタ「機械学習型人工知能とビッグデータがもたらす 金融サービス業の変化」野村資本市場研究所

<http://www.nicmr.com/nicmr/report/repo/2016/2016spr04.pdf>

ビッグデータ活用、AIが運用する投資信託「Yjamプラス！」 ヤフー子会社が取り扱い開始

(2018)<http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1801/18/news082.html>

ロボアドバイザー最新事情(2018)

https://news.finance.yahoo.co.jp/detail/20170220-00002733-toushinonebus_all

投資に関するAI活用の現状(2017)

<https://www.jip.co.jp/report/detail.php?report=00247>

ロボアドバイザーとAIファンド 現状と今後の展望

<https://business.bengo4.com/category9/article358>

アクセンチュア(2016)「フィンテック 金融維新へ」、日本経済新聞出版社

アクセンチュア「フィンテック、発展する市場環境：日本市場への示唆」

<https://www.accenture.com/jp-ja/~media/Accenture/jp-ja/Documents/DotCom/Accenture-Fintech-Evolving-Landscape-jp-ver3.pdf>

藤田勉(2017)「フィンテック革命の衝撃 日本の産業、金融、株式市場はどう変わるか」 平凡社 26

人工知能学会(1990)「人工知能のFAQ」

<https://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/AIfaq.html>

人工知能学会(1990)「一般社団法人 人工知能学会設立趣意書」

https://www.ai-gakkai.or.jp/about/about-us/jsai_teikan/

ウェルスナビの資産運用アルゴリズム(2016)

https://www.wealthnavi.com/image/WealthNavi_WhitePaper.pdf

松尾豊(2015)「人工知能は人間を超えるか」 2015 p. 45

総務省(2016)「情報通信白書」

柏木亮二(2016)「フィンテック」 日本系座新聞出版社

奈良潤(2017)「人工知能を越える人間の強みとは」 技術評論社

Thomas H. Davenport & Julia Kirby「AI時代の勝者と敗者」(山田美明訳) 日経BP社

荒屋真二(2004)「人工知能概論」 共立出版

日経BPムック(2016)「FinTech 革命 テクノロジーが溶かす金融の常識」

アルパカ 2018/10/27

<https://www.alpaca.ai/ja/about-us/>

日本の資産運用ビジネス 2018/10/27

http://fis.nri.co.jp/~media/Files/publication/research/JAMB2016_2017.pdf

証券経済研究 2018/10/27

http://www.jsri.or.jp/publish/research/pdf/85/85_05.pdf

SMB C 日興証券 2018/10/27

<https://www.smbcnikko.co.jp/index.html>

野村証券 2018/10/27

<https://www.nomura.co.jp/terms/japan/hu/fandame.html>

一般社団法人投資信託協会 2018/10/27

<https://www.toushin.or.jp/statistics/report/research2017/>

みずほ総合研究所

金融機関の競争力を左右する「A I」活用 2018/10/27

<https://www.mizuho-ri.co.jp/publication/opinion/eyes/pdf/eyes171214.pdf>

野村資本市場研究所「人工知能、ビッグデータを活用した資産運用への期待と課題」

2018/10/27

<http://www.nicmr.com/nicmr/report/repo/2017/2017spr06.pdf>

野村資本研究所「市場の各種推移（投資信託）」2018/10/25

<http://www.nicmr.com/nicmr/data/market/trust.pdf>

WebFolio「世界水準の資産運用ロボットアドバイザー「WealthNavi」」2018/10/26

<https://websv.info/service/332/>

楽天証券 楽ラップ 2018/10/26

<https://wrap.rakuten-sec.co.jp/>

三好秀和(2009)「ファンドマネジメントの新しい展開 資産運用会社の経営と実務」

大和投資信託 運用哲学・運用体制 2018/10/27

<https://www.daiwa-am.co.jp/company/managed/investment.html>

MUFJ Innovation Hub 「「機械学習」と「ディープラーニング」は何が違うのか？」

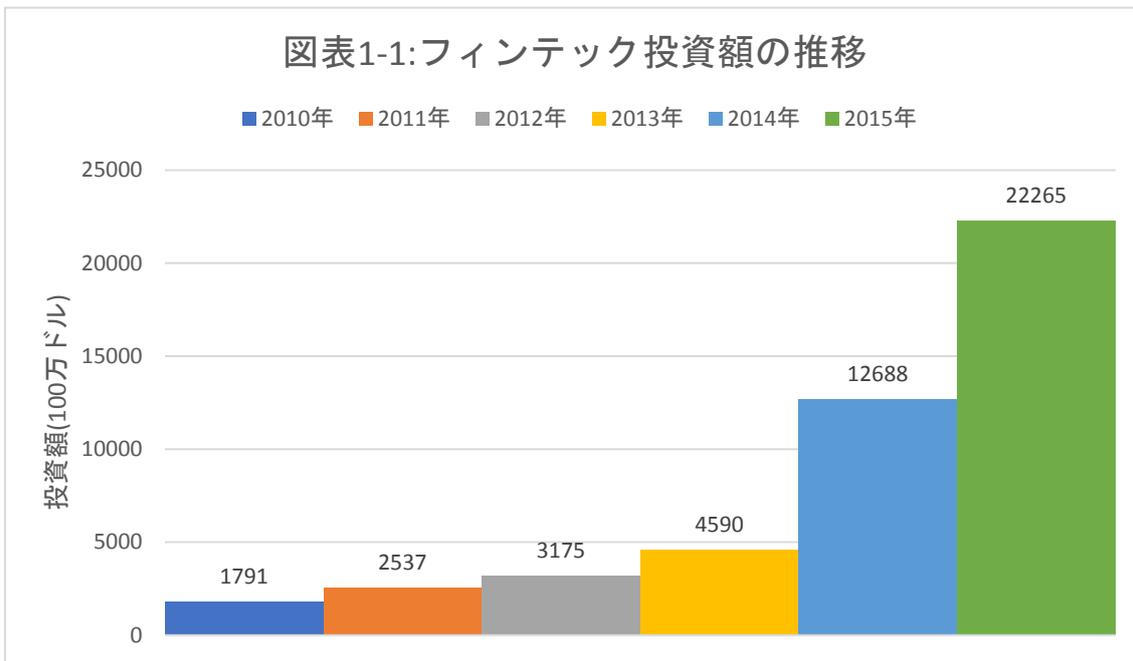
2018/10/28

<https://innovation.mufg.jp/detail/id=93>

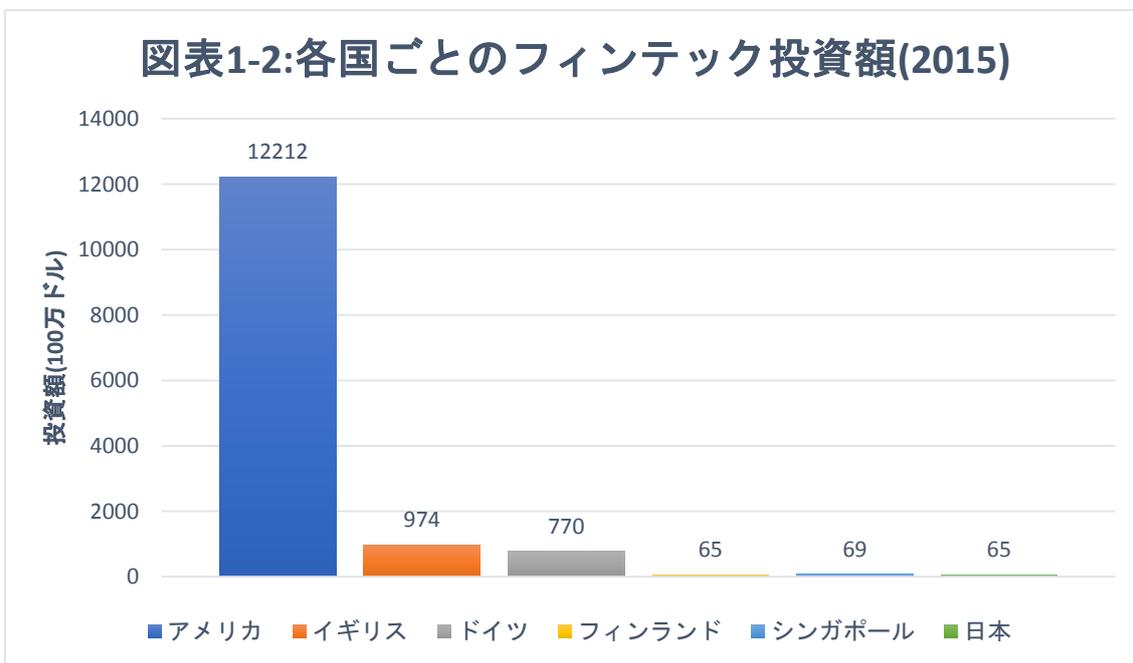
<https://www.silveregg.co.jp/archives/blog/49>

SILVER EGG

2018/10/27



アクセンチュア著「フィンテック金融維新へ」をもとに作成



アクセンチュア「フィンテック、発展する市場環境：日本市場への示唆」をもとに作成

図表 2-1 AI 発展における 3 大ブーム

年代	ブーム	可能な技術
1960~1970 年代	第 1 次AIブーム (探索と推論)	探索・推論
1980~1990 年代	第 2 次AIブーム (知識表現)	音声認識、統計的自 然言語処理
2000年代以降	第 3 次AIブーム (機械学習)	ディープラーニング

総務省「ICTの進化が雇用と働き方に及ぼす影響に関する調査研究」をもとに作成。

図表3-1 各役職と業務内容

役職	担当業務	業務内容
エコノミスト	調査(経済)	経済の動向を調査・分析・予測する
アナリスト	調査(企業)	企業動向、騎乗収益、財務状況を分析して株価の評価や金融の先行きの予測を立てる
ストラテジスト	調査(市場)	産業や企業の動向、市場の需給要因など様々な情報を収集、分析し、投資戦略や資産配分を決定する
ファンドマネージャー	運用	運用方針に従って、運用計画を立て、投資判断を行う

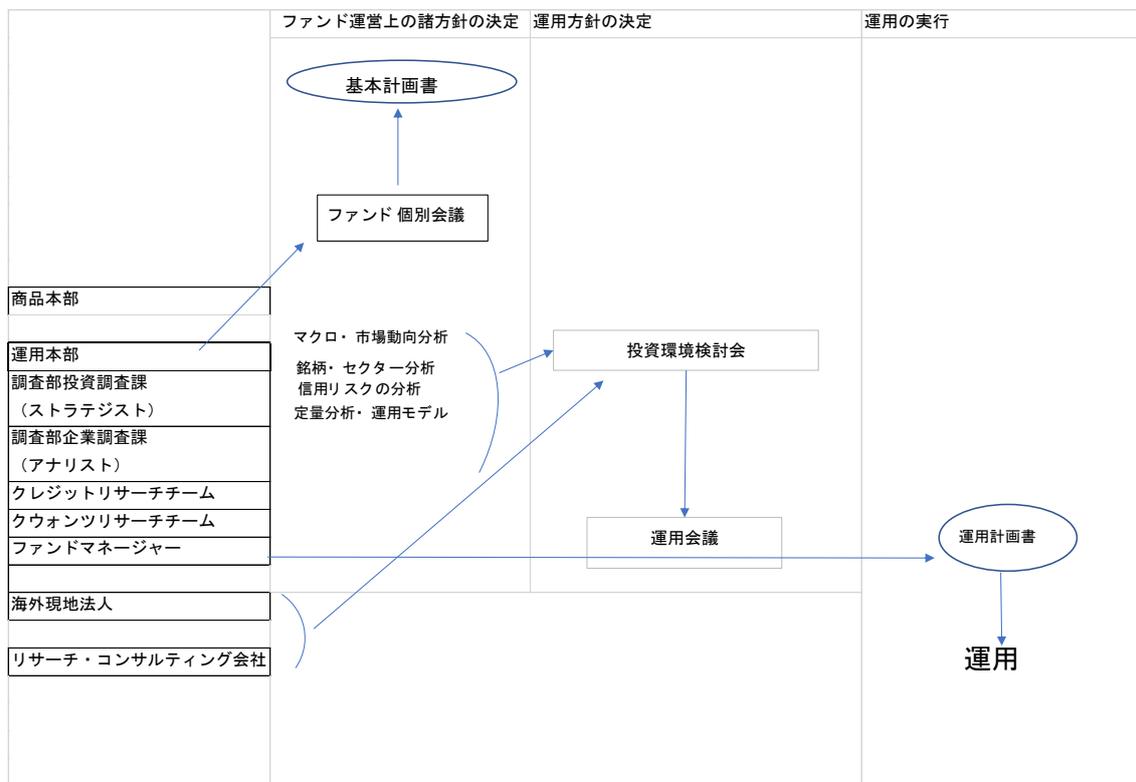
<https://www.smbcnikko.co.jp/terms/japan/a/J0180.html>

<https://fromportal.com/kakei/invest/glossary/research-and-fund-management.html>

<https://www.ifinance.ne.jp/glossary/finance/fin085.html>

をもとに作成

図表 3-2



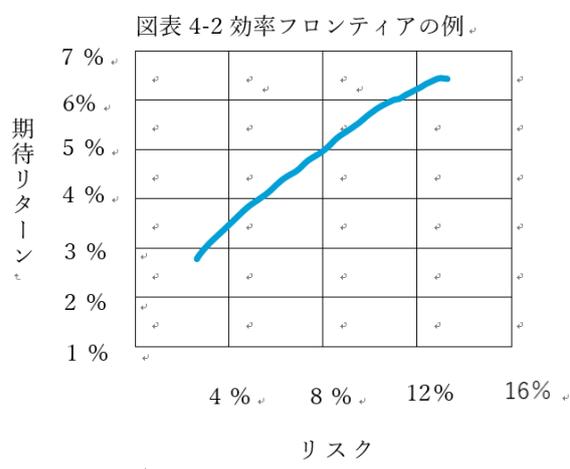
図表 4-1

株式	米国株	伝統的な投資対象。経済成長によるリターンの享受、インフレへの対応が期待できる。
	日欧株	伝統的な投資対象。経済成長によるリターンの享受、インフレへの対応が期待できる。米国株と地域が異なることによる分散投資効果も期待される。
	新興国株	先進国よりも高い。経済成長によるリターンの享受、インフレへの対応が期待される。米国株と地域が異なることによる分散投資効果も期待される。
債券	米国債券	伝統的な投資対象。資産価値の安定性に加え、株式との高い分散効果が期待できる。
	物価連動債	資産価値の安定性、株式との高い分散投資効果に加え、通常の債権と異なりインフレへの対応も期

		待される。
オルタナ ティブ	金 (コモディティ)	株式等との高い分散投資効果に加えて、インフレへの対応が期待される。
	不動産	古くから投資対象とされてきた実物資産、インフレへの対応や分散投資効果が期待される。

(参考WealthNavi「WealthNaviの資産運用アルゴリズム」)

図表4-2(効率フロンティア)



図表 4-3 質問リスト

質問事項	回答とリスク許容度の関係	背景
年齢	若い世代ほどリスク許容度が高い	若い人ほど、現在保有している金融資産に対する人的資産の比率が高い
年収	年収が高いほどリスク許容度が高い	年収が大きいほど人的資産が大きくなりやすい
金融資産	金融資産が多いほどリスク許容度が高い	金融資産が多いほど、運用が不調となった場合の生活への影響が軽微。
投資目的	「余裕資金の運用」や「長期運用」の方がリスク許容度は高く、「短期運用」や「退職後の運用」の方がリスク許容度は低い	運用可能な期間が短いと、相場下落していた場合に回復を待つことができない。

急落時の 対応	投資を増やす傾向ならリスク許容度が高く、「短期運用」や「退職後の運用」の方が、リスク許容度は低い	相場急落時に資産を売却する人はリスクに対する心理的な耐性が低いと考えられる。
------------	--	--

(参考WealthNavi「WealthNaviの資産運用アルゴリズム」)

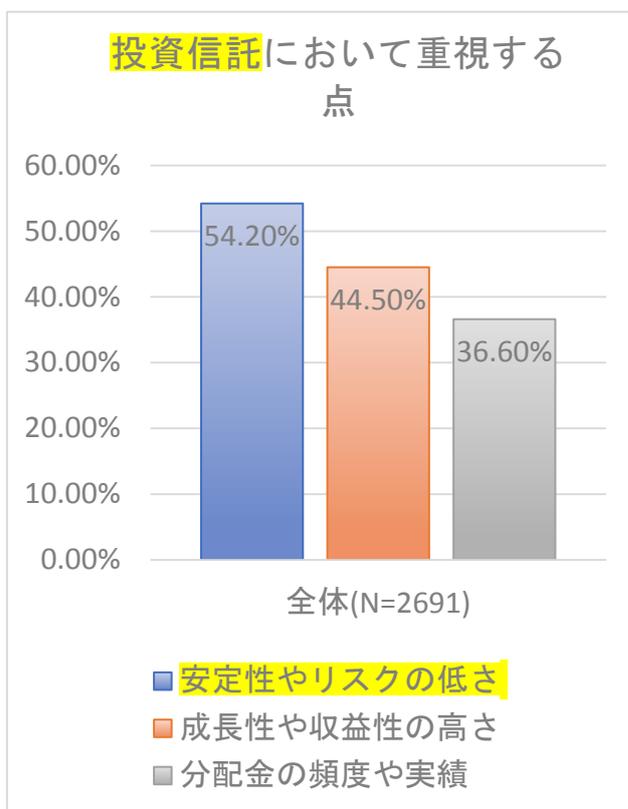
人的資本

人間は働くことなどによって収入を生み出すことができるため、1人の人間を1つの資産と考えて、人的資産(human wealth)もしくは人的資本(human capital)と呼ぶ。その価値は、将来期待される収入の割引現在価値として算出される。

図表 4-4 各種AIファンドにおけるAIの役割

	銘柄評価	銘柄抽出	ポートフォリオ	日本株	海外株
ブラックロック	○				○
Y!Jam	○	○		○	
ディープAI	○	○			○
GS	○	○		○	○
eMaxis neo	○	○	○	○	○

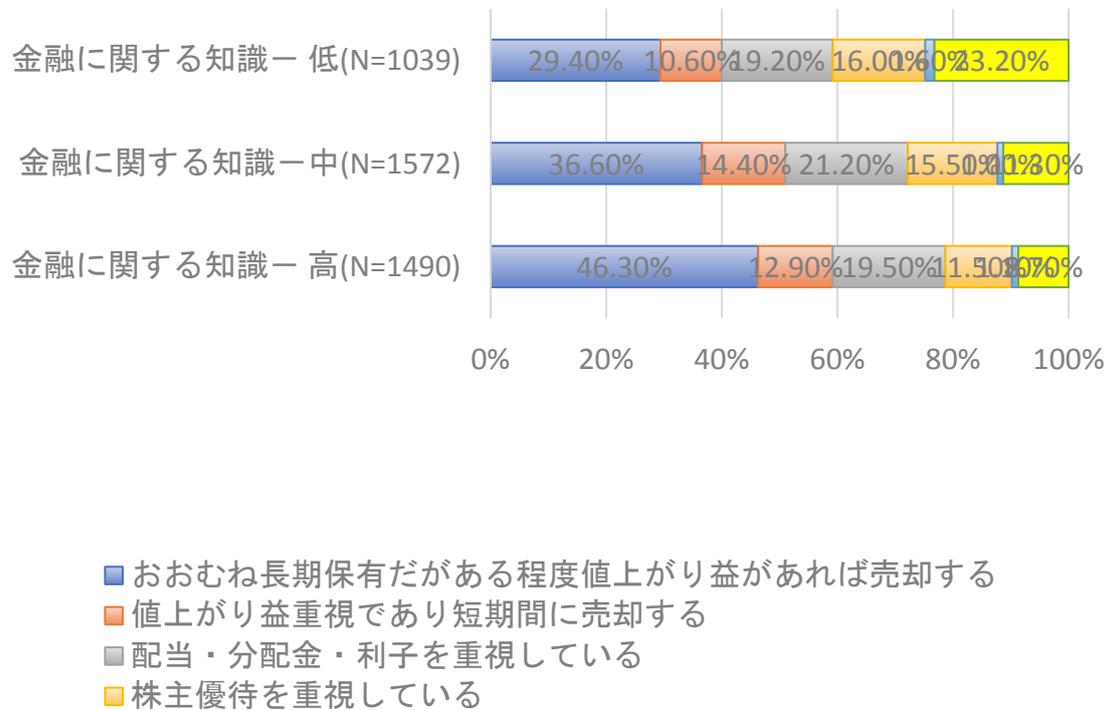
図表 5-1 投資信託において重視する点



個人投資家の証券投資に関する意識調査報告書(2018)をもとに作成。

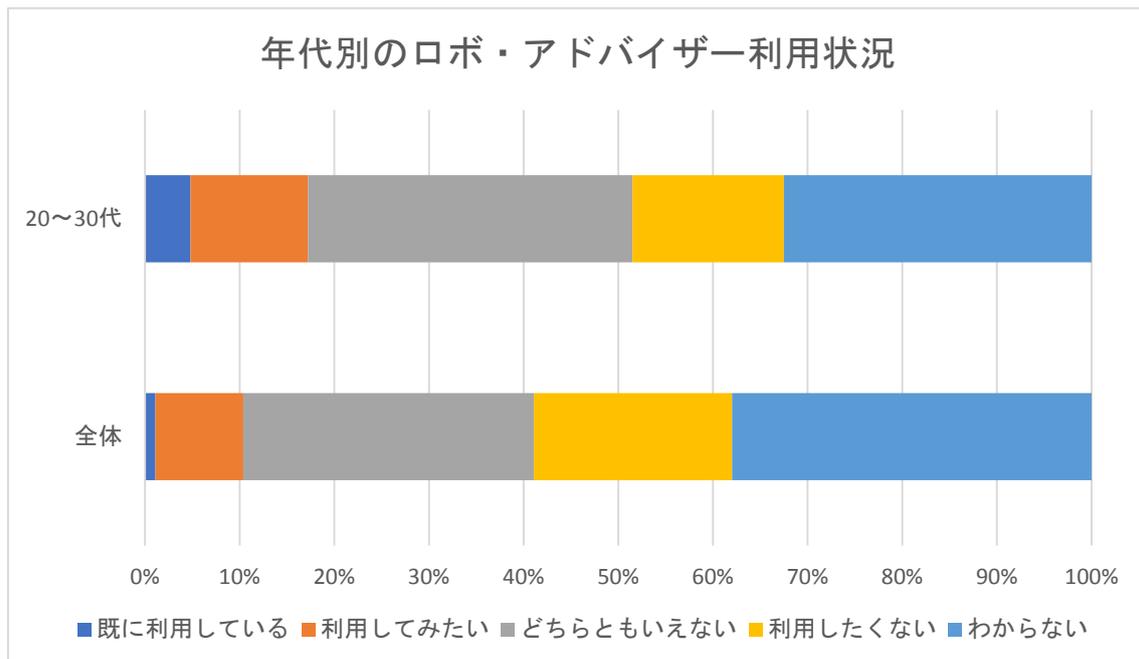
図表5-2(投資信託における知識と投資方針)

投資信託における知識と投資方針



個人投資家の証券投資に関する意識調査報告書(2018)をもとに作成。

図表 5-3 フィンテックへの年代別関心



個人投資家の証券投資に関する意識調査報告書(2018)をもとに作成。

図表 5-4

ファンド名	購入時手数料 (%)	信託財産留保額 (%)	運用管理費用 (%)
ブラックロック	~3.24%	0.2	1.5606
Y J a mプラス!	~3.24%	0	0.9936
AI活用型世界株ファン ド	~3.24%	0.3	1.5552
GS グローバル・ビッグ データ投資戦略	~3.24%	0.3	1.323
eMaxis Neoシリーズ	0%	0	0.7776
(平均)	2.592	2.592	1.242

各種目論見書をもとに作成

図表 5-5

ファンド名	購入時手数料	運用管理費用	純資産総額 (億円)
フィデリティ・US ハイ・イールド F	3.24	1.7064	7,349.47
フィデリティ・US リート・ファンド B	3.78	1.512	6,972.89
ひふみプラス	3.24	1.0584	6,626.09
新光US-REITオープン	3.24	1.6524	6,603.65
ピクテグローバル インカム株式 F (毎月分配)	3.78	1.788	5,772.01
ダイワ・US-R	3.24	1.6416	5,679.10

E I T ・ オープン B コース			
ラサール・グロー バル R E I T (毎 月 分 配)	3.24	1.62	5,592.36
グローバル・ロボ ティクス株式 F (年 2 回)	3.78	1.9008	5,139.49
グローバル・ロボ ティクス株式 F (1 年)	3.78	1.9008	5,035.22
グローバル・ソフ リンオープン 毎 月 決 算	1.62	1.35	4,753.07
(平均)	3.294	1.61304	-

日本経済新聞 投信ランキング 純資産総額ランキング (更新 2018/09/28) をもとに作成

図表5-6 AIファンドと純資産少額上位10種平均の比較

ファンドの種類	購入時手数料 (%)	運用管理費用 (%)
AIファンド5種の平均	2.592	1.242
純資産総額上位10種の平均	3.294	1.61304

図表 6-1 5つのステップ

5つのステップ	内容
ステップ・アップ	非構造化の情報処理
ステップ・アサイド	コンピューターが不得手な不決定作業
ステップ・イン	自動意思決定システムの理解・監視・改善
ステップ・ナウロリー	自動化できない狭い専門領域を担当
ステップ・フォワード	新たなITの開発

(「AI時代の勝者と敗者」を参考に作成)

分担

小室(光):第2章(2.5.)、第3章(3.1.,3.2.)、第4章(4.3.,4.4.)、第6章(6.1.6.3.)

小室(直):第1章、第2章(2.1.,2.2.)、第4章(4.1.)、第5章、第6章(6.2.,6.4.)第
7章(7.1.)

関:第2章(2.3.,2.4.)、第3章(3.3.)、第4章(4.2.)