

A I 運用の課題をどう解決するか（上） ～現状と分類～

茨城大学大学院 理工学研究科 教授 鈴木智也

わが国では2017年頃からA I（人工知能）運用による公募投信（A I関連銘柄に投資するのではなく、A Iを用いて投資銘柄の選定を行うアクティブ運用）が10本以上スタートし、6年程度の歳月が経過した。結論を先に述べると、運用成績が市場平均に連動するパッシブ運用に劣後するケースは少なくなく、継続的な資金流出による規模縮小または償還したケースもあり、スタート当初の期待に見合った運用成績とは言い難いだろう。そこで、本稿では2週にわたり、A I運用の分類や課題を整理しつつ、今後の発展余地を考察したい。

A I 運用の現状

図1に、現存する代表的な6ファンドの運用状況を示す。運用規模（純資産総額）は100億円程度から1億円未満まで様々である。ある老舗ファンドは過去300億円程度の純資産総額であったが、現在は2億円程度まで縮小している。その原因はやはり運用成績であろう。比較的高い信託報酬を必要とするアクティブ運用にもかかわらず、日経平均と同等（もしくは未満）の事例が散見される（図1上段）。Yahoo!ファイナンスに掲載されているウエルスアドバイザー社のファンドレーティングによれば、A I運用6本のうち2つ星が3本、3つ星が3本である（最高は5つ星）。一方、日経平均に基づくパッシブ運用（インデックスフ

ァンド）の多くは4つ星である。A I運用6本の純資産総額は18年から継続的に減少しており（図1下段）、A I運用の存在感は薄まりつつある。

A I 運用の類似業務

しかし投資（FXのような投機も含む）において、いまだ世間のA Iに対する期待は根強い。その理由の一つはマスコミ報道であろう。A I

図1 A I 運用の基準価額および純資産総額
(現存する代表的な6本)



(注)月ごとに変化率[%]を調べ、それらの平均値を年毎にグラフ化した。データはYahoo!ファイナンスを参照した。

運用を「コンピュータによる金融業務」と拡大解釈して報道する場合が多く、たしかにコンピュータ（AIのように知的でなくても良い）が役立つ金融業務もあるため、資産運用業務においてもAIが絶対的な効果をもたらすかのような誤解を産み出した。この誤解を解くために、類似する金融業務を分類した（表1参照）。明らかにコンピュータが役立つ業務は「執行アルゴ」と「HFT」のみであり、これらは定型的因素が強いアルゴリズム取引に分類される。

■システムトレード：データに基づいて自動で売買判断（および取引）を行うシステム。AI運用も含まれるが、かつてはテクニカル分析のゴールデンクロスのように演繹的な発想によるルールベースのアルゴリズムが一般的であった。テクニカル分析の有効性が懐疑的なように、AI運用においても運用実績に基づいた妥当性の検証が必要である。

■執行アルゴ：売買銘柄の判断ではなく、証券取引所において売買注文を執行するためのアルゴリズム。大量の売買注文を小分けにして現在株価への影響を抑えつつ、売買タイミングを逃さぬよう計画的に売買注文を執行する。安定性や低コストの観点よりコンピュータの活用が効果的であるため、すでにトレーダー（人間）の多くはコンピュータ（機械）に置き換えられた。

■HFT（高頻度取引）：注文スピードを高めることで競争優位性を高める。主な戦略は、市場価格のゆがみを狙うアビトラージ（裁定取引）や、ニュースなど突発的な情報を利用するイベントドリブン、売買を仲介することで売値と買値の差（スプレッド）を収益源とするマーケットメイクがある。いず

れも通信網や計算機パワーが優劣を決める装置産業であり、アルゴリズムの性能はあまり影響しない。そもそも複雑なアルゴリズムは計算スピードを劣化させるため、単純なアルゴリズムほど望ましい。

■ロボアドバイザー：スマホ等のIoTデバイスを通じてユーザーのリスク許容度を推定し、その許容度に応じた最適ポートフォリオを提示するサービス。最適化には高度な計算アルゴリズムは不要であり、ユーザーへの質問によってリスク許容度を推定するプロセスがサービスの本質である。

特に、HFTが得意とするマーケットメイクは相場予想とは全く別物である点に注意したい。売買価格の提示が相場の動きより遅れるリスクはあるものの、スプレッドという明確な収益根拠がある。例えば米国バーチュ社の驚異的勝率（5年間で損失は1日のみ）が話題となつたが、HFTでは1日当たりの取引回数は数百万回に及ぶため、トータルではほぼ確実に利益が得られる。これは売買仲介業に対する正当な報酬である。このようなマーケットメイクの成功事例をAI運用として報道するのは全くのミスリー

表1 コンピュータによる金融業務の分類

	システムトレード	執行アルゴ	HFT	ロボアドバイザー	AI運用
起源	1980年代～	1990年代～		2000年代～	2010年代～
役割	ファンドマネージャー	トレーダー	アービトラージャーマーケットメーカー	ファンドマネージャー	
自動化	売買の判断		売買の発注（アルゴリズム取引）		売買の判断
目的	運用収益の拡大	執行コストの削減		運用収益の拡大	
ロジック	IF-Thenルール（エキスパートシステム）		単純（人工無脳）	最適化理論（線型計画法）	複雑（人工知能）
競争	発想力（演繹的）	低成本	スピード	手軽さ	技術力（帰納的）

（注）公開文章を手掛かりに海外の事例も参照したが、各事例の本質的技術の把握が難しいため、起源の年代はあくまで目安である。

寄稿

ドである。

A I 運用の分類

従来のテクニカル分析はデータを活用するものの、人間の演繹的な発想力による仮説を背景に売買ルールを構築するため、人間にとて理解しやすい利点がある。一方、近年のA I 運用はデータという現象から帰納的に内在するルールを発掘するため、得られたルールは人間にとて理解可能とは限らない。そこで説明責任が重要視される公募投信においては、以下に示すデータマイニングではなく、オルタナティブデータの活用にA I 技術を使う方法が一般的である。しかし私募投信やヘッジファンドにおいては説明力よりも運用成績を優先する傾向があるため、データマイニングにおいて積極的に機械学習を用いることが許容される。それぞれの特徴は以下の通りである。

■**オルタナティブデータ**：株価や財務情報など伝統的データ以外のビッグデータ（表2参照）をリアルタイムに監視して、決算発表よりも事前に個別企業の業績を把握する試み。膨大なテキストや画像データを指標化（定量化）するためにA I 技術を用いる。比較的説明しやすいロジックなので、公募投信に向いている。しかし人間の専属アナリストも同様に多様な情報網を活用してリアルタイムに業績予想を行い、情報発信している。A I は人間アナリスト以上の知見を導けるのかが課題であり、現状は図1に示す通りである。なお証券取引の公平性から、オルタナティブデータの活用は今後規制される可能性もある。

■**アノマリー**：小型株効果や割安株効果など、相場のクセ（アノマリー）を利用したファクター運用。従来のファイナンス理論や金融工学では説明力の観点よりシンプルな重回帰モデルが主流であったが、近年で

鈴木智也（すずき・ともや）

茨城大学大学院理工学研究科教授。

地域未来共創学環（新設）連携専任教員、大和アセットマネジメント特任研究員、自社ベンチャー代表を兼務。地域創生や金融分野におけるAI・データサイエンスに関する研究に従事。



は機械学習の活用によりモデルを複雑化する事例が多い。しかし説明力が低下するため、運用成績を重視する私募投信に向いている。

■**ミスプライス**：投資家らの集団心理など、上記ファクターや個別業績で説明できない株価変動を抽出し、その修正過程を投資機会とする方法。理論株価の算出に機械学習を活用できる。

■**データマイニング**：利用可能なデータから、将来の株価変動の手がかりになり得る因果や相関パターンを発掘し、相場予想に活用する方法。人間の演繹的な仮説に基づいて発掘する場合や、機械学習によって帰納的に発掘する場合がある。後者は発掘されたパターンが人間にとて理解不能になりやすいため、私募投信に向いている。

私募投信においては運用会社ごとの資産増減状況は公開されているが、個別投信の状況は不明である。したがって私募投信においては、図1よりも優れた運用成績を得ているファンダムが存在する可能性もある。一方、公募投信の低迷は、説明責任の観点から利用できる手法に制限があることが原因かもしれない。次回（下）では海外ヘッジファンドの事例を踏まえつつ、A I 運用の適用可能性を考察する。

表2 A I 技術で指標化するビッグデータ

Big Data	既存活用データ	伝統的	遅延	市場価格データ、企業財務情報、経済指標、など	
				非伝統的 オルタナ ティブ	即時
テキストデータ				ニュース、SNSデータ、アналリストレポート、など	
消費者購買データ				POSデータ、クレジットカードデータ、WEB検索データ、など	
経済活動データ				衛星画像、GPSデータ、電力消費量、など	
その他				未発見データ（伸びしろ）	
					● 指標化
					【AI技術】 自然言語処理、画像認識、感情抽出、etc.