

## 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

佐藤 広大

### ■ 要 約 ■

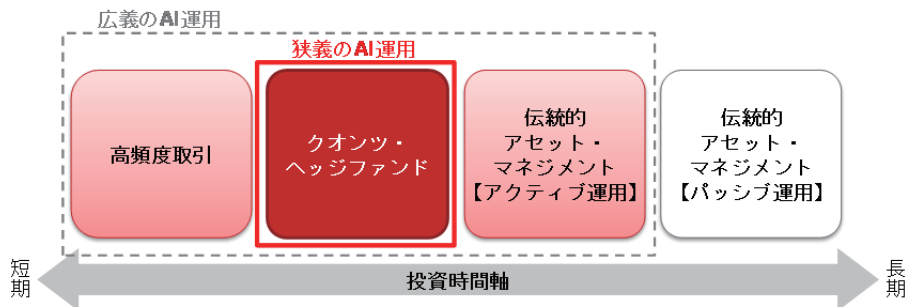
1. 人工知能（AI）や、そこへのインプットとしてのビッグデータに関する発展は目覚ましく、機械学習やディープラーニングに代表される第3次 AI ブームの中で、投資や資産運用に AI やビッグデータの活用を試みる事例は目立ってきている。
2. 現状、「AI 運用」はクオンツ運用を行うヘッジファンド等が取り扱う要素の一部と見られ、AI の活用が有効な領域としては「モデルの構築」、「ビッグデータ処理」、「エグゼキューション」、「リスク管理」といった点が考えられる。
3. 他にも、高頻度取引（HFT）や、伝統的アセットマネジメントにおけるアクティブ運用においても広い意味で AI を活用する試みは始まっている。後者はビッグデータ・ファンドとも言え、投資機会の探索のために新しいタイプのデータの収集と分析が模索されていくだろう。
4. 一方、AI 運用には課題も存在する。代表的な論点としては「オーバーフィッティング」、「ファクターの複雑さ」、「ブラックボックス」、「キャパシティの制約」、「パフォーマンスの判断」が挙げられる。また、機械学習型 AI により必ず高い運用成績を出せるといった考察はまだ出てきていないのが現状と言えよう。
5. 今後は、運用判断における AI と人間の役割分担もますます重要となろう。資産運用会社等にとっては、技術力を持つ外部機関との提携や専門人材の獲得・育成を進めるとともに、社内環境構築・整備等、AI やビッグデータ分析の活用に向けた取り組みを進めていくことがますます重要となってくるのではないだろうか。

## I 人工知能による資産運用とは何か

人工知能（Artificial Intelligence、AI）や、そこへのインプットとしてのビッグデータ（大規模なデジタルデータの集合体）に関する発展は目覚ましいが<sup>1</sup>、投資や資産運用にも AI を活用する動きが取り沙汰されている。後述するように、以前から資産運用の領域でコンピュータやアルゴリズムの活用は当然となっているが、機械学習<sup>2</sup>やディープラーニング<sup>3</sup>に代表される第 3 次 AI ブーム<sup>4</sup>の波が押し寄せる中で、投資や資産運用のパフォーマンス向上に AI やビッグデータの活用を試みる動きが広がってきていると言えよう<sup>5</sup>。

一方で、「人工知能やビッグデータを活用した資産運用」（AI 運用）の定義は様々であり、明確ではない。AI 運用に該当する手法を既存のプレイヤーが実際に行っている資産運用手法にあてはめる場合、AI 運用の定義には狭義・広義の両方が考えられよう（図表 1）。

図表 1 AI・ビッグデータを活用した資産運用の分類イメージ



（出所）野村資本市場研究所作成

<sup>1</sup> 2000年代～2010年代前半に世界最強だったイ・セドル氏に2016年3月に勝利した、Google DeepMindの囲碁AIであるAlphaGoは、その後も強化され、世界ランキング首位のカー・ジェ氏を含む現役世界トップ級棋士を相手に非公式のオンライン対戦で次々と勝利を収めている。また同社は省エネや医療など社会の課題をAIで解決することに取り組み始めている。

<sup>2</sup> データから自ら学習するAIのこと。

<sup>3</sup> 脳の神経回路を模したニューラルネットワークを多層に用いる機械学習の手法。深層学習。

<sup>4</sup> 図表2を参照。

<sup>5</sup> なお、金融サービス全般におけるAI・ビッグデータの活用については、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の結合がもたらす金融サービス業の変化」『野村資本市場クォーターリー』2016年春号を参照。

## 1. 狭義の AI 運用

現状「AI 運用」と言う場合、クオンツ運用を行うヘッジファンド等が取り扱う運用手法の一部という考え方が中心と見られる。通常の投資信託や年金運用を取り扱う一般的な機関投資家には、戦略面等で運用上の制約が多々あるが、ヘッジファンドは絶対収益を狙うものであり、アルファ創出のためにあらゆる手法を取り入れる。ゆえに、AI やビッグデータ分析といった新しいタイプの技術を試すことにも元来、積極的であると言える。

クオンツ運用とは、数理モデルやコンピュータを駆使して市場データや企業業績、経済指標等を定量的に分析して運用する手法を指す。元々は移動平均をモニタリングするといったシンプルなトレンドフォロー戦略等が始まりと考えられ、ロングショートやアービトラージといった戦略も取り入れられた。金融工学や統計学的手法が興隆した 1980～1990 年代以降はクオンツ運用の手法が複雑化し、アルゴリズム取引 (Algorithmic trading)<sup>6</sup> もしくはシステムトレーディング (Systematic trading)<sup>7</sup> が行われ始めた。その後、1998 年には、当時最先端の金融工学を駆使していたとされる大手ヘッジファンド LTCM (Long-Term Capital Management) が破綻危機に陥ったことが、数量分析を絶対視することへの警鐘になると同時に、リスク管理を含めて更にクオンツ運用モデルを洗練させるきっかけとなった。やがて、インターネットの発展と並行して、2000 年代後半頃からウェブ関連情報、とりわけブログやソーシャルメディアの情報を取り入れた運用が登場したと考えられる。2007 年に発生したクオンツメルトダウン<sup>8</sup>や、2008～2009 年の相場暴落を引き起こしたサブプライム危機は次の契機となった。つまり、クオンツ運用も含めた多くのファンドのパフォーマンスが悪化し、投資・裁定機会を求めて高頻度取引 (High-frequency trading, HFT) が隆盛を極める中、より時間軸の長い運用においても機械学習等を活用した新たな手法が積極的に模索され始め、各種分析に応用できるアルゴリズムなど中核技術のオープンソース化<sup>9</sup>の流れも後押しに、AI やビッグデータを活用した手法が広まりを見せつつある状況と言えよう。

## 2. 広義の AI 運用

上記のように、AI 運用の中心に位置するのはクオンツ運用と考えられるが、他にも AI 運用と関係してくる領域は存在する。

<sup>6</sup> 最良執行 (best execution) のための執行コスト低減を目的に株価や出来高等に応じてアルゴリズムを用いて自動的に売買タイミングや数量を決めて注文を繰り返す取引を指す。VWAP や volume inline など複数の執行ストラテジーから選択する方法が一般的。取引に際しては近い将来の市場予測を伴う。

<sup>7</sup> 一定の売買ルールに従って行う取引を指す。発注まで全自動で行うとは限らず、実際の執行は人間が行う場合も含まれる。なお、アルゴリズム取引やシステムトレーディングに似た用語としてプログラムトレーディングが存在するが、これは一般に複数銘柄から構成されるバスケット取引をコンピュータにより自動処理する行為を指す。

<sup>8</sup> 2007 年 8 月 6 日の週に多くのクオンツヘッジファンドが暴落した出来事のこと。

<sup>9</sup> オープンソースとは、プログラムの素となるソースコードを公開し、誰でも自由に使えるようにするという概念を指す。

第一に、HFTが挙げられる。HFTの定義は様々だが、米国の商品先物取引委員会(CFTC)は以下の要素を含む自動取引としている<sup>10</sup>。

- ① 人間の指示を介さない、各取引における意思決定、注文の開始、生成、ルーティング、執行のためのアルゴリズム
- ② プロキシミティ<sup>11</sup>やコロケーションサービス<sup>12</sup>を含む、反応時間を最小化することを目的とした低レイテンシー技術
- ③ オーダーエントリーのための市場への高速コネクション
- ④ 高速メッセージングレート（オーダー、クオート、キャンセルーション）

ミリ秒（千分の1秒）ともマイクロ秒（百万分の1秒）単位とも言われる高速取引を執行するには、人間が目で価格情報を確認して手動で発注していたのでは当然間に合わないため、必然的にアルゴリズム（プログラム）で取引条件を定義することが必要になる。

第二に、伝統的アセットマネジメントにおけるアクティブ運用でも、AI運用と呼ぶべきアプローチが登場している。例えば、従来から存在するファンダメンタル分析にソーシャルネットワーキングサービス（SNS）から取得したデータなど新しいタイプの情報を加味して投資判断を行うケースが挙げられる。SNSなどの情報源から大量の非構造化データを収集、分析する際にはAI技術が使われることもある。

## II 資産運用におけるAI活用がもたらす期待と現状

元々、金融工学や統計学の発展を背景として、資産運用を定量的な視点で捉えるプレイヤーは従来から存在しているが、金融のグローバル化や相互関連性の高まり、地政学リスクの台頭などにより、運用の意思決定に影響を与えるデータの種類と量は増加の一途を辿っており、人力では到底処理しきれなくなっている。さらに、アクティブ運用の限界が指摘されつつある中で、定性分析か定量分析かを問わず、あらゆる超過リターン機会を獲得したいという運用業界の切実なニーズがAIやビッグデータ活用への期待につながっていると見られる。

### 1. 資産運用で扱われるAIの要素技術

AI運用は前述の通り、狭義にはクオンツ運用を行うヘッジファンドを指すと考えられる。一方、資産運用で扱われるAIの要素技術は様々であるが、概ね以下のような世代に分けることができよう（図表2）。

現在、投資や資産運用で活用されるAIは、分野によって差異は認められるが、ルール

<sup>10</sup> CFTC, “Technology Advisory Committee Sub-Committee on Automated and High Frequency Trading – Working Group 1,” October 30, 2012.

<sup>11</sup> 取引参加者が売買発注するサーバ等の設備を取引所のデータセンタに近接する場所に設置すること。

<sup>12</sup> 同様に、売買発注用サーバ等設備を取引所と同じデータセンタに設置すること。

図表2 AIの世代別の分類

世代 <sup>13</sup>	第1次ブーム	第2次ブーム	第3次ブーム	将来?
時期	1950年代～	1980年代～	2010年代～	2045年頃?
種類	探索プログラム	ルールベース <sup>14</sup>	機械学習	汎用人工知能 <sup>15</sup>
トピック	・ 数学定理証明 ・ 初歩的なゲーム ・ 疑似的な対話 <sup>16</sup>	・ エキスパートシステム <sup>17</sup> ・ 第五世代コンピュータ <sup>18</sup>	・ 自然言語処理 ・ 音声/画像認識 ・ 強化学習 <sup>19</sup> ・ ディープラーニング	・ AGI <sup>20</sup> ・ シンギュラリティ <sup>21</sup>
データ	プログラム内の限定的な入力	構造化データ (専門的知識)	非構造化データ (ウェブ、IoT)	?

(出所) 野村資本市場研究所作成

ベースの AI はすでに取り入れられており、さらに機械学習を活用していくことが模索されている状況と考えられる<sup>22</sup>。定められた条件に基づくアクションを多数組み合わせたルールベース型の AI は、過去データを用いた市場の将来予測を伴うアルゴリズム取引やシステムトレーディングが元来行っていることと同等と言え、クオンツ運用の分野ではすでに広く活用されていると見られる。一方、機械学習はインプットとなるデータの蓄積や、モデルのチューニングといった点でルールベースとは異なる技術が必要とされ、後述するオーバーフィッティング等の課題にも直面しやすいため、投資や資産運用に直接的に活用して即座に効果が出るとは限らず、最適な活用方法が継続的に研究されている段階と考えられる。なお、直近では資産運用やトレーディングにおいて機械学習の一手法であるディープラーニングの手法を取り入れる試みも散見され、他にもベイジアンネットワーク<sup>23</sup>や進化的学習<sup>24</sup>等の手法も試されていると見られるが、広く応用が可能な事例は見当たらない<sup>25</sup>。

<sup>13</sup> ここで言う世代とは、AI 研究が盛り上がり、官民からの豊富な研究資金に基づき、研究の進展が見られた各ブームの期間で発展した技術及びそれを用いた AI を指す。

<sup>14</sup> 「if～、then…」という形式のルールを集積することで問題解決を行うシステムのこと。

<sup>15</sup> 人間のように十分に広範な適用範囲と強力な汎化能力を持つ AI のこと。

<sup>16</sup> 例えば 1966 年に ELIZA と名付けられた対話プログラムが MIT 教授の Joseph Weizenbaum 氏により開発されたが、これはユーザの入力した単語を取り入れてプログラムが返事をすることで、対話しているように見せかけていた。

<sup>17</sup> 専門家の問題解決能力を持たせるよう設計された AI。

<sup>18</sup> 日本で 1980 年代に当時の通産省により推進された AI 開発の国家プロジェクト。

<sup>19</sup> 与えられる報酬が最大化されるように行動選択し学習を進める AI。

<sup>20</sup> Artificial General Intelligence の略。

<sup>21</sup> 「技術的特異点」のこと。著名未来学者 Ray Kurzweil 氏は、2045 年にシンギュラリティが到来し、コンピュータによる人工知能の能力が全人類の知能を上回ると予言した。

<sup>22</sup> 世代毎の分類はあくまで当該技術が発展した時期に基づく区分であり、決して技術の優劣を明確に分けるものとは限らない。特にルールベースと機械学習、そしてディープラーニングは、実用上は必ずしも分断されたものではなく、導入箇所を分けて併用することもあり得る。

<sup>23</sup> 統計学の一分野で、ベイズの定理（条件付き確率）を背景とする確率的推論。

<sup>24</sup> 生物の遺伝や進化の仕組みをヒントにした AI 手法の一種。

<sup>25</sup> 資産運用に適用して効果が挙げたことを謳うファンド等のプレイヤーも散見されるが実態は定かではない。また一定の条件下で成果が出たとする学術研究の試みも存在するが、客観的な評価にはまだ遠いと考えられる。

## 2. 資産運用のプロセスと AI の適用領域

機械学習やディープラーニングを始めとした AI の活用が有効となる適用領域としては運用プロセス毎に以下の点が考えられる。

### ① モデル構築

従来は人間が考えてきたモデル構築プロセス自体を自動的に、高速に実行できる可能性がある。また、市場トレンド変化の予測や最適なモデルの選定、個別ソリューション間の比重変更やオン・オフも自動的に実行できる可能性がある。

### ② ビッグデータ処理

人力もしくは一般的な表計算ソフトや自動化プログラムでは追いつかない、大量のマーケットデータの分析処理のために活用できる可能性がある。また、テキスト情報の分析においては、従来では機械が読み取ることの難しかった細やかなニュアンスや複雑な真意を大量の文脈から自動的に抽出できよう。加えて、音声認識技術を組み合わせることで人間のスピーチ内容からも機械的に感情や真意を読み解いたり、大量の画像データからトレンドを算出したりできる可能性もある。

### ③ エグゼキューション

運用判断に基づき市場での取引を執行する際、特に、資産規模が大きく、また機械的に大量の回数売買が行われる場合、インパクトコスト等の執行コストが積み重なることでバックテスト通りのパフォーマンスにならない恐れも高まる。機械学習を行った AI が執行ストラテジーの自動的な選択や変更をすることができれば、従来手法よりもスムーズでパフォーマンス良く売買を執行できると考えられる。

### ④ リスク管理

ファクター、銘柄、セクター、アセットクラスなどの観点でエクスポージャーを管理しリスクを最適化できる可能性がある。

上記のうち、②ではディープラーニングを含めた機械学習が積極的に活用され始めており、また③でも試されているものと見られるが、相場環境や執行する資産の種類によっては手動も併存していよう。①および④も AI の適用が期待される領域と考えられるが、部分的に自動化はされても現時点では設計は人間が中心ではないだろう。

AI やビッグデータ分析を実際に活用した運用に取り組んでいるクオンツファンドが、現時点で行っている運用プロセスのイメージは以下の通りである<sup>26</sup>（図表 3）。

<sup>26</sup> “How Computers Trawl a Sea of Data for Stock Picks,” *The Wall Street Journal*, April 1, 2015.

図表 3 AI・ビッグデータを活用するクオンツファンドの運用イメージ

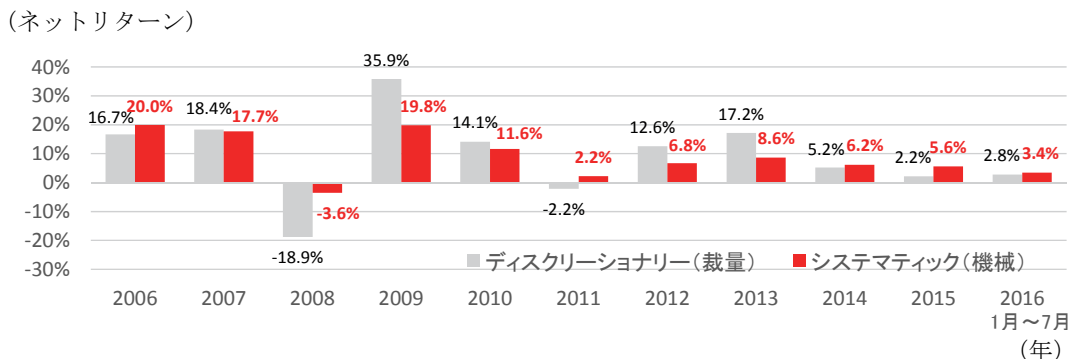
手順	内容	詳細（※大手小売会社の株式を売買する架空のトレーディングを想定）
i.	データのダウンロード	ヘッジファンドのコンピュータシステムが対象小売会社に関するデータを様々なソースから取得。 (例) ・ 市場データ、ニュースレポート、ツイッター投稿、天気
ii.	トレーディングモデルの構築	ファンド内のリサーチャーがデータに基づき対象小売会社のトレーディングモデルを考案。既存のモデルを改善し、過去データによりバックテストを実施。 (例) ・ 全体のセンチメントがポジティブ領域に移ったら「買い」 ・ 対象小売会社の顧客がツイッター上で新製品について不満を示し、他のデータからは店舗来客数の減少が示されていたら「売り」 ・ 株価が 200 日平均を上抜けし、幹部が自社株を買い増したら「買い」
iii.	結果の重みづけ	各トレード候補はモデルのパフォーマンス及びその他のファクターに基づき重みづけ。もっとも強力なアイデアを後続プロセスに進める。
iv.	リスク分析	リスクシステムにより自社のエクスポージャーが特定セクターや特定企業に偏りすぎていないか確認。自社全体のパフォーマンスや他のファクターも監視。
v.	取引の発注	エグゼキューションシステムにより市場で取引を自動発注。人間が手動で発注する場合もあるが、主に電子取引があまり広まっていないタイプの証券に限られる。

(出所) Wall Street Journal より野村資本市場研究所作成

### 3. パフォーマンス

AI を活用したファンドのパフォーマンスを正確に把握することは難しい。活用する技術や、運用業務における活用箇所、並びに、活用の程度に幅があるので一義に括り出すのが難しいことが背景であるが、ここでは調査会社 Preqin 社において「コンピュータモデルを活用したヘッジファンド」（システムティック・ファンド、機械運用）と分類されたファンドのデータを利用することで代替する<sup>27</sup>。結論として、パフォーマンスはまちまちである（図表 4、5）。ただし、ボラティリティは相対的に低く、ドローダウンも小さく短期である傾向は見てとれよう（図表 6、7）。

図表 4 システムティック・ファンドの年次リターン（2006年～2016年7月）

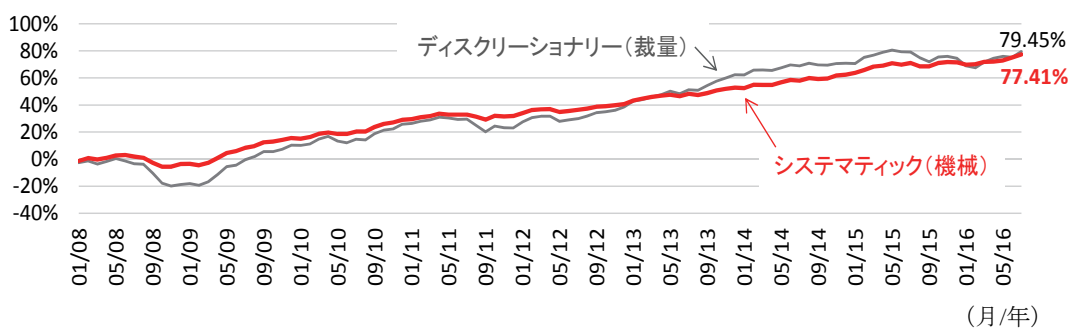


(出所) Preqin より野村資本市場研究所作成

<sup>27</sup> ここでは、同社がディスクリーショナリーと分類した、人間による裁量運用のファンド 2,487 本と、システムティック・ファンド 1,635 本のリターンを比較している。

図表5 システマティック・ファンドの累積月次リターン（2008年1月～2016年7月）

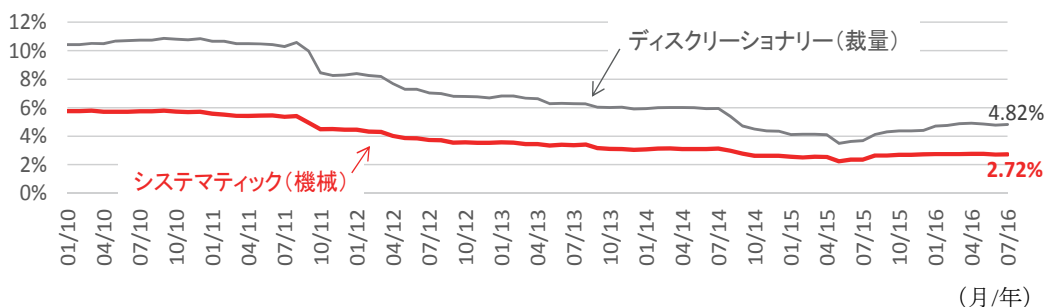
（ネットリターン）



（出所）Preqin より野村資本市場研究所作成

図表6 システマティック・ファンドの月次ボラティリティ（2010年1月～2016年7月）

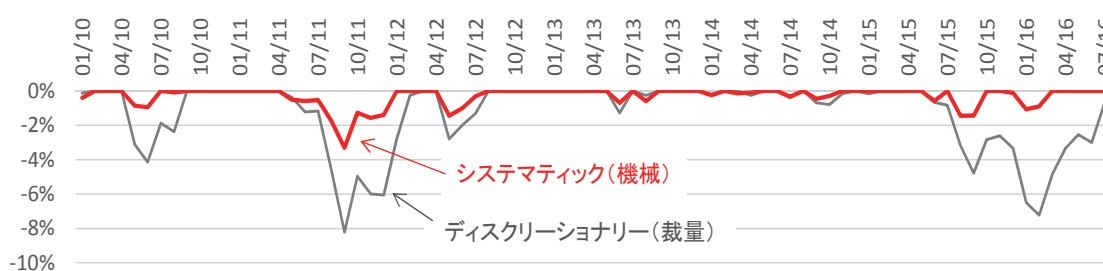
（3年ローリング・ボラティリティ）



（出所）Preqin より野村資本市場研究所作成

図表7 システマティック・ファンドの月次ドロダウン（2010年1月～2016年7月）

（月/年）



（ドロダウン率）

（出所）Preqin より野村資本市場研究所作成



### III AI 運用に活路を見出すプレイヤーの取り組み事例

#### 1. 狭義の AI 運用における事例

クオンツ運用を行う会社を中心に、AI やビッグデータ分析の専門家を採用したり、第 II 章で示したような領域で実際に運用に活用しているとされる事例は複数散見される（図表 8）。以下、特徴的な事例をピックアップする。

図表 8 AI やビッグデータを運用に活用したファンドや金融機関の例

設立時期	組織名	拠点	概要
1975 年	Bridgewater Associates	米国	2012 年に加入した元 IBM Watson 研究者の David Ferrucci が AI チームを率いる。
1981 年	GIC (シカゴ・ポール政府投資公社)	シカゴ・ポール	2016 年にシステマティック・インベストメント・グループを設置し、過去数年取り組んできたクオンツ投資戦略を統合。同年、元ニュージャージー工科大准教授 Michael Recce をチーフ・データサイエンティストに任命。
1982 年	Renaissance Technologies	米国	数学者 James Simons が設立。
1987 年	Man AHL	英国	2011 年から機械学習に関する研究を実施、2013 年から運用に活用。2016 年に機械学習に関する研究施設をオックスフォード大に設置。
1988 年	Goldman Sachs Asset Management	米国	計量投資戦略グループにて、2008 年からビッグデータや AI を活用した評価基準を運用モデルに導入開始。
1988 年	BlackRock	米国	2009 年の Barclays Global Investors 買収により Scientific Active Equities チームが加入。
1988 年	D.E. Shaw & Co.	米国	コンピュータ科学者 David E. Shaw が設立。
1992 年	Highbridge Capital Management	米国	JPMorgan Chase 傘下のヘッジファンド。AI スタートアップの Sentient Technologies 社と協業。
1992 年	Point72 Asset Management	米国	Steve Cohen が設立。旧名称は SAC Capital。2015 年にビッグデータ専門家 30 名を採用。
1996 年	Winton Capital Management	米国	AHL 社（後に Man 社が買収）の共同創業者 David Harding が創設した CTA。同氏は機械学習と称される手法は過去 30 年に渡り活用してきたと主張。同社はサンフランシスコにデータサイエンスセンタを開設。
1999 年	シブ・レクス・アセット・マネジメント	日本	2016 年に AI を活用したファンドを立ち上げ。日経平均や TOPIX の指数先物の売買やポジションサイズを指し示すインジケータに基づき運用判断。
2001 年	Two Sigma Investments	米国	D.E. Shaw 出身の John Overdeck と David Siegel が設立。
2007 年	Rebellion Research	米国	機械学習を活用した AI に基づく資産運用を投資家に届けることをミッションに掲げる。ベイジアンネットワークの手法を活用。
2008 年	Cerebellum Capital	米国	現在は Google X を率いる科学者 Astro Teller が設立メンバー。
2008 年	MarketPsy Capital	米国	2008 年にソーシャルメディア情報を活用したファンドを運用開始。
2008 年	Derwent Capital Markets	英国	2011 年に Twitter 情報を活用したファンドを運用開始。
2009 年	Level E Capital	英国	AI 研究者 Sonia Schulenburg が設立。2010 年に AI を活用したファンドを運用開始。
2009 年	ブルーガ・キャピタル	日本	2010 年にブログ情報を活用したブルーガ・AI ファンドを運用開始。
2009 年	ファイブスター投信	日本	2015 年にビッグデータを活用したファンドを運用開始。
2010 年	Tashtego	米国	2013 年にソーシャルメディア情報を為替取引に活用したファンドを運用開始。

図表 8 AIやビッグデータを運用に活用したファンドや金融機関の例（続き）

設立時期	組織名	拠点	概要
2011年	Aidyia	香港	AI研究者 Ben Goertzel が設立メンバー。
2011年	マグネマックス・キャピタル・マネジメント	日本	2015年より三菱UFJ信託銀行に対して投資助言を行い、ビッグデータ活用型日本株ファンドをテスト運用。また、ヤフー社のデータを活用した分析を行う。
2012年	Castilium Capital	英国	元 MIT 教授 Arnold Amstutz が開発したエキスパートシステムによるアルゴリズムに基づきファンドを運用。
2012年	PDT Partners	米国	前身はモルガンスタンレーの自己勘定取引部門。創設者は Barra および Renaissance Technologies 出身の数学者 Peter Muller。
2013年	CommEq Asset Management	英国	Man FRM と提携する AI ファンド。機械学習や自然言語処理を運用に活用。
2015年	Numerai	米国	南ア出身の数学者 Richard Craib が創設したヘッジファンド（プロジェクト）。機械学習等の AI 手法を活用するデータサイエンティストの集合知を活かした運営を行う。
2016年	Data Capital Management	米国	2016年第2四半期より外部資金の受け入れを開始。Brexit では天気が重要なファクターと予測し収益を上げたと主張する。

（出所）各種公開情報より野村資本市場研究所作成

### 1) Derwent Capital Markets

SNS のデータ分析に関して、市場の動きの予測に使える旨の学術論文がインディアナ大を中心とした研究者グループにより 2010 年に発表された<sup>28</sup>。具体的には、ツイッターデータをランダムに 10%抽出して、感情的な単語の数に基づき分類することで算出したセンチメントは、ダウ平均株価指数の変動に対して 3 日分の先行指標になり、前日比で終値の上昇・下落の方向性を 87.6%の精度で予測できると示された。当該研究を主導した研究者がコンサルタントとして関与することで、2011 年にはツイッター情報に基づき運用するファンドを Derwent Capital Markets が立ち上げている。このファンドは、正式に運用開始された最初の月はプラスのパフォーマンスとなったが、1 か月後の 2011 年 8 月に米国債が格下げされリスク回避傾向が強まったことを背景に資金集めに苦戦し、大口投資家の助言に基づき 2012 年にファンドは閉鎖され、より確実な収益が見込めるとしてトレーディングシグナル配信事業へと転換した<sup>29</sup>。

### 2) MarketPsy Capital

Derwent と同時期に運用開始された別のファンドである MarketPsy Capital は、米国の上場企業を対象に、ニュース記事、ブログ、企業プレゼンテーション、ツイッターを分析した<sup>30</sup>。分析結果として算出したセンチメントの動きが標準偏差の 2 倍となったときを売買シグナルと捉え、ある銘柄に対する投資家の悲観的な見方が深まった時に買い、反対に、強気な時には売る戦略を取った。当該戦略は 2008 年からの当初 2 年間こそポジティブなリターンを生み出したが、その後は一部のセクターの動きに逆

<sup>28</sup> Johan Bollen, Huina Mao and Xiao-Jun Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," October 14, 2010.

<sup>29</sup> "Last tweet for Derwent's Absolute Return," *Financial Times*, May 25, 2012.

<sup>30</sup> "Decoding the psychology of trading," *Financial Times*, July 17, 2010.

行して損失を出した。また金融危機を経験した多くのデイトレーダーが投資活動から撤退したことによりインターネット上で発信される情報量が縮小し、投資アイデアの分量も 40%減少する事態に直面した。結果として、Derwent 社同様にファンドは閉鎖され、センチメント分析ツールの提供へと事業転換した。Derwent 及び MarketPsy の事例からは、インターネット上の新しい種類のデータから抽出されたセンチメントは投資判断に関する一定の示唆とはなったものの、投資家からの信頼を得続けるために、市場トレンドの変化を完全に掌握するには情報量も分析技術も不十分であったことが窺える。

### 3) Two Sigma Investments

代表的なクオンツファンドの一角である Two Sigma は、複数の部門から構成されているが<sup>31</sup>、中核的部門である Two Sigma Investments では、ビッグデータをインプットして、分析には機械学習の手法も活用することで、従来のファンドマネージャーによる伝統的な運用では対応しきれない幅広い投資ユニバースから、人力では見逃してしまう新たな投資機会を見つける、言わば究極のアクティブ運用を目指している。同社では 1 万以上のデータソースから、公開情報と独自情報の両方を収集・蓄積している<sup>32</sup>。蓄積データは 21 ペタバイト (2,100 万ギガバイト) 以上に達し、巨大なデータを分析するために、世界ランキング 125 位に位置づけられるほどの処理能力を有するスーパーコンピュータを持つ。ポートフォリオ構築にあたっては数百のソースからのデータをモデル内でリアルタイムに更新し分析し続けている。同社は執行プロセスをアルファ創出の源と捉え、緻密さにこだわっており、取引回数は会社設立以降 14 億回を超えと言ふ。そして市場の他のアルゴリズムをベンチマークし続け、執行プロセスを常に検証・改良しているとのことである。また、同社がウェブサイト上で公開しているレポートでは、FOMC 議事録の分析に自然言語処理等の手法を適用したり、セルサイド・セールスによるロングおよびショートのアイディアを集積し、センチメントを算出したりといったビッグデータ分析の一端を紹介している<sup>33</sup>。

同社の特長は、文字通りのビッグデータ分析を支える人材やカルチャーにあると見られる。同社で中心的な役割を担うのはエンジニアであり、天体物理学、免疫学、言語学といった多様な博士号保有者が在籍する。伝統的な金融教育を受けた人材というよりも、科学者が他分野で培った問題解決アプローチをベースとして金融の世界に適用することを試みているのである。本社オフィスにはハッカーズ・ラボと呼ばれる工房が存在し、ロボット工作をしたりすることで投資について他者とは異なる思考を養っているとされる。

<sup>31</sup> クオンツ運用を行う Two Sigma Investments、HFT によるマーケットメイクやエグゼキューションを行う Two Sigma Securities、投資顧問業の Two Sigma Advisers、PE やオルタナティブ投資の Two Sigma Private Investments、データサイエンスや機械学習及び AI への VC 投資を行う Two Sigma Ventures から構成される。

<sup>32</sup> <http://www.schroders.com/getfunddocument?oid=1.9.2618091>

<sup>33</sup> <https://www.twosigma.com/insights>

#### 4) Highbridge Capital Management

JPMorgan Chase 傘下のヘッジファンドである Highbridge Capital Management は Sentient Technologies 社と提携している。Sentient 社は 1.4 億ドルにもものぼる多額の資金調達を行ってきた AI ベンチャーであり、創業者は後に音声認識アシスタント Siri として iPhone に搭載されることになる技術の開発に携わった人物である。同社ではディープラーニングや分散コンピューティングに加え、進化的学習と呼ばれる手法を投資戦略構築に応用しているとされる<sup>34</sup>。Highbridge 社は、複数のモデルや戦略の生成および選定プロセスを自動化するために、AI を活用して、人間では到底処理しきれない無数のトライ・アンド・エラーを高速で行っているとも考えられよう。

#### 5) Man AHL

CTA (Commodity Trading Advisor、商品投資顧問業者) の代表格である Man AHL も機械学習型 AI を資産運用に取り入れることに注力している。同社が長年に渡って取り組んでいる機械学習型のトレーディングアルゴリズムは、特定のルールに基づいて取引する従来型のアルゴリズムとは異なり、過去および現在の大量の取引データからパターンを抽出し、押し目買いや高値での売りといった取引行動の学習を試みるものである<sup>35</sup>。組織体制として、同社は機械学習に関する研究施設を英オックスフォード大に設置し、金融以外の自然科学領域における分析手法を資産運用に応用する研究を行っている。例として、海の潮位予測手法を投資に応用するといったことも行われている<sup>36</sup>。具体的には、潮位の計測では、天気や水によるダメージでセンサーがしばしば故障するためデータに空白期間が生じてしまうが、機械学習を活用してその穴を埋める手法が存在する。当該手法を、休場後に市場が取引再開する際に発生する、いわゆる窓開き・窓埋めトレードに応用する、といったことである。また同社では、ソフトウェア開発向けのデータ共有サービスである GitHub 上で、Python<sup>37</sup>による機械学習関連プログラムを一般公開するなど<sup>38</sup>、組織や分野を超えたオープンイノベーションに積極的である。このような取り組みを通して、長年成果を上げてきた伝統的なトレンドフォロワー戦略に代表される同社の運用スタイルをさらに洗練させて、一層のパフォーマンス向上を狙っていると見られる。

<sup>34</sup> <http://www.sentient.ai/platform/evolutionary-intelligence/>

進化的学習を活用した戦略構築手順のイメージは次の通り。(i) 無数のソリューションをランダムに生成、(ii) 学習プロセスを経て順位付け、(iii) 上位 5% を増殖させると同時に突然変異を発生させ、残りの 95% は破棄。手順 ii~iii を膨大な回数繰り返す。

<sup>35</sup> “Quant Hedge Funds Balance Computer and Brain Power,” *Institutional Investor*, May 30, 2016.

<sup>36</sup> “Hedge funds and universities find mutual benefit from closer ties,” *Financial Times*, May 14, 2016.

<sup>37</sup> 機械学習の分野で利用されることが多いプログラミング言語。

<sup>38</sup> <https://github.com/manahl>

## 6) Bridgewater Associates

1975年にRay Dalio氏が創業し、運用資産額1,600億ドルを誇る世界最大のヘッジファンドである<sup>39</sup>。単体のヘッジファンドとして世界最大規模のPure Alphaを運用しているが、同ファンドは2016年上半期で12%下落した。一方、パッシブ戦略を採用する、同社のもう一つの旗艦ファンドAll Weather Fundは同時期に10%上昇するなど、アクティブ運用が必ずしもコストに見合った成果を出せていない一方で、パッシブ運用が相対的に優位となっている近年の市場環境変化の影響を少なからず受けているものと見られ、Dalio氏から次世代への経営の承継という近年の課題も相まって、同社を新しい取り組みへと急き立てていることも予想される。

同社は典型的なグローバルマクロファンドであったが、2012年に元IBM Watsonの開発リーダーDavid Ferrucci氏を採用し、2015年には6名程度のAIチームを編成している<sup>40 41</sup>。同チームはSystematized Intelligence Labと呼ばれる独立グループを運営し、PriOS<sup>42</sup>と名付けられたシステムを開発中である<sup>43</sup>。同システムは、投資および経営に係る判断プロセスの自動化が目的として掲げられている<sup>44</sup>。最終的には、ポジションに真に最適な人材を社内から見つけたり、会議終了前に会議結果を予測して当日取るべき行動を示すといったことがPriOSの目標とされる。同社は5年以内に経営に関わる意思決定の3/4をPriOSが決定する状態を目指しており、やがて人間の役割は個別の判断ではなく、問題発生時の介入や基準の設計になると考えている。言うならば、自動化される領域を、投資や資産運用のプロセスよりさらに手前に存在する意思決定全般にまで拡大することを究極的には目論んでいるのである。

## 2. 広義のAI運用における事例

### 1) 高頻度取引 (HFT)

HFTには様々なストラテジーが存在するが、代表的なものは以下のような手法である(図表9)。

<sup>39</sup> 同社はマインドフルネス(禅)を取り入れたり、会議が録音され社員は互いの問題を指摘することが求められるなど、神秘的なカルチャーを持つとされる。

“Transcendental Meditation, which Bridgewater’s Ray Dalio calls ‘the single biggest influence’ on his life, is taking over Wall Street,” *Business Insider*, Nov 4, 2016.

<sup>40</sup> “Bridgewater Is Said to Start Artificial-Intelligence Team,” *Bloomberg*, February 27, 2015.

<sup>41</sup> もっとも、同社は1983年頃からコンピュータ化されたシステムティック意思決定プロセスを構築していたと主張している。

“No, Bridgewater didn’t just build a team of robotic traders — they’ve had robot traders for 32 years,” *Business Insider*, March 12, 2015.

<sup>42</sup> Principles Operating Systemsの略とされ、以前はThe One Thingと呼ばれていたとのこと。

<sup>43</sup> “The World’s Largest Hedge Fund Is Building an Algorithmic Model From its Employees’ Brains,” *The Wall Street Journal*, December 22, 2016.

<sup>44</sup> 具体的には、同システムには社員の性格診断テストのデータが組み込まれ、投資やリーダーシップの能力を評価する。社員の相互評価データも組み込まれ、iPadで他の社員を評価したり、今の会話(会議)は意味があったか等のアンケートが可能とのこと。

図表9 HFTのストラテジーの例

名称	内容
マーケットメイク	メイカー・テイカー制度におけるリベート狙い等の流動性供給
アービトラージ	複数市場や複数資産、複数銘柄にまたがる裁定取引
リクイディティ・ディテクション	大口注文の予測
モメンタム・イグニション	市場価格を瞬間的に上下させる発注や取引
イベント・ドリブン	ニュースによる市場変化に対する瞬間的な対応、等

(出所) 米国議会調査局 (CRS) 報告書<sup>45</sup>等を参考に野村資本市場研究所作成

上述のような手法は必ずしも HFT 業者の専売特許とは限らず、部分的にヘッジファンド等にも当てはまるものだが、取引は基本的に自動処理されるため、広義の AI を活用する分野に含めることもできよう。なお、HFT 業者は取引に機械学習を活用していることも指摘されている<sup>46</sup>。

大手 HFT 業者の Virtu Financial では 1 日の取引回数は数百万回にのぼり、1 取引当たり 10 ドルといった少額の収益を稼ぎ出すとされる<sup>47</sup>。同社が 2009 年から 2014 年にかけて損失を出したのはたったの 1 日であり、驚異的な勝率は機械的な取引の力、つまり広い意味での AI を活用せずには実現は困難であろう。

## 2) 伝統的アセットマネジメント (アクティブ運用)

伝統的な資産運用会社でも部分的にクオンツヘッジファンド等の AI 運用に相当する取り組みは見られる。例えば Goldman Sachs Asset Management では、計量投資戦略グループがビッグデータを活用した運用戦略に取り組んでいる<sup>48</sup>。BlackRock では Scientific Active Equity 部門がファンダメンタル運用を補強する手段としてウェブデータなど新しいタイプのデータを活用している<sup>49</sup>。また、Schroders は Two Sigma 傘下の投資顧問会社 Two Sigma Advisers をサブ・アドバイザーとして起用し、2016 年に共同でファンドを立ち上げている<sup>50</sup>。

上記のような事例はビッグデータ・ファンドと呼べるものであり、分析対象となり得るデータは例えば以下のようなものが考えられる (図表 10)。

<sup>45</sup> <https://fas.org/sgp/crs/misc/R43608.pdf> および <https://fas.org/sgp/crs/misc/R44443.pdf> 参照。

<sup>46</sup> “Letting the Machines Decide,” *The Wall Street Journal*, July 13, 2010.

<sup>47</sup> “Virtu Never Loses (Well, Almost Never) in Quest to Upend Markets,” *Bloomberg*, August 11, 2016.

<sup>48</sup> 「ビッグデータと資産運用、ゴールドマン AM 諏訪部氏に聞く」 *QUICK Money World*, 2016 年 11 月 16 日

<sup>49</sup> <https://www.blackrock.com/institutions/en-ch/literature/whitepaper/finding-big-alpha-in-big-data-en-zz.pdf>

<sup>50</sup> [http://www.schroders.com/en/media-relations/newsroom/all\\_news\\_releases/schroders-announces-latest-gaia-ucits-offering-with-two-sigma-advisers/](http://www.schroders.com/en/media-relations/newsroom/all_news_releases/schroders-announces-latest-gaia-ucits-offering-with-two-sigma-advisers/)

図表 10 資産運用で分析対象となるビッグデータの例

(大量の) マーケットデータ
(大量の) 企業財務情報
(大量の) ニュース記事
(大量の) アナリストレポート
(大量の) 要人発言
知財、特許
企業の CS (顧客満足度)、ES (従業員満足度)
ツイッター <sup>51</sup> 、SNS、ブログ
ウェブアクセス動向 <sup>52</sup> 、ウェブ検索動向 (Google Trends)
スマホ撮影画像
空撮、人工衛星画像 (駐車場、原油タンク、鉱山、港湾、農場、油田、ショッピングモール、大規模事故、自然災害、光量、等)
位置情報 (GPS、スマホ、カメラ画像)
気温、気象情報、等

(出所) 野村資本市場研究所作成

今後、技術発展により様々なビッグデータの収集や分析に係るコストが低減していくことで、現時点では分析に使われていない、もしくは存在が認識すらされていないようなものも含めて、アルファを創出するために常に新しいタイプのデータを模索し、飽くなき投資機会の探求が続いていくのではないだろうか。やがては人間の表情、目線、脈拍、脳波、遺伝子といった生体情報が何らかの形で活用される可能性も否定できない。もっとも、ビッグデータ解析により得られた情報から実際の株価や関連する資産価格の先行きを予想することは一筋縄にはいかない。例えば大型スーパーマーケットの駐車場を撮影した人工衛星画像を材料に、AI で客入りを分析し、当該企業の売上高が精緻に推測できたとしても、市場コンセンサスとの乖離を判断したり他の重要ファクターによる影響も考慮してモデル化したりといった、従来から行われてきたプロセスを避けて通ることはできない。新しく得られた知見をマクロやファンダメンタル等の伝統的な分析と組み合わせることは今後も一定程度必要と見られる<sup>53</sup>。

<sup>51</sup> 例えば米テクノロジー企業 T3 社は、トランプ米大統領のツイート内容からセンチメント分析を行い関連銘柄を取引するボット (プログラム) を開発したと喧伝している。

<sup>52</sup> ウェブアクセス動向活用の一例として、投資用語サイト Investopedia では同社ウェブサイトを訪れる月間 2,000 万のユニークビジターによるアクセスログに基づき、Investopedia Anxiety Index (IAI) と名付けられた指標を算出している。同サイトは 10 万の URL からコンテンツが構成されているが、そのうち「デフォルト」など 10 個程度の用語 (トピック) を選定し、そのページへのウェブトラフィックから IAI を算出しており、IAI が VIX (Volatility Index) の代替もしくは先行指標になると主張している。

<http://www.investopedia.com/anxiety-index/>

<sup>53</sup> アクティブ運用へのビッグデータ、AI の活用に期待を示している State Street Global Advisors は、「ファンダメンタル運用とクオンツ運用の境界線は薄まっていく」と表現している。

<https://www.ssga.com/publications/investment-quarterly/2016/punctuated-equilibrium.pdf>

## IV AI運用に付き纏う課題

資産運用における AI やビッグデータの活用は期待とともに課題も存在する。以下、代表的な論点を挙げる。

### ① オーバーフィッティング

過学習、過剰適合などとも呼ばれるが、一般に、パラメータが多すぎたりモデルが複雑すぎたりすることで過去データのランダムな特徴も含めて適合してしまい、見かけの予測精度向上が起きてしまうことを指す。機械学習でも、過去データによる学習を経たバックテストではパフォーマンスが良くても実際の運用結果は芳しくないといった結果に繋がることもあり得る。

### ② ファクターの複雑さ

マーケットの動きに影響するファクターは、過去の取引データや金利情報、企業の財務情報、要人発言など以外にも多数存在する。機械学習等の手法を活用したとしても、全てのファクターを完全に分析に織り込むことは困難である。特に、投資や運用においては、市場で取引すればその行為自体が市場に影響を与えるという特徴があり、加えて他の市場参加者も同様に取引を行っているため、限定的な環境下では予測精度を高めることができたとしても、影響を継続的に予測するのは難しい。

また、他の市場参加者に対する優位性を保つには常に他の人間や機械がやっていないことを探索していく必要があり、如何に優れたアルゴリズムを以てしても、同一のもので未来永劫リターンが保証されることは考えにくい。

### ③ ブラックボックス

ディープラーニングなどの機械学習型 AI では、学習データからアルゴリズムにより自動的にアウトプットを生成するが、資産運用に導入する場合に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是非が判断できず、なぜそのような結果になったのかプロセスが分かりづらい<sup>54</sup>。この問題は複雑なアルゴリズムを用いた自動取引全般に言えることであり、2012年8月1日に発生した HFT 業者 Knight Capital Group (現 KCG) による多額の損失はアルゴリズムのブラックボックス化および管理

<sup>54</sup> ディープラーニング等の機械学習を活用する AI が下した分析結果の根拠を人間が理解できるように出力することも試みられている。例として米国防高等研究計画局 (DARPA) による Explainable Artificial Intelligence の研究が挙げられる。



体制の不備が引き起こした象徴的な出来事と言えよう<sup>55</sup>。

また、AIによる運用が高度に発達し広く普及した際には、複数のアルゴリズムが絡み合っただけで値動きが急激になるといった予期せぬリスクもあり得る。いわゆるフラッシュクラッシュが比較的頻繁に発生するといった可能性もあるが、リスク管理や制度によってこうしたリスクをゼロに封じ込めることは実際には難しいと考えられる。アルゴリズムおよびモデルのチューニング、学習データといった観点で、他者と違った、新しい取り組みが常に出てくるからである。ゆえに、仮にモデリングやオペレーショナルな面で何か不具合が起きたとしても、それすらも学習データとして取り込んでAI運用が頑強になっていくことを期待するのが合理的と言えるのではないだろうか。

委託運用の場合、ブラックボックス化は投資家への説明責任上、重大な課題となってしまう。AIによる投資判断は、あくまで売買シグナルとして活用し、最終的な判断は人間が下すといった説明責任貫徹のための建て付けが求められる可能性もある。

#### ④ キャパシティの制約

自動化された運用では一般に中小型株などにも幅広く投資が可能であり、人間による運用と比較して優位に立てる可能性があるが、結果として投資対象の流動性が不足し、資産規模のキャパシティを無暗に拡大するとリターンに影響が出てしまう恐れがある。キャパシティ管理は資産運用において常に重要なテーマではあるが、特にAIやビッグデータを活用した運用では、微弱でありつつも持続的なシグナルの検知がポイントとなるため<sup>56</sup>、投資戦略がキャパシティ制約に晒されがちである。

#### ⑤ パフォーマンスの判断

AIを活用したファンドはヴィンテージ（運用開始年）が若く、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による相場暴落を乗り越えられるかは未知数である。また、①で述べた通り、過去データによるバックテストで良い結果が出たとしても、あくまで過去データであり、偶然かもしれない。世の中のデータを大量に分析すると非常に高い相関が見られる二つのデータ群が見つかることがあるが、両者間には因果関係は存在せず無関係の可能性もある。また、見せかけの循環性を見出してしまうこともある<sup>57</sup>。その他、アノマリーが見つかったとしてもそれが

<sup>55</sup> トラブルを引き起こした原因はAIという以上に、アルゴリズムを作成並びに管理する人的・会社の問題とも言え、同社はSECにより罰金を受けた。

<https://www.sec.gov/News/PressRelease/Detail/PressRelease/1370539879795>

なお、現在HFTについては、CFTCが規制対象機関において用いられている取引アルゴリズムの提出を義務付ける規則案を押し進めており、HFTを含めたアルゴリズム・トレーディングの根幹となる技術が外部に晒されることで価値が失われる事態とならないか懸念する声もある。

“Another Last-Minute Regulation,” *The Wall Street Journal*, November 7, 2016.

<sup>56</sup> “Goldman Sachs’ lessons from the ‘quant quake,’” *Financial Times*, March 8, 2016.

<sup>57</sup> ユール＝スルツキー効果と呼ばれる。

意味のあるものなのか判断することは難しく、効果がいつ減衰・消失するかは分からない<sup>58</sup>。

機械学習型 AI を活用することで、人間のファンドマネージャーや市場平均より必ず高い運用成績を出せるといった考察はまだ出てきていないのが現状と言えよう。一方で、AI がトレンドやセンチメントの変化を先行して把握したり、隠れた相関やアノマリーを見つけ出したり、突発的な動きに即座に対応したりといった可能性を秘めていることは確かであり、展開が注目される。

## V 今後の注目点

今後は、運用判断における AI と人間の役割分担もますます重要となろう。AI やビッグデータ分析が進化したら、一つの可能性として投資対象のユニバースが広がり、深みも増すことが考えられる。現時点でパッシブ運用によりまとめて投資されている領域は機械の分析力を借りてアクティブ運用が可能となり、また、運用のための各種コストが高くなるため従来ではそもそも投資対象となっていなかった銘柄・地域・資産に対しても人間が新たに対応する余力が生まれ、そして過去データが整い十分な流動性が生まれてきた段階でそこにも AI 活用が広まる、といった具合である。

資産運用会社等の金融機関にとっては、技術力を持つ外部機関との提携や専門人材の獲得・育成を進めるとともに、社内の環境構築・整備等、AI やビッグデータ分析の活用に向けた取り組みを進めていくことがますます重要となってくるのではないだろうか。

<sup>58</sup> 相関や因果関係があったとしても、市場構造の変化や同種のストラテジーの普及といったことを要因として関係性が突然途絶え、投資・裁定機会が消失することもあり得る。