

# 資産運用と AI ～ 運用者は AI に代わられてしまうのか？ (前編)

## 目次

### I. はじめに(前編)

### II. AI ファンドの現状(前編)

1. 上場 AI ファンドの運用状況
2. AI はどのようにマーケットを学習するのか？
3. 景気後退のシグナルとしての米国イールドカーブ
4. 米国のイールドカーブの変化が AI の投資判断となった可能性

### III. 資産運用において AI に立ちはだかる壁(前編)

1. 実はマーケット予測に AI は向いていない？
2. 株価は本当にランダムウォークか？
3. ランダムウォークするマーケットを AI で予測するには

### IV. マーケット AI 予測モデルの実装(後編)

1. AI に意味のないデータを入れる時代は終焉する
2. その学習データは未来予測できるだけの情報をもっているのか？
3. 為替の AI 予測モデルの実装

### V. 今後の展望(後編)

資産運用部 債券運用第2課 兼 先端金融工学運用室  
シニアファンドマネジャー 樋口 裕之

## I. はじめに

昨今、様々な分野で AI が目覚ましい活躍を見せ、多くの職業が AI に奪われてしまうという情報を目にする機会が多い。また、シンギュラリティ(Singularity)と呼ばれる AI の性能が人間の能力を超えることを見越して、様々な議論が行われている。このような環境下、資産運用においてもヘッジファンドを始め、AI を用いたファンドが増加しており、ファンドマネージャーはすべて AI に代わると主張する人さえも出始めている。では、一部の人が主張するように資産運用においても AI が人間の能力を超える時代が到来し、アクティブファンドにおいてファンドマネージャー不要の時代は来るのだろうか？ 本調査ではアクティブファンドマネージャーであり、かつ AI モデルの開発に携わる者の視点から、その可能性と AI による資産運用の今後の展望について2回に分けて論じたい。

本号(10月号)では、AIファンドの現状と併せて資産運用においてAIモデルを開発する際、問題となる点等について解説する。次号(11月号)では、実際にAIを用いたマーケット予測モデルの実装について紹介し、今後の展望を述べる予定である。

## Ⅱ. AI ファンドの現状

### 1. 上場 AI ファンドの運用状況

まず始めに、足元の上場AIファンドの状況について確認しておきたい。

図表1はNY証券取引所に上場するAIを活用したETF「AI Powered Equity(AIEQ)」<sup>1</sup>の累積パフォーマンスとS&P500株価指数を並べたものである(設定時を100として表示)。このETFは、AIが運用する世界初のアクティブ運用型ETFとされている。同ETFは2017年10月の上場来、2018年中盤にかけてS&P500指数をアウトパフォームする場面はあったが、同年12月の株価下落局面において大きくアンダーパフォームし、足元までその差を埋められないでいる。

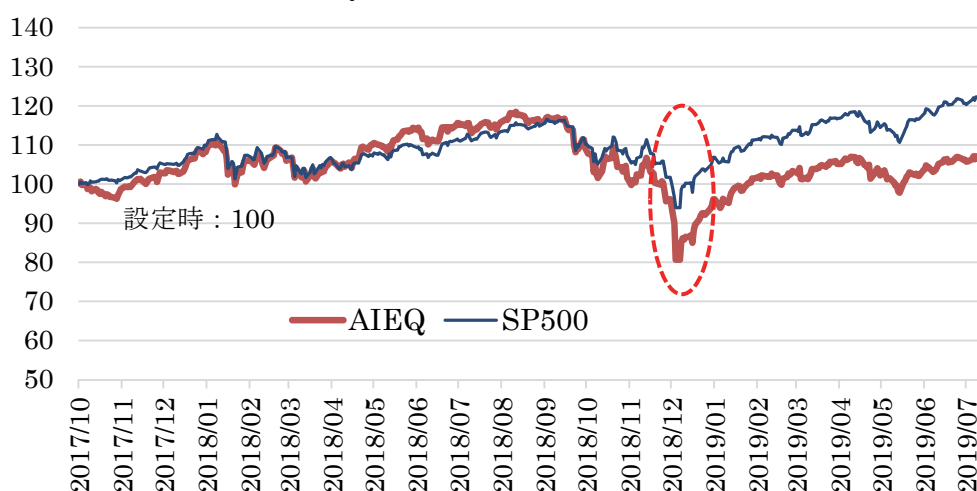
2018年12月クリスマスに起こった株式大幅調整は、当時最悪規模の株価下落と呼ばれ、ファンダメンタルズでは説明できず、冷え込んだ心理とバリュエーションの悪化により投資家のパニック売りを誘発したのではないかといわれていた。

そのような中、著名ストラテジストで武者リサーチ代表の武者陵司氏は、この株式下落について以下のようにコメントしている。「主たる下落要因は市場内部にあるのではないか。(中略)AIトレードによる攪乱が大きく効いたのではないか。(中略)今は最先端のAIとデータベースの蓄積により、あたかも天気予報のごとく予測精度を著しく高めている専門家集団が市場に多大な影響力を持ち始めている。(以下略)」

奇しくも、アクティブファンドマネージャーとして相場に対峙していた筆者も同様の感覚をもっており、AIモデルの開発に携わる者として、株価調整の可能性を事前に感じていた。本章ではその理由をご説明しよう。

<sup>1</sup> 米IBMのAI「ワトソン」と米グーグルAI子会社ディープマインドを活用し、世界の経済状況やイベント、ソーシャルメディアなど様々な情報を収集。米上場企業6,000社の個別ニュースやファンダメンタルズ、テクニカル要因を分析。最も値上がりの期待できる銘柄を選定し、ポートフォリオを構築。

図表1：AIEQ ファンド、S&amp;P500 株価指数の推移



出所：Bloomberg データより三菱UFJ信託銀行作成

## 2. AIはどのようにマーケットを学習するのか？

時系列予測型 AI(現在過去のデータから未来を予測するモデル)は、開発者によって差異はあるものの、CPI や鉱工業生産、ISM 製造業指数などのマクロ指標、金利や為替などのマーケットデータ、SNS やニュースフローなどを加工した新たなタイプのオルタナティブデータなどを各種機械学習アルゴリズム<sup>2</sup>に学習させ、予測させるのが一般的であろう(本章においては米国市場を想定して解説)。それにより景気の局面、金利、為替、リスクセンチメントなどを分類し、過去の類似局面から、将来予測に当てはめるイメージである。即ち、過去に同じような局面がなければ AI は正確な予測はできないことから、学習データには高い再現性が要求されることを意味する。

ここで、技術的に注意が必要となるのが学習データの更新頻度である。特に、大半のマクロ指標は月次更新である一方、実際の経済は日々動いているため、エコノミストは日々変動する株価、金利、商品、政治動向など様々なものからマクロ指標を予測し、それがコンセンサスとなることで、マーケットは指標公表前に指標の予測を織り込む傾向にある。いわゆる、マーケット用語で“織り込み済み”といわれる現象である。

そのため、時間、日次、週次予測といった比較的短期の予測に対し、月次更新のマクロデータをそのまま使用すると、マーケットに対し遅行してしまうケースがある。そこで、マクロ指標の方向性を日々先行的に表現できるデータの発掘が重要になってくる。例えば CPI であれば期待インフレを表す BEI<sup>3</sup>や5年後の5年金利を表す5年先5年のフォワード金利、原油価格などがそれに該当する。また、ISM 製造業指数や鉱工業生産等に代わって

<sup>2</sup> 人間特有の知的な行為(認識、推論、言語運用、創造など)を、コンピュータプログラムで再現する技術。

<sup>3</sup> 「Break Even Inflation rate」の略で市場が推測する期待インフレ率を示す。物価連動国債と長期国債から算出する。

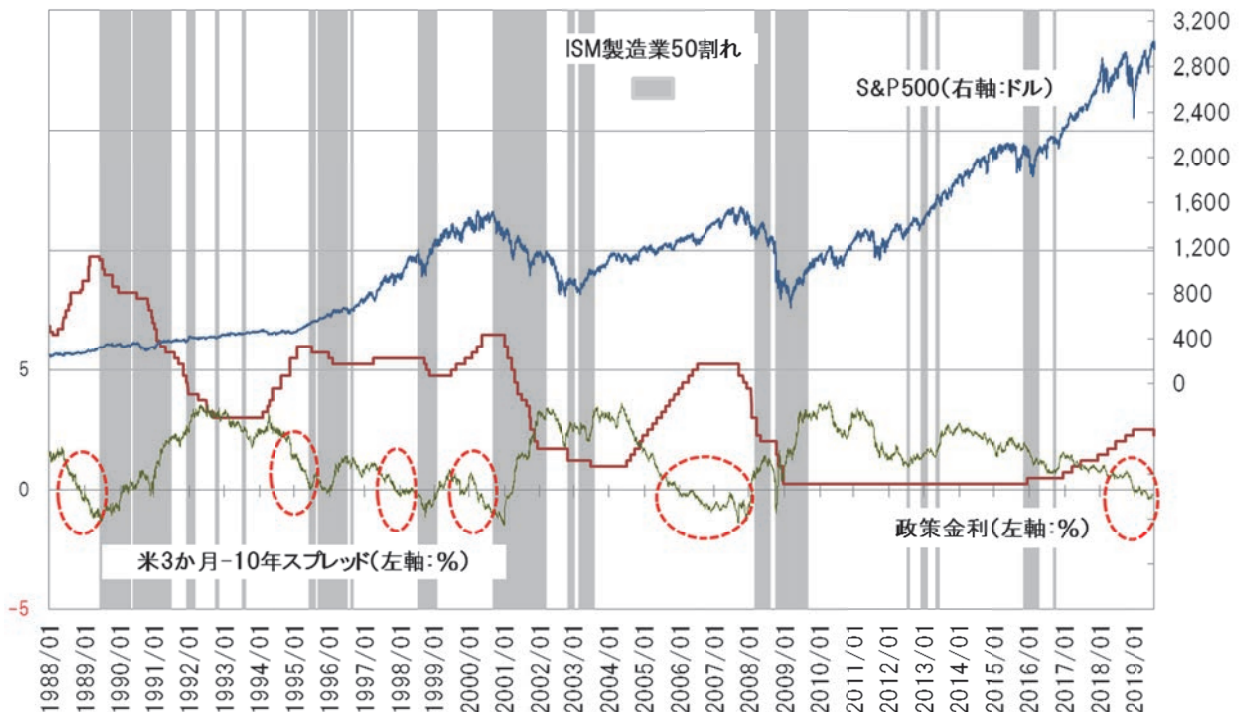
景気の局面を表現できるデータとしてよく使われるのがイールドカーブ(長短金利差)である。

### 3. 景気後退のシグナルとしての米国イールドカーブ

米国におけるイールドカーブの予測性については、一般的に2年と10年の金利差(スプレッド)のような長短金利差がマイナスに突入してから、1～2年後に景気後退が到来するといわれる。これは実態経済以上に中央銀行が金融引き締め(短期金利上昇)を行ったため、長期の景気見通しが下方シフトした(長期金利低下)結果と解釈することができる。また、2018年8月にサンフランシスコ連銀より、米国イールドカーブが有する景気後退の情報に関する論文<sup>4</sup>が発表されており、3ヵ月と10年のスプレッド(以下3ヵ月-10年スプレッド)が先々の景気後退を予想するにあたって最も有効であると結論付けている。

実際に、図表2で3ヵ月-10年スプレッドと米国の景気を表すISM製造業指数<sup>5</sup>の推移を重ねてみると、1998年以降すべての期間で同スプレッドがマイナス突入後にISM製造業指数が50割れ、すなわち景気後退懸念が浮上していることがわかる。その意味で同スプレッドは景気後退の可能性をモデルに日次で伝えることができ、かつ、再現性のある優れたデータといえる。

図表2：3ヵ月-10年スプレッドとISM製造業指数、政策金利、S&P500株価指数



出所：Bloomberg データより三菱UFJ信託銀行作成

<sup>4</sup> 「Information in the Yield Curve about Future Recessions」Michael D.Bauer and Thomas M.Mertens

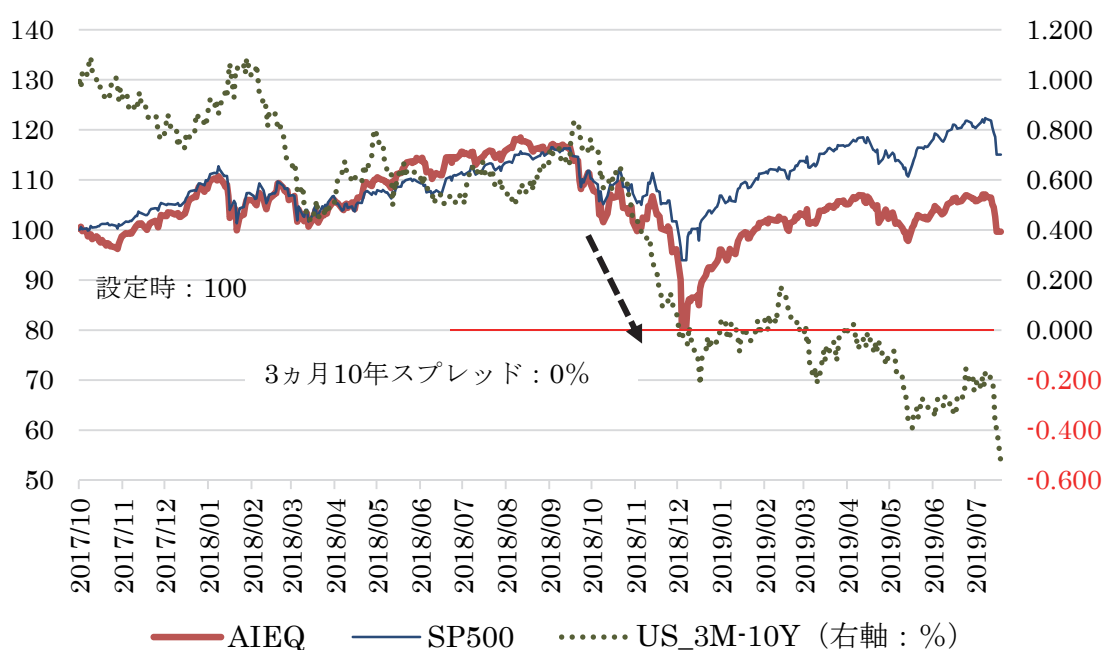
<sup>5</sup> 全米供給管理協会 (ISM=Institute for Supply Management) が算出する製造業の景況感を示す指数。米国の景気先行指標として注目され、50を景気の拡大・後退の分岐点とし、50を上回ると景気拡大、50を下回ると景気後退を示す。

#### 4. 米国のイールドカーブの変化がAIの投資判断となった可能性

前述した2018年12月の米金融市場に戻ると、月前半から3ヵ月-10年スプレッドは急激なフラット化(スプレッドが0に近づく)が進展していた(以下図表3の矢印参照)。その要因としては、12月19日に米連邦公市場委員会(FOMC)で0.25%の利上げが予想されていたことや、トランプ政権による減税法案に伴い、拡張的財政政策による短期国債の増発観測が短期ゾーンの需給悪化懸念を台頭させていたことなどが考えられる。既述のとおり、同スプレッドの過去のマイナス突入はその後の景気後退を示しており、実際に多くのAIファンドにおいて、株式市場に売り示唆のシグナルの一つが点灯する仕組みになっていたことが想定される(筆者のモデルにも組み込まれている)。そのため、同スプレッドが急激に0に近づく過程で売りトリガーが引かれ、ファンダメンタルズでは説明できない株価水準まで売られてしまったところ、バリュエーションに着目した投資家(人間?)に相場の底を買われ反発したため、多くのAIファンドがこの局面で市場平均をアンダーパフォームしてしまったのではないかと予想する(もちろん、この一連の流れをその後AIは学習したはずである!)。実際に多くのシステムトレードが株価下落を主導したともいわれている。

このように、AIの参入により特定の指標に対し、証券市場が従来以上の反応を示したり、規模の拡大したAIファンドの投資行動が自己実現的に相場形成をしてしまうことなどが今後想定されるかもしれない。そのような環境下、過去の定石が通用しなくなる場面も増えるため、ファンドマネージャーには、従来の相場観に加え、資産運用に関わる世界中のAIが考えていること(技術)を知り、彼ら(AI)の投資行動による影響を感じられるようになることは必要な能力といえよう。

図表3：AIEQ ファンド、S&P500 株価指数、米国3ヵ月-10年スプレッドの推移



※ AIEQ は注釈1ご参照

出所: Bloomberg データより三菱UFJ信託銀行作成

### Ⅲ. 資産運用において AI に立ちはだかる壁

#### 1. 実はマーケット予測に AI は向いていない？

既述のとおり、2018 年は年末の株価大幅調整及びボラティリティの上昇によりヘッジファンド業界には厳しい1年となり、2011 年以降では最悪のパフォーマンスになったといわれている。一方、AI ファンドで有名なブリッジウォーター社とルネッサンステクノロジー社は、S&P500 株価指数によるリターンがマイナスとなる中、両社合計で約 130 億ドル(約 1 兆 4200 億円)の利益を出したといわれている。ちなみに上位 20 社以外のヘッジファンドは約 640 億ドルのマイナスパフォーマンスとなった。このように AI を駆使したヘッジファンドでもパフォーマンスの良し悪しで 2 極化が進んでいるといわれている。そこで一つ疑問が浮かぶ。運用のエンジンに同じ AI を用いているのに何故違いが生じるのであろうか？ その問いに対し筆者は、“マーケット予測は AI にとって決して得意な分野ではないため、モデル開発者によって巧拙がでる”からと考える。本章ではその理由を考察する。

#### (1) 多くのマーケットデータは再現性に乏しい

AI を構成する機械学習アルゴリズムの一つであるディープラーニングは、画像・音声認識の分野でブレイクスルーを起こした。ディープラーニングを始めとする機械学習アルゴリズムの構造は、今やインターネットや書籍で多く紹介されているので詳細は他に譲るが、簡単に言ってしまうと、多くの機械学習アルゴリズムは過去のパターンを数多く記憶し、将来に当てはめる技術である。悪魔の頭脳を持ち IQ300 といわれたジョ・フォン・ノイマンに過去の相場を記憶させ運用させるイメージである。そのため、前章でも述べたが、過去時点の学習データに未来を予測できるようなパターンがあり、それが頻繁に起こる、すなわち再現性が存在しなければ機械学習アルゴリズムにより将来を予測し投資機会に結び付けることができない。その点において、画像や音声は大量のサンプルを用意することが可能であり、多くの再現性を有するデータである。例えば、猫か否か判断する画像において、猫の画像は無数に用意することができ、姿や形などの情報から猫と判断できる共通点(再現性)が多く存在する。そもそも画像や音声に共通点(再現性)がなければ、我々はその画像や音声を理解することはできないであろう。このことは次号のⅣ章でも画像データで視覚的にご覧いただく予定である。

一方、マーケットデータはどうだろうか？ 先ほど見た図表 2 の S&P500 株価指数において過去 30 年分日次データで約 8,200 データ、週次約 1,600 データ程度の中で暴落は数えるほどしか存在しない。しかもその暴落の理由はその時々環境によって異なる。まさしくリーマンショックは 1,000 年に 1 度のショックであり、同じ種類の暴落は二度と起こらない可能性が高い。実際、リーマンショックを経て、人々は同じ過ちを犯さないよう新たな規制を作り、新たなマーケットが生まれるのである。その結果、マーケットデータは極めて再現性の低いデータになってしまうのである。よって、AI にとっては、厳しいマーケットデータの中で再現性のある部分をいかにして見つけ出すかがモデル開発者のス

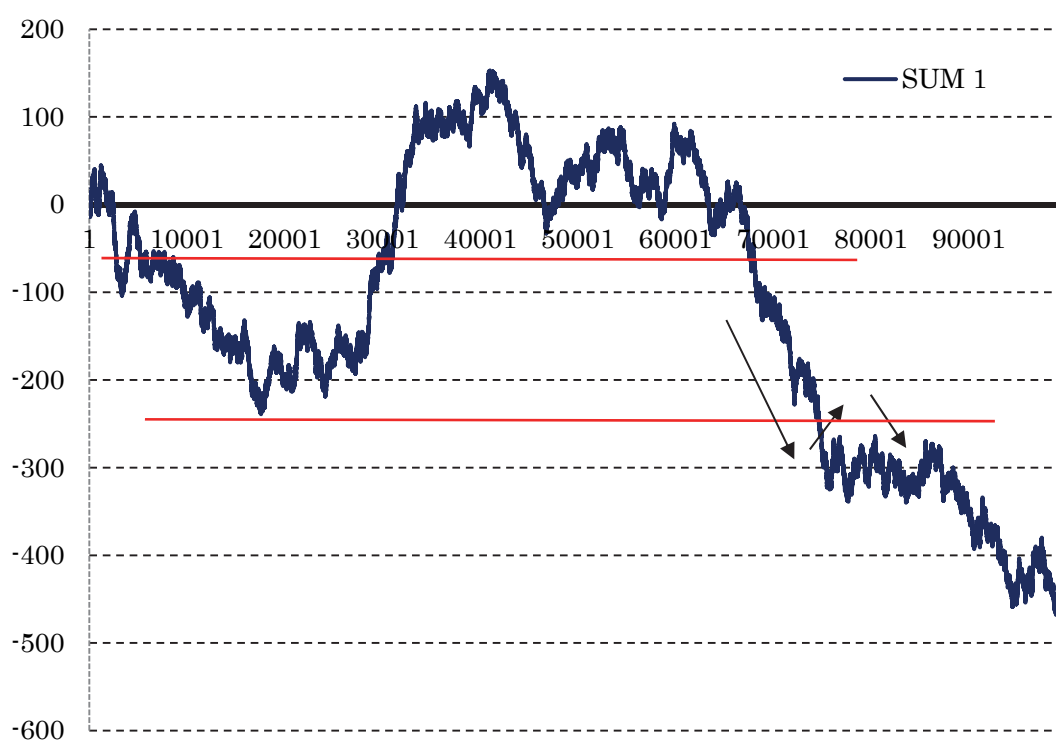
キルであり、そのためには、次号のIV章でも述べるが、AI に関する知識はもちろんのこと、マーケットに関する深い知識に加え、高い分析技術、クリエイティブな発想力などが必要とされる。

## (2) マーケットデータはランダムウォークする

次に、マーケット予測が AI にとって得意な分野でないとする理由がランダムウォークである。ランダムウォークとは、次に現れる位置(株価など)が確率的に無作為(ランダム)に決定される運動である。ランダムウォークの厄介なところは、時折、意味のないトレンドを描くことである。

ここで一つ実験を行ってみよう。図表 4 は▲1.0~+1.0 の乱数を 10 万回発生させ、累和したものである。グラフは株価にそっくりではないだろうか？あたかも 2 本の横線のところがチャート分析の支持線になっているようにもみえ、-200 の水準近辺で一回揉み、その後下方にレンジを切り替えているようみえる。実際にマーケットではこのようなチャートが頻繁に発生する。ちなみに、当該乱数は 1 回目に発生させたものをそのままグラフにしたもので、全く恣意性が働いていない。エクセルの RAND 関数で簡単に精度の高い乱数を発生させることができるので、実際にお手元で是非ランダムウォークを体感していただきたい。過去の株価にそっくりなチャートができるので、株価の動きの多くがランダムウォークなのではないかと疑いたくなることと思う。

図表 4 : +1.0~▲1.0 の乱数合計



出所：三菱UFJ信託銀行作成

## 2. 株価は本当にランダムウォークか？

実際に日次株価の動きはランダムウォークなのか統計的に検証してみよう。意味のある通常のトレンドは確定的トレンドと呼ばれる一方、ランダムウォークのように確率的に無作為な動きから形成される意味のないトレンドを確率的トレンドと呼ぶ。確定的トレンドか確率的トレンドかどうかを調べる方法として「単位根検定<sup>6</sup>」というものがある。本稿では複数ある単位根検定の手法のうち ADF (拡張 Dickey-Fuller) 検定<sup>7</sup>と呼ばれる手法を用いる。

手順は、2005年1月以降の日次 S&P500 株価指数<sup>8</sup>についてランダムウォークか否かを調べるため、特徴的な経済環境を持った以下の期間に分割して ADF 検定を行う。

【term 1】：2005/01/03－2007/12/31 新興国中心に世界景気が強かった局面

【term 2】：2008/01/01－2010/09/30 リーマンショック前後

【term 3】：2010/10/01－2015/12/31 欧州債務危機など不安を抱えつつも世界的な金融緩和により株価が上昇した局面

【term 4】：2016/01/01－2019/08/02 景気回復による利上げ、トランプ大統領誕生財政支出

【term 5】：2005/01/03－2019/08/02 全期間

<sup>6</sup> AR(1)モデルの係数が1となるモデル即ち

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t = \varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_t, \quad y_0 = 0, \quad \{\varepsilon_t\} \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$$

を単位根モデルもしくはランダムウォークと呼ぶ。このときの $\{y_t\}$ は単位根を持つ系列であり、 $\{y_t\}$ が単位根を持つか否かを判定する検定を単位根検定と呼ぶ。この単位根検定は Dickey-Fuller 検定、ADF 検定、Phillips-Perron 検定、KPSS 検定、ADF-GLS 検定など複数あり、データの特性に合わせて使用するが、複数の検定を使う研究者が多いようである。本分析では Phillips-Perron 検定も実施したものの、大きな差が見られなかったため ADF 検定のみ掲載。また ADF 検定より ADF-GLS 検定の方が一般的に優れているとされているが、初期値によっては ADF 検定の方がよいという研究もあり、本分析では ADF を採用。

<sup>7</sup>上記の AR(1)を AR(p)モデルに拡張したもの。AR(1)モデルの誤差項に系列相関がある検定と解釈することが可能。

$$\Delta y_t = \delta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t \quad (\text{ランダムウォークモデル})$$

$$\Delta y_t = \beta_0 + \delta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t \quad (\text{ドリフト(定数項)付ランダムウォークモデル})$$

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \delta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t \quad (\text{ドリフト時間付ランダムウォークモデル})$$

以上のモデルにおいて帰無仮説 $H_0: \delta = 0$ 、対立仮説 $H_1: \delta < 0$ の仮説検定を行う

<sup>8</sup> 株価指数は対数正規分布であること、比較的長期の予測であることなどから株価に対数を取った対数価格で ADF 検定を実施。



図表5：S&amp;P500 株価指数と政策金利の推移



出所：Bloomberg データより三菱 UFJ 信託銀行作成

なお、ランダムウォークを調べる ADF 検定については、以下の3種類のモデルを使用する。各種モデルの詳細は注釈6、7をご参照いただきたい。  
先進国経済は実質ベースで2～3%成長することを考えると、トレンド項を持つ②や③のモデルが適当に思われるが、期間中に景気後退時期も含むため、3種類すべての結果を観察する。

① ランダムウォークモデル

⇒対象期間でランダムウォーク判定

② ドリフト(定数項) + ランダムウォークモデル

⇒対象期間で一定のトレンドの中でランダムウォーク判定

③ ドリフト(定数項) + 非確率的時間トレンド + ランダムウォークモデル

⇒対象期間で一定のトレンド+非確率的時間トレンドの中でランダムウォーク判定

分析結果は図表6のとおりで ADF 検定の有意確率 P 値で表示している。P 値の見方は 0.1 以下(10%有意水準)、0.05 以下(5%有意水準)が一つの目線となり、統計的に意味のある水準(図表中\*印)であることを示している。例えば、有意水準 10%(5%)の確率で起こる事象とは、100 回に 10 回(5回)以下しか起こらない事象という意味で、このような稀な事象が起こった場合、偶然起こったものではないとしてしまおうという意味である。検定結

果を解釈すると、【term 1】の③ドリフト+時間トレンド+ランダムウォークモデルが10%有意水準でクリアしており、10%有意水準で“単位根あり”が棄却される。即ちランダムウォークではない可能性がある。

統計的な言い回しなので、少々周りくどい言い方になってしまったが、要するに“term 1の③モデル以外はすべてランダムウォークの可能性ががあります”という結果である。term 3や term 4のように一見すると確定的トレンドにみえるものでも、日次ベースではそのトレンドが確定的なものなのか確率的なものかわからないのである。

図表6：ADF 検定の P 値 (lag = 2)

	term1 2005/1/3- 2007/12/31	term2 2008/1/1- 2010/9/30	term_3 2010/10/1- 2015/12/31	term_4 2016/1/1- 2019/8/2	term_5 2005/1/3- 2019/8/2
①ランダムウォークモデル	0.9379	0.4467	0.9724	0.9764	0.9668
②ドリフト付きランダムウォークモデル	0.7182	0.3661	0.6696	0.7196	0.9376
③ドリフト付き+時間トレンド付きランダム ウォークモデル	<b>0.0758*</b>	0.8363	<b>0.1032</b>	0.2277	0.6964
観測データ数	781	718	1370	936	3805

\* 10% 有意水準でランダムウォークとは言えない

出所：Bloomberg データより三菱 UFJ 信託銀行作成

AI はすべての動きを意味のあるものとして、学習データの変化に結び付けてしまう。即ち意味のない確率的トレンドを意味のある確定的トレンドとして学習してしまうため、モデルにフィットさせた過去の学習データでの予測精度は高いが、それが未来では再現されないため、未来データの予測精度が上がらないという現象が起こる。この現象は AI の欠点の一つとして報告されている過学習<sup>9</sup>を誘発する。これがランダムウォークするデータを AI が予測する際の最大の問題点である。

### 3. ランダムウォークするマーケットを AI で予測するには

ここまでのところで、同じ AI を活用したファンド運用でもパフォーマンスに差異が生じる理由が明らかになってきたのではないだろうか。つまり、データに再現性が低く、サンプル数が十分でなく、かつランダムウォークするマーケットデータに対し、ランダムウォークの影響をできるだけ軽減し、再現性のある事象を抽出(純度の高いデータを選別)するアイデアこそが AI ファンドのパフォーマンスを規定するということだ。もちろん、これを実現することはとても難しいことであり、筆者自身もランダムウォークに対する研究は自己の

<sup>9</sup> 学習データに適合しすぎて、学習データでは正解率が高いのに学習データとは異なるデータ(未来のデータなど)では正解率が低くなってしまふ現象。学習データだけに最適化されてしまふ汎用性がない状態。

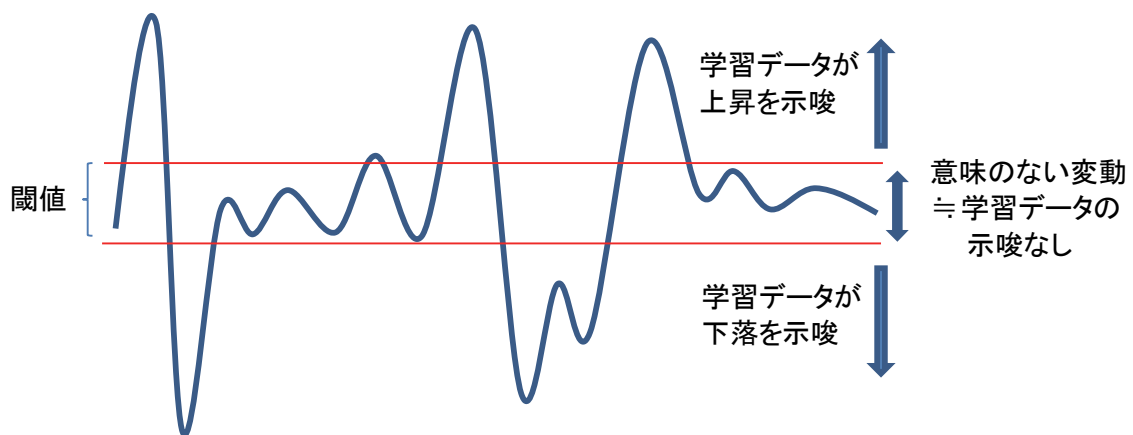
課題として取り組んでいる。以下にランダムウォークの影響を軽減するアイデアをいくつか紹介する。

### (1) そもそもランダムウォークと戦わない

著名投資家ウォーレン・バフェット氏の名言に「買うのは企業、株ではない」という言葉がある。多くの投資家は企業の株価に着目するが、同氏は短期的な株価には見向きもしない。株を買うという認識でいるからこそ株価が気になるのであり、視線を企業に向ければ株価の上下は視線の中に入って来ないという含意があるのだという。この発想こそがランダムウォークと戦わない姿勢と考える。企業というランダムウォークしない対象に価値を見出し、価値が評価される時間軸を投資ホライズンとすることでランダムウォークと戦わないことが可能になる。モデル構築についても同様のことがいえる。ランダムウォークしづらい対象や期間に特化したモデルを構築することは、精度の高いモデル構築に繋がる。某有名ヘッジファンドマネジャーは決算前の株価動向のみに着目した AI モデルを開発していた。また、次回、IV章にて紹介する為替の AI モデルも、ランダムウォークしづらい学習データを中心に選び加工している。この辺りの選択眼にもマーケット知識が必要とされる。

### (2) 予測対象の閾値<sup>10</sup>を適切に設定する

ランダムウォークを軽減させるために、閾値を設けること自体に科学的根拠はない。なぜなら、ランダムウォークを規定する情報に変動幅はないからだ。しかし、長年マーケットを見てきて「今日の値動きは意味のない動きだ」と感じる場面も多く、資産毎にその値幅の感覚をもっている。もちろん、相場つきなどによっても異なるので常に一定という訳ではない。このようなファンドマネジャーの感覚を閾値に取り入れると、意味のない動きに学習データが結びつきづらくなるので、モデルの精度は向上する可能性がある。



出所：三菱UFJ信託銀行作成

<sup>10</sup> ここで言う閾値とは、ある一定水準以下の値動きに関しては“変動なし”と機械学習アルゴリズムに学習させることを指す。

### (3)計量分析手法を用いる

予測対象に対する仮説を立て、計量分析手法で実証分析を行い、一定の傾向がみられるものをうまく表現できるように学習データを選別することは、即ち再現性の高いデータを採用していることに近い意味を成す。また、ランダムさ(単位根過程)を打ち消し合うような関係にある2資産(3資産以上でも可)を発見し、それらを合成したもの(ポートフォリオ)を予測するというのも良い手法である。なぜなら、そのポートフォリオはランダムウォークしないと知られているからである。そのような関係を共和分<sup>11</sup>と呼び、共和分分析と呼ばれる手法でその関係の有意性を判定できる。

以上のように、従来から使用されてきた計量分析手法は AI モデル構築において非常に強力な武器になる。ただし、分析対象や共和分関係を見つけ出す際は、深いマーケット知識やクリエイティブな発想力が必要になろう。そのような背景もあり、これからはデータサイエンティストの知識と相場師の感覚を持ったハイブリッドなファンドマネジャーを育成する必要がある、と筆者は考えている。当社ではこの発想をもとに、運用実務者がプログラミング知識を持たずしても簡単なエクセル操作でデータ構造の把握や AI 予測が手軽にできる「汎用 AI モデル(GPAImodel)」(2019年2月特許出願、審査請求済み)を開発した。当該モデルを通じて、運用実務者に AI 予測という強力な道具が加わるだけではなく、AI というフィルターを通して新たなマーケット形成を見る目を養うことを目的にデータサイエンス教育を行っている。

### 【前編まとめ】

以上、II章では AI ファンドの現状として、上場 AI ファンドの運用状況や、AI が過去のマーケットデータについてどのように学習するのか、また、その中でも特に、景気後退シグナルとして利用されることの多い米国イールドカーブの変化が AI の投資判断モデルに与えた影響について述べた。そして、III章では、実際の資産運用において AI を構成する機械学習アルゴリズムが直面する課題として、マーケットデータの“再現性の低さ”や“意味のないトレンド”の問題について述べ、これらの壁をどのようにして乗り越えたのかというモデル開発者の巧拙がパフォーマンスに大きく影響することを説明した。そして最後に触れたのは、これらのノウハウを AI モデルの開発という領域に留めず、今やマーケットを動かす原動力の一つとして、通常の投資判断においても AI モデルの投資行動を考慮した上でマーケットを見通すスキルが求められている、ということを述べた。

<sup>11</sup> 単位根過程である  $x_t, y_t$  の線形和を  $x_t + \beta y_t = z_t$  と表したとき  $z_t$  が定常過程に従うとき、 $x_t, y_t$  は共和分関係にあるという。

次号(11月号)では、実際に複数の機械学習アルゴリズムを用いてマーケット AI 予測モデルを構築する過程について紹介し、よりリアルに資産運用における AI の世界を俯瞰していただく予定である。

(2019年9月24日 記)

※本稿中で述べた意見、考察等は、筆者の個人的な見解であり、筆者が所属する組織の公式見解ではない

#### 【参考文献】

- ・「AI ファンドマネージャーの力量は？」2019/2/27 日本経済新聞
- ・「株式暴落の正体」武者陵司 2018/12/27 株探ニュース
- ・「Information in the Yield Curve about Future Recessions」Michael D. Bauer and Thomas M.Mertens Federal Reserve Bank of San Francisco [2018]
- ・「Tests for unit roots and initial condition」Ulrich K.Muller and Graham Elliott [2003]
- ・「ヘッジファンド、18年成績好調はブリッジウォーターとルネッサンス」2019/3/28 Bloomberg
- ・「現代時系列分析」田中勝人 [2006/11]
- ・「Rによる計量経済分析」福地純一郎 伊藤有希 [2011/7]
- ・「Python 3ではじめるシステムトレード ——環境構築と売買戦略」森谷博之 [2016/11]
- ・「シミュレーターでまなぶニューラルネットワーク」森谷博之 [2019/1]
- ・バフェット氏、4つの名言に学ぶ「真の長期投資」谷山歩 [2016/12]
- ・「データサイエンティスト養成読本 機械学習入門編」技術評論社 [2015/9]
- ・「Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow」Aurélien Géron [2017/4]
- ・「はじめてのパターン認識」平井有三 [2012/7]
- ・「深層学習 (DEEP LEARNING)」Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville [2018/3]

## 本資料について

- 本資料は、お客さまに対する情報提供のみを目的としたものであり、弊社が特定の有価証券・取引や運用商品を推奨するものではありません。
- ここに記載されているデータ、意見等は弊社が公に入手可能な情報に基づき作成したものです。その正確性、完全性、情報や意見の妥当性を保証するものではなく、また、当該データ、意見等を使用した結果についてもなんら保証するものではありません。
- 本資料に記載している見解等は本資料作成時における判断であり、経済環境の変化や相場変動、制度や税制等の変更によって予告なしに内容が変更されることがありますので、予めご了承下さい。
- 弊社はいかなる場合においても、本資料を提供した投資家ならびに直接間接を問わず本資料を当該投資家から受け取った第三者に対し、あらゆる直接的、特別な、または間接的な損害等について、賠償責任を負うものではなく、投資家の弊社に対する損害賠償請求権は明示的に放棄されていることを前提とします。
- 本資料の著作権は三菱UFJ信託銀行に属し、その目的を問わず無断で引用または複製することを禁じます。
- 本資料で紹介・引用している金融商品等につき弊社にてご投資いただく際には、各商品等に所定の手数料や諸経費等をご負担いただく場合があります。また、各商品等には相場変動等による損失を生じる恐れや解約に制限がある場合があります。なお、商品毎に手数料等およびリスクは異なりますので、当該商品の契約締結前交付書面や目論見書またはお客さま向け資料をよくお読み下さい。

編集発行：三菱UFJ信託銀行株式会社 アセットマネジメント事業部  
東京都千代田区丸の内1丁目4番5号 Tel. 03-3212-1211（代表）