

オルタナティブ・データ分析による投資プロセス高度化

目次

- I. はじめに
- II. オルタナティブ・データとは
- III. 自然言語処理(NLP)
- IV. 連邦準備理事会(FRB)の金融政策スタンスの定量化
- V. 投資判断への活用事例
- VI. 終わりに

投資顧問業務部 ヴィクター リューン, CFA

I. はじめに

人工知能(AI)技術は、1950年代から始まり、何回かのAIブームを繰り返しながら徐々に進化を遂げている。現在はテクノロジーの進化により、私たちの生活、ビジネス、産業などの様々な面に浸透しつつあり、世の中に大きな影響を与えていることから、2024年にはAIの専門家が初めてノーベル物理学賞を受賞するまでに至っている。また、今まで解析が困難であった膨大なデータセットを迅速かつ正確に処理することが可能となり、対話型AIを身近なものとしたChatGPTの登場を背景に、今日のAIブームの再来へとつながっている。

投資家の投資判断材料という観点では、これまでは財務報告書や市場データの分析によるものが主流であったが、現在は、新しいAI技術を効果的に活用することにより、従来は定性的にしか評価できなかったオルタナティブ・データ(後述、第II章)を定量的に分析可能な形にすることで、より客観的な投資判断材料として利用している。

AI技術の活用によって定性的な判断が定量的な分析に基づくものになればパフォーマンスおよび再現性の向上へ繋がる可能性があり、AI技術を用いた定量的な分析の広がりが期待される。そのため、身近なAI技術の活用方法を創意工夫することにより、実際に運用担当者の市場見通しを活かしつつ、予測可能な投資判断材料として利用できるかどうか検討を進めたい。

そこで本稿では、オルタナティブ・データ分析の代表的手法の一つであるテキスト分析を中心に、AI技術を活用して定性データを定量データに変換させ、投資判断材料として利用するプロセスについて具体的事例を示し、発想次第で一般的な情報をアルファの源泉に変えることができる可能性について論じたい。

本稿の流れとして、まず、第Ⅱ章でオルタナティブ・データとは何かについて確認する。次に、第Ⅲ章で自然言語処理(NLP)について整理をする。そして、第Ⅳ章で自然言語処理(NLP)を活用した具体的事例として、FRB 議長の発言内容を定量的なデータへ変換し、さらに第Ⅴ章では変換したデータを投資判断材料として利用するケーススタディを示す。最後に、本稿で取り上げた論点を第Ⅵ章でまとめる。

Ⅱ. オルタナティブ・データとは

オルタナティブ・データとは、おもに投資家の投資判断のために使用されているデータのうち、伝統的に用いられてきた財務報告書、金融市場データ以外のデータ群の総称である。具体的には、衛星画像、ニュース記事、クレジットカードの決済データ、ソーシャルメディアの投稿、要人の発言などがオルタナティブ・データの代表的な例である。こうしたオルタナティブ・データは、従来から用いられてきた数値データとは異なるテキストや画像データであったり、データベース化されていなかった数値データであったりと、データ量が多く解析困難な形態であった。しかし、今日では AI 技術をはじめとする新たな解析手法を活用することで、定量的に分析可能な形態に変換できるようになり、従来とは別の視点での投資判断材料として注目が集まっている。

こうした背景から、オルタナティブ・データは、今日ではヘッジファンドをはじめ機関投資家が市場で優位性を得るための手段の一つになり始めている[1]。一般社団法人オルタナティブ・データ推進協議会¹によると、オルタナティブ・データの市場規模は、2020 年に世界で17億ドル超まで膨らんでいる。2017年に行われた大手コンサルティング企業である EY (Ernst & Young)による「グローバルヘッジファンドおよび投資家調査」において、78%のヘッジファンドが市場分析にオルタナティブ・データの活用を予定していると回答していたことを鑑みると、今日ではより一層オルタナティブ・データの活用が広がっていると想定することができる[2]。

¹ 一般社団法人オルタナティブデータ推進協議会は、オルタナティブデータ市場の発展のために個社では取り組むことができない課題を、関係者の協力により実現することを目的とした協議会

Ⅲ. 自然言語処理 (NLP)

オルタナティブ・データから有用な情報を抽出するために、さまざまな AI 技術が活用されており、図表 1 は、主な技術とその具体的な応用例をまとめたものである。こうした技術により、投資家は新たな分析データを得ることが可能になる。

図表 1 : AI 技術とその具体的な応用例

AI技術	説明	応用例
自然言語処理 (NLP)	コンピュータが人間の言語を適切に把握するためのAI技術	翻訳、チャットボット、感情分析、金融レポート分析、等
畳み込みニューラルネットワーク (CNN)	画像認識に優れたAIモデルの一種	顔認識、自動運転車、金融チャートの分析、等
敵対的生成ネットワーク (GAN)	2つのネットワークから構成される。リアルな画像などを生成するAI	芸術やメディアの生成、合成データ生成にクリエイティブ産業等で活用、等
強化学習	環境と相互作用しながら意思決定を学ぶAI	ロボティクス、ゲームプレイ、取引戦略とポートフォリオ最適化、等

出所：三菱 UFJ 信託銀行作成

上述のようないくつもの AI 技術が注目を集める中、本章では、第Ⅳ章で取り上げる自然言語処理 (NLP) について触れておきたい。

自然言語処理 (NLP) を活用した具体的ツールとしては対話型 AI があり、2010 年代に Apple 社の Siri など代表される実用的な製品の提供が始まった。その後、2022 年には、OpenAI 社の ChatGPT がリリースされた。その後も各社から数多く提供された対話型 AI は、まさに人間のようにテキストを理解し言葉や文章を生成する優れた能力を示している。

例えば、スマートフォンで文字をいくつか入力すると、予測テキストとしての提案が表示されるか、次の単語を予測し、関連する提案が行われる。こうした技術も、実は自然言語処理 (NLP) によって支えられている。我々の生活においても身近な存在となったこれらの製品が、どのような仕組みでできているのかについて簡単に触れておきたい。

初期の自然言語処理 (NLP) は事前に設定されたルールや条件に基づいて判断する「ルールベース」のシステムから始まったが、その後は時間の経過とともに統計的な方式などの高度なモデルに進化している。例えば、2013 年に Google 社の研究者チームによって公開された「Word2Vec」は、単語の意味と関係をベクトル空間で捉え、数学的に表現する手法であり、以下の式はこの「Word2Vec」の手法を説明する際によく用いられる例である[3]。従来の厳密な論理演算をベースとしていたものが、言語の意味合いのようにあいまいな条件を許した柔軟な演算が可能なものに進化した。

【参考例】

$$「king」 - 「man」 + 「woman」 = 「queen」$$

その後、2017 年に Google 社が発表した深層学習モデルのトランスフォーマーなど、文脈に応じた言語のニュアンスを深く理解する能力が向上したモデルが発表されている。

次章では、自然言語処理 (NLP) を活用した定量化の事例を紹介する。

Ⅳ. 連邦準備理事会 (FRB) の金融政策スタンスの定量化

世界の金融市場に対して、各国中央銀行の政策や高官発言が与える影響は大きなものであり、言うまでもなく米国の連邦準備理事会 (FRB : Federal Reserve Board) のメンバーの発言は、世界中が注目している。

実際に FRB の見解や政策の方向性を深く理解するために、投資家はスピーチ、声明、会議の議事録に対して詳細な分析を行い、今後の金融市場を予測する。一般的に、中央銀行の高官による金融政策の引き締めを示唆するスタンスを「タカ派」、逆に、金融政策の緩和を示唆するスタンスを「ハト派」と呼ぶが、高官が「タカ派」、「ハト派」のどちらか一方に傾くことが、ときとして金融市場に大きな変動をもたらすためである。

これまでは、FRB による発言の真意を、多くの投資家がそれぞれに定性的な解釈をすることが多く、捉え方もまちまちとなっていた。こうした解釈に代えて、本章では、自然言語処理 (NLP) を活用して、米国の金融政策動向を予測するうえで最重要人物である FRB 議長の発言内容を過去 25 年間について分析し、各局面における「タカ派」から「ハト派」までの度合いを定量的に再現することを試みる。

本章では、まず第 1 節で FRB の発言の意図を整理する。第 2 節では、自然言語処理 (NLP) を用いて FRB の金融政策スタンスを定量化する。そのうえで、定量化した指標と景気局面、過去の政策金利との関係からその有用性を確認し、次章での投資判断材料としての活用例の議論へとつなげていく。

1. FRB 高官発言の意図

FRB は金融政策運営を円滑に進めるためにフォワード・ガイダンスを活用したり、アナウンスメント効果を考慮した市場との対話に努めており、FRB 議長の発言などは金融政策の方向性を示唆する重要な情報である。本節では、FRB の「政策目標」、「市場との対話」について整理・確認する。

(1) FRB の政策目標 (デュアルマンデート)

FRB は、「雇用の最大化」と「物価の安定」という 2 つの政策目標 (デュアルマンデート) の達成を目指し金融政策を決定している。「雇用の最大化」とは、持続可能な雇用の最高水準を維持すること、「物価の安定」とは、インフレ率を目標である 2 % 程度で安定的に推移させることである。一般的に、景気が堅調で雇用環境が良く、インフレ率が 2 % を上回っている場合は政策金利を引き上げ、景気抑制を図る。反対に、景気が軟調な場合やインフレ率が 2 % を下回っている場合には、政策金利を引き下げ、景気下支えを図る。

(2) 市場との対話

FRB は近年、市場との対話を重視してきている。過去、FRB が市場との対話を行う際には、「Fed speak」と呼ばれる独特の表現が使われ、内容は難解で、市場とのコミュニケーションも最小限のものだった。当時は意図的に曖昧な内容にすることで金融政策の柔軟性を維持するための戦略を実行していたと推察される[4]。その後、FRB は透明性の高いアプローチを採用し、金融政策決定時に声明を発表するとともに FOMC 会合の議事録の公開も始めた。さらに、2008 年の金融危機によって事実上のゼロ金利政策に突入すると、低金利政策の継続へのコミットメントを強めるため、将来の金融政策の方針を示す「フォワードガイダンス」政策を採用し、この政策を有効に機能させるためにも、市場との円滑なコミュニケーションをより一層重視するようになった。

投資家は、FRB 議長の発言などを分析し、将来の金融政策を予測したうえで投資行動を行っており、金融市場が予期していない政策変更は、想定外の混乱に陥る可能性もある。そのため、FRB は金融政策の変更などをある程度事前に金融市場へ織り込ませることで、円滑な政策運営を目指している。

また、投資家にとって、FRB 議長の発言など FRB による市場との対話は有用な情報源であり、その時点での金融政策スタンスを把握することが不可欠である。

そこで次節では、自然言語処理(NLP)を活用し、FRB で最も影響力の大きい FRB 議長の発言の定量化に取り組んでいく。

2. 自然言語処理(NLP)を活用した定量化

この節では、FRB の金融政策スタンスを定量化するため、本稿独自に自然言語処理(NLP)を用いて FRB 議長の発言を「タカ派」～「ハト派」の度合いに応じてスコア化をする。

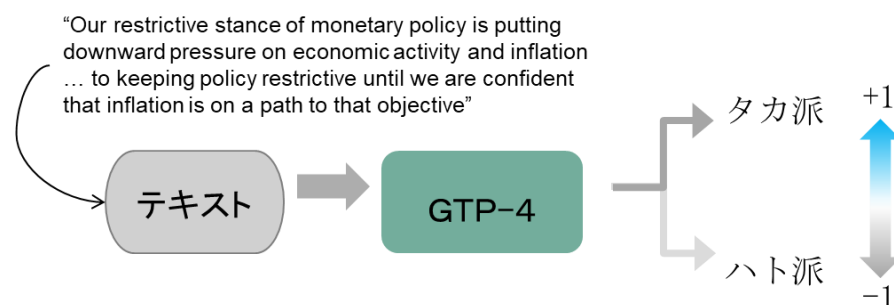
(1) 金融政策スタンスの定量化

自然言語処理(NLP)を用いて、FRB 議長の発言内容が「タカ派」か「ハト派」かについて解釈していきたい。そこで今回は、自然言語処理(NLP)において、「タカ派」か「ハト派」かの概念を認識して分類するために「ゼロショット学習」²の活用を試みる。「ゼロショット学習」とは、一般的に AI が事前に学習していない新しいタスクや情報に対しても、既存の知識を応用して分類することやデータ内容から推察することによって分類することが特徴の学習方法である。つまり「ゼロショット学習」を活用すれば、事前に多くのデータをインプットすることなく分析することができる。今回のケースでは、FRB 議長の発言をインプットすることで内容を認識し、「タカ派」か「ハト派」かを分類・分析することに適していると判断して活用するものである[5][7]。

² 「ゼロショット学習」は、主に自然言語処理(NLP)や画像認識などの分野で広く研究されており、他の学習手法と比較して未知のタスクに対する柔軟性が高いことが特徴である。リッチモンド連邦準備銀行の報告書では人間のアナリストが導き出す結論に近い形であることが確認されている[5]。

このアプローチにより、過去 25 年間にわたる FRB 議長の発言などを分析し、以下の図表 2 のように、「タカ派」、「ハト派」に分類された結果を、+1 ～ -1 の数値でスコア化しており、本指標を「タカ・ハトスコア」と呼ぶことにする。なお、今回は「+1」が最も「タカ派」、「-1」が最も「ハト派」と定義する。

図表 2：金融政策スタンス定量化のアプローチ



出所：三菱 UFJ 信託銀行作成

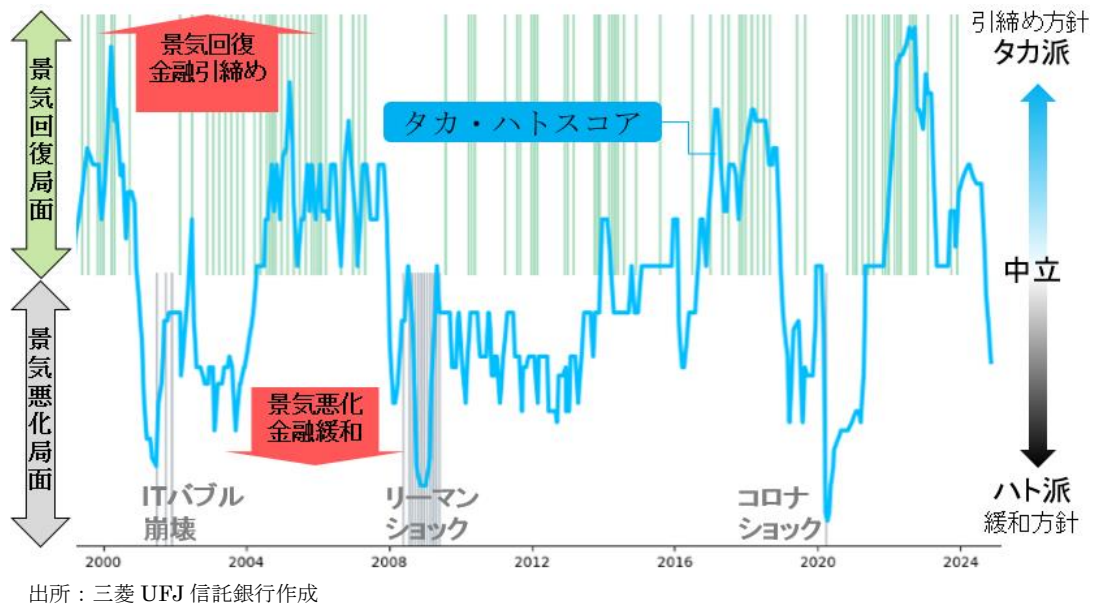
(2) 分析結果の指標「タカ・ハトスコア」

下記の図表 3 の折れ線は、「タカ・ハトスコア」を過去 25 年間のグラフ推移で表示したものである。「タカ・ハトスコア」は、前項(1)で説明した通り、FRB の金融政策スタンスをスコア化した指標であり、スコアが「タカ派」(プラス)である場合は、金融政策の検討方向が引き締め方向に傾斜していることを、「ハト派」(マイナス)である場合は、金融政策の検討が緩和方向に傾斜していることを示している。なお、短期的な変動を平滑化するため、各時点のスコアを元に 3 ヶ月移動平均を計算しトレンドを把握する形とする。

次に、FRB の政策目標に鑑みて景気拡大局面では「タカ派」、景気後退局面では「ハト派」に傾斜する点を考慮し、実際に今回定義した「タカ・ハトスコア」が FRB の金融政策スタンスをうまく表現できているかどうかを米国の景気局面と比較して検証を行った。図表 3 の棒グラフは、米国の景気局面を表しており、景気拡大を上方に、景気後退を下方に表示している³。このグラフを用いて「タカ・ハトスコア」と景気局面を比較したところ、景気拡大期には「タカ・ハトスコア」が「タカ派」(金融引き締め)に傾斜し、景気後退期には「ハト派」(金融緩和)に傾斜する傾向が確認できた。したがって、「タカ・ハトスコア」はおおむね景気の拡大・後退局面を捉えていると考えられる。

³ 本稿では別途 AI 分析した景気サイクル分析の結果を検証材料として利用する。分析内容は機械学習のクラスタリングを米国の経済活動の分析に応用し、景気局面が大きく 4 つのグループ「拡大」、「鈍化」、「減速」、「後退」を客観的に識別する分析を実施しており妥当性については検証済である。本稿では、「拡大」と「後退」の 2 つの局面を使用する。

図表3：「タカ・ハトスコア」と米国景気局面



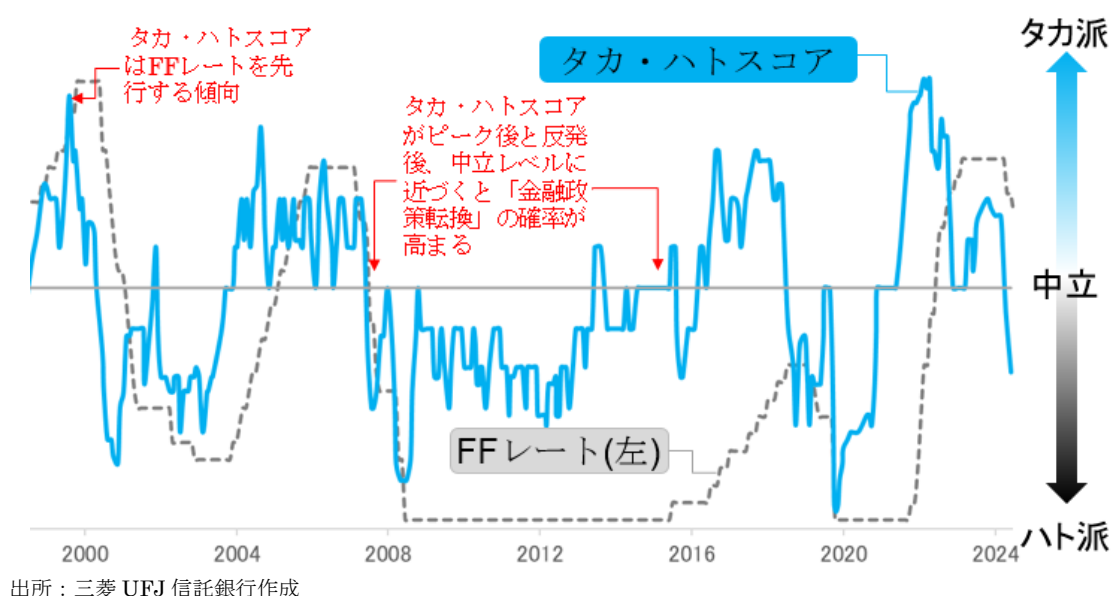
(3) 「タカ・ハトスコア」の検証

本項では「タカ・ハトスコア」と政策金利の推移を比較し、過去の金融政策変更のタイミングを予測できるかという観点から、「タカ・ハトスコア」を検証したい。

図表4で示す点線は政策金利(FF レート)の推移を表しており、金融政策スタンスである「タカ・ハトスコア」はFF レートにおおむね連動し、かつ、若干先行する傾向があることがみてとれる⁴。これはFRBが「市場との対話」を重視していることと整合的である。特に2008年の金融危機以降は、前述の通り、FRBが「フォワードガイダンス」政策を有効に機能させるために「市場との対話」を進めたことによって、「タカ・ハトスコア」はFF レートに対して一定程度先行性が確認でき、引き続きこのような金融政策スタンスの透明性が高い局面では市場予測に有用であると考えられる。

⁴ 2020年のコロナショックのようなFRBも予測不可能な突然のショックが発生した場合、このような関係が成り立たない局面が想定されることは認識しておくべきであると考えている。

図表4：「タカ・ハトスコア」と政策金利 FF レート



(4) 「タカ・ハトスコア」を用いた政策金利予測

「タカ・ハトスコア」と過去の政策金利との関連性をみると、「タカ・ハトスコア」が「タカ派」局面(プラス)から中立レベル(ゼロ)に低下した辺りで、FRB が利下げを開始していることが多い。逆に、「ハト派」局面(マイナス)から中立レベル(ゼロ)に上昇する辺りで、FRB が利上げに転換している。「タカ・ハトスコア」は政策金利を変更するタイミングについて、特に利上げから利下げ(もしくは利下げから利上げへの転換)の予測において有用であると考ええる。

以上の考察から、オルタナティブ・データである FRB 議長の発言内容を AI 技術によって定量化できたことに加えて、政策金利の予測について有用であることもあわせて確認することができた。

一方で、さらに踏み込んで投資判断材料として活用することを想定すると、本稿で算出した「タカ・ハトスコア」をそのまま投資判断材料とすることには課題がある。この点については次章で詳しく触れたい。

V. 投資判断への活用事例

本章では、前章で導入した「タカ・ハトスコア」について、実際に運用担当者として投資判断材料とするための課題を認識しつつ、その活用方法について考えていく。

「タカ・ハトスコア」は、FRB 議長の発言内容を AI 技術によって定量化するものであり、あたり前の話だが、FRB 議長の発言内容が判明した後でなければスコアを算出することが出来ない。つまり、事前に FRB の金融政策スタンスの変化を予測できないことが大きな課題である。

投資判断材料として利用するためには、将来の予測が必要であるため、いくつかの経済指

標データを用いて「タカ・ハトスコア」を再現したうえで、FRB の金融政策スタンスを予測する方法を、具体例として取り上げたい。

(1) 「タカ・ハトスコア」の活用について

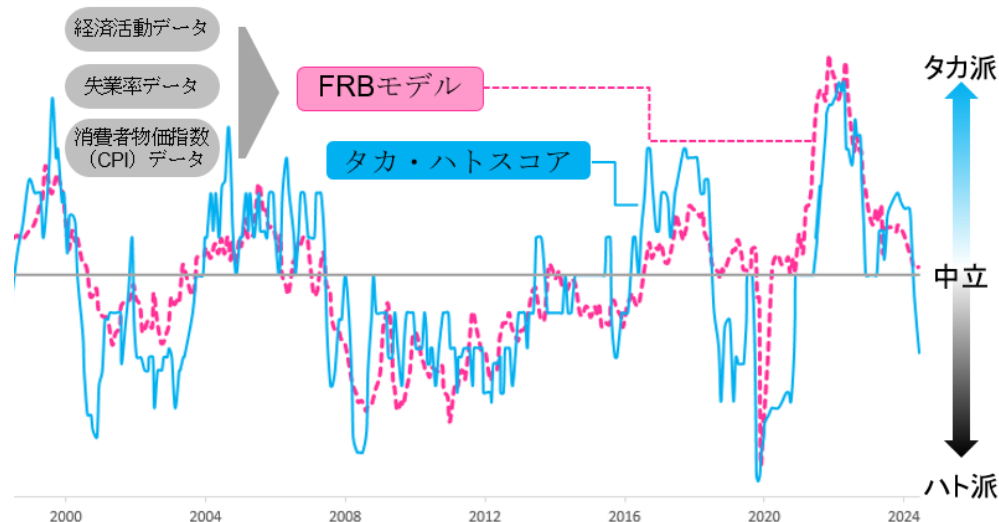
まず最初に、前章で導入した FRB の金融政策スタンスの定量化した指標である「タカ・ハトスコア」について、同じく定量的なデータである経済指標を用いて、「タカ・ハトスコア」を近似してみる。経済指標によって「タカ・ハトスコア」をうまく近似(≒置き換え)することができれば、運用担当者の経済指標の予測値から、FRB の金融政策スタンスの変化を想定することができるようになる。

FRB は「雇用最大化」と「物価の安定」を政策目標(デュアルマンド)として掲げているため、今回はその理念に基づき、景気動向、雇用、物価を表す3つの経済指標を用いて、「タカ・ハトスコア」を近似してみた。具体的には下記の3つである。

- ① 景気動向：シカゴ連銀全米活動指数⁵(経済活動データ)
- ② 雇用：失業率
- ③ 物価：消費者物価指数(CPI)

3指標を用いて、重回帰モデルにより「タカ・ハトスコア」を近似した指標を「FRB モデル」とする。「FRB モデル」は説明変数全体で目的変数である「タカ・ハトスコア」の50%を説明できていることに加え、相関係数は0.7程度となった。このことから、「FRB モデル」が「タカ・ハトスコア」をおおむね近似できていると判断し、有用性がある程度示されたものと考えている⁶。(図表5)

図表5：「タカ・ハトスコア」のモデル化(「FRB モデル」)



出所：三菱UFJ信託銀行作成

⁵ 全米活動指数シカゴ連銀全米活動指数 (CFNAI)は85種類の月次指標の加重平均の指数。

⁶ 金融データはノイズが多い部分があるため、説明を目的とする場合は重決定係数 (R^2) の値が0.5であれば実用的なモデルであると判断した。

「FRB モデル」の利点

- 経済指標を用いるため、解釈が容易で透明性が高い
- 「タカ・ハトスコア」の近似であり、客観的に FRB の視点を持つことが可能

(2)投資判断への活用

運用担当者が前項で導入した「FRB モデル」に3つの指標(景気動向、失業率、消費者物価指数)の予想値をインプットすることで、将来の「タカ・ハトスコア」を予測することができることから、FRB の金融政策スタンスが現状と比較してどのくらい「タカ派」または「ハト派」方向に傾斜するか想定することが可能となる。加えて、第4章 第2節(4)の考察において、「タカ・ハトスコア」は利上げから利下げへの転換(もしくは利下げから利上げへの転換)の予測に有用であると述べた。そのため、「タカ・ハトスコア」を近似した「FRB モデル」を用いることで、政策金利(FF レート)の転換タイミングをより精度高く予測することが期待できることから、「FRB モデル」は有用な投資判断材料と考えることができる。

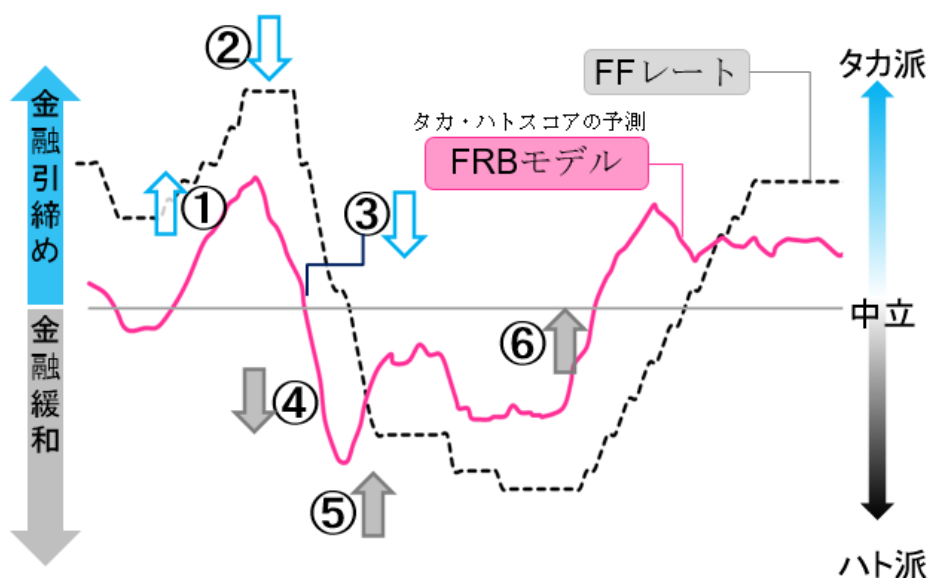
図表6はこうした金融政策スタンスの予測フレームワークとして6つのパターンにまとめたものである。図表7では、図表6でまとめた6つのパターンをグラフ上に示した。例えば、パターン①(現状金融引き締め位置に位置している場合)では、スコアが上昇(「タカ派」がさらに強まる)するとFF レートはさらに引き上げられると想定することができる。一方、パターン③(金融引き締めから金融緩和へスコアが低下する場合)では、「FRB モデル」が中立水準に低下しているため、FRB が利下げを開始する可能性が高まっていると想定することができる。

図表 6：金融政策変更予測フレームワーク(1)

	金融政策局面	FRB モデルの評価	FFレート変化の予想
①	金融引締め 【タカ派】		さらなる引き上げ
②			据え置き
③		 中立に近い	利下げサイクルの開始
④	金融緩和 【ハト派】		さらなる引き下げ
⑤			据え置き
⑥		 中立に近い	利上げサイクルの開始

出所：三菱UFJ信託銀行作成

図表 7：金融政策変更予測フレームワーク（2）



出所：三菱UFJ信託銀行作成

今回提案した金融政策変更予測フレームワークは、FRBの金融政策スタンスの変化を定量的、客観的な視点から予測することを可能にする。ただし、本フレームワークはひとつの例に過ぎず、今後も更なる改善の余地があると考えている。

Ⅵ. 終わりに

本稿では、冒頭で、これまで定量化が困難であったオルタナティブ・データについて、昨今のAI技術の進化によって定量的な分析が可能となったことに触れ、第Ⅳ章では、テキスト分析の代表的手法の一つである自然言語処理(NLP)技術を用いて、FRBの金融政策スタンスを定量化した「タカ・ハトスコア」指標を作成した。さらに、第Ⅴ章では、実際に「タカ・ハトスコア」指標を投資判断に活用するため、まずはFRBの金融政策決定に影響を与えるであろう「景気動向」、「失業率」、「消費者物価指数(CPI)」の3つの指標を用いて「タカ・ハトスコア」指標とおおむね近似した「FRBモデル」を導入した。

そのうえで、FRBの将来の金融政策スタンスの予測のため、運用担当者の各指標の予測値を「FRBモデル」にインプットする方法をご紹介します。FFレートの変化予測についてフレームワークとして整理した。定性的な内容について、客観的かつ定量的な方法での予測に変換する具体的事例について考案した。

オルタナティブ・データをAI技術の定量的な分析を創意工夫することによって、実際に運用担当者の市場見通しを活かしつつ、予測可能な投資判断材料として活用できる可能性をひとつの例として示した。

今後は、本稿でご紹介した「タカ・ハトスコア」、「FRB モデル」、「金融政策変更予測フレームワーク」について、より我々の実務に親和性がある形にブラッシュアップしていくことに加え、今回ご紹介した自動言語処理(NLP)以外にも、様々な AI 技術をどのような形で活用できるのか、新たな視点を取り入れつつ効果検証を実施し、投資判断材料としての活用方法を見出していきたい。例えば、「FRB モデル」の出力を説明変数として活用し、金融政策の動向に敏感な米国 2 年債の利回りを予測する等の応用も考えられる。

テクノロジーの進化は続いており、少し先の未来には、ほぼ間違いなくこれまで以上に精度の高い AI を用いた分析が可能となるだろう。こうした新しい技術を新たな視点と柔軟な発想を持って活用することで、運用担当者の投資決定プロセスにおいて新たなパラダイムシフトが起こる時期が近づくかもしれない。本稿では AI 技術を用いた分析、検証の一例をあぐまで具体的事例としてご紹介したが、こうしたプロセスを継続することで、運用担当者としての新たなアルファ獲得の可能性を創出できるものと考えており、本稿が投資家のオルタナティブ・データ分析の一助となれば幸いである。

(2024 年 12 月 13 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】

- [1] 伊藤健・佐藤広大(2019)「資産運用におけるオルタナティブ・データ活用の可能性と課題」、野村資本市場研究所
- [2] 「2017 Global Hedge Fund and Investor Survey」、The Hedge Fund Journal
- [3] (2023)「人工知能研究の新潮 2」、国立研究開発法人科学振興機構 研究開発戦略センター
- [4] Alan S. Blinder, Michael Ehrmann, Marcel Fratzscher, Jakob De Haan David-Jan Jansen (2008)「Central Bank Communication and Monetary Policy : A Survey of Theory and Evidence」、European Central Bank
- [5] Anne Lundgaard Hansen, Sophia Kazinnik (2023)「Can ChatGPT Decipher Fedspeak?」、Federal Reserve Bank of Richmond
- [6] Lyndsay Noble, Anton F. Ballnt (2020)「CASTING THE NET: How Hedge Funds are Using Alternative Data」、The Alternative Investment Management Association and SS&C Technologies Holdings
- [7] Tom B. Brown et al. (2020)「Language models are few-shot learners」、34th Conference on neural information processing systems
- [8] Larry Cao (2023)「Handbook of Artificial Intelligence and Big Data Applications in investments」、CFA Institute Research Foundation
- [9] Brian Pisaneschi (2024)「Unstructured Data and AI: Fine-Tuning LLMs to Enhance the Investment」、CFA Institute Research & Policy Center
- [10] Slavi Marinov (2019)「Natural Language Processing In Finance: Shakespeare without the Monkeys.」Man Institute

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

東京都港区東新橋1丁目9番1号

お問合せ：shisanunyo-joho_post@tr.mufg.jp