

新潮流で広がるクオンツ運用のフロンティア

目次

- I. はじめに
- II. ビッグデータと AI
- III. スマートベータを活用したファクター投資
- IV. まとめ

資産運用部	国内株式クオンツ運用課	課長	岡本 訓幸
		担当課長	野嶋 哲
		担当課長	岩田 雄一郎
		調査役補	鴻丸 靖弘
	インデックス戦略運用室	担当課長	大塚 征輝

I. はじめに

投資の分野に数学的テクニックを積極的に導入し、株価や金利、為替などの市場データや経済データをコンピュータで分析した数理モデルなどを活用するクオンツ運用が始まって数十年が経過した。この間に、現代ポートフォリオ理論に基づいて市場インデックス通りの運用を目指すパッシブファンドや、多くのデータから理論モデルで説明できない市場の歪みを測定し高い収益を目指すクオンツアクティブ運用が登場した。これらの分野の最近の動きには、新しい潮流といえるものがある。例えば、今まで扱えなかったデータを利用したり、今までの理論数理モデルより柔軟に規則性を捉えたりする動きや、今まで見え難かった収益の源泉を見える化し明確に捉え活用しようといったものである。本稿では、これらについて典型的な2つの潮流を紹介する。

まず、ビッグデータと人工知能(AI=Artificial Intelligence、以下 AI)がクオンツアクティブ運用においてブレークスルーをもたらす期待が高まっていることについて述べる。整理し難かったり大量だったりという理由で扱いにくいといわれるデータも積極的に活用するビッグデータや従来の理論数理モデルより柔軟な推論が行える AI の進化によって、頭脳ゲームの中で最も難しいとされる囲碁で AI が世界トップ棋士に大勝したニュースが世界中を驚かせたことは記憶に新しい。囲碁はチェスに比べてはるかに打ち手が多いだけに、AI をもってしても、人間の頭脳に勝つには 10 年かかると言われていたが、あっという間に人間を追い抜く時が来てしまった。金融分野においても「金融(Finance)」と「技術(Technology)」を組み合わせた「フィンテック(FinTech)」へ注目が集まっており、ビッグデータと AI の威力は資産運用ビジネスへ大きなインパクトを与える可能性がある。第 II 章では、ビッグデータと AI の概略について述べた後、資産運用での活用事例について紹介する。

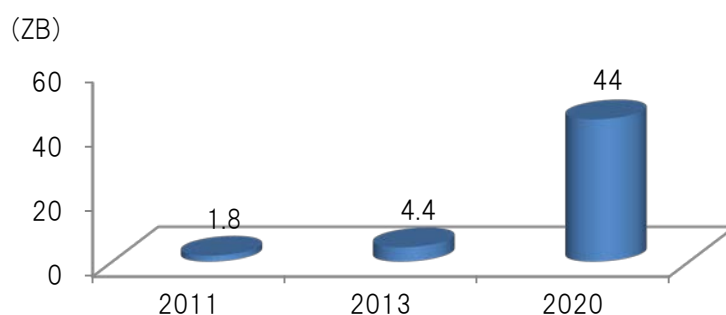
次に、様々な収益源泉(ファクター)を見える化したインデックスであるスマートベータの活用について紹介する。指数開発会社が提供するスマートベータ・インデックスや、それに連動するETF(上場投資信託)はこの数年で大幅に増加している。様々なスマートベータが登場することでインデックス運用の活用の幅が広がった。一方、何をどのように組み合わせたらより効果が高まるか、という新たな課題も生まれた。この課題に対するソリューションとしてファクター投資アプローチがある。ファクター投資ではスマートベータ・インデックスを直接収益の源泉(ファクター)に結びつけ、ポートフォリオの収益特性を見える化し、また比較的容易に調整ができるようになってきている。第Ⅲ章では、ファクター投資としてのスマートベータに注目し、株式ポートフォリオ全体のコントロールや効率的なリターン追求の手段としての活用法を紹介したい。

Ⅱ. ビッグデータと AI

1. ビッグデータの普及

ここ数年、ビッグデータが新たなキーワードとして急速に注目されている。ビッグデータはそのままで解釈すれば巨大なデータとなる。インターネットの普及とIT技術の進化で世界のデータ量は飛躍的に増大しており、米国の調査会社IDCによると地球上で1年間に生成されるデータ量は、2011年の1.8ZBから2013年は4.4ZBになり、2020年には44ZBに達すると予想されている(図表1)。

図表1：1年間で生成されるデータ量の推移予測



※ZB：ゼタバイト。データ量の大きさを表す単位で、1ゼタバイトは 10^{21} バイト(= 10^{12} ギガバイト)を表す。

出所：米IDC社公表データより三菱UFJ信託銀行作成

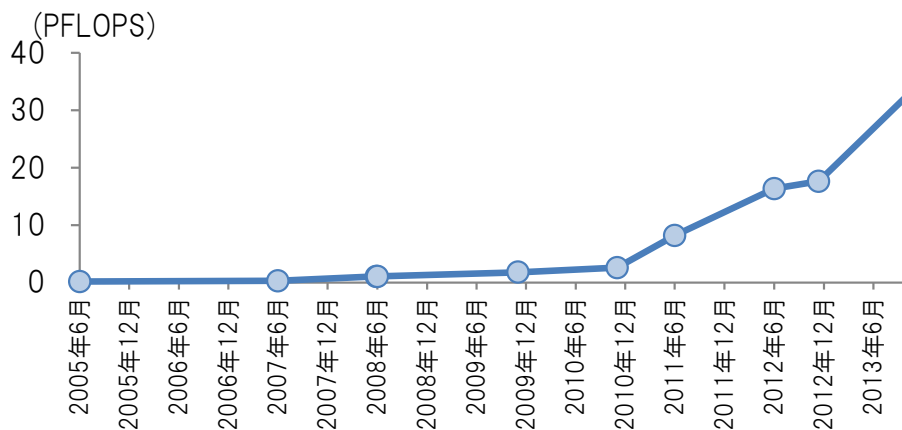
加えて、「ビッグデータ」の大きな特徴の一つに、データの多様性が挙げられる。時代の進化に従い、データ量やデータの頻度は当然増えるものであるが、近年の情報処理能力の著しい進化と、情報を受発信するネットワークに接続出来るという環境下で社会が成り立っていることから、従来の「データ」とは異なる多様性が生み出され、様々なデータが高速、リアルタイムに処理されている。

ビッグデータが注目される点はこのような大量かつ多種多様なデータの活用ポテンシャルである。ビッグデータを解析することで、人間の行動や事象の予測など様々な分野への活用可能性がある。ビッグデータの利用・活用方法はビジネス面を始め社会面、政治面と用途も様々であるが、従来のデータでは解決が困難であった問題が、より効率的に、より早く解決される事が期待されている。

2. 実用化が期待され始めた AI の技術

また、ビッグデータの普及に伴い、近年多くの産業で注目を集めているのが AI である。計算機処理速度の飛躍的向上も相まって(図表 2)、AI がビッグデータを処理する技術として注目を集めている。AI は画像認識や音声認識、自然言語処理などの分野で驚異的な成果をあげたため、幅広い分野で実用化に向けた研究開発が進んでいる。

図表 2 : 最先端スパコンの演算速度の推移



※PFLOPS：浮動小数点演算を1秒間に1,000兆回行うことを表す単位
出所：TOP500.org「TOP500 List」より三菱UFJ信託銀行作成

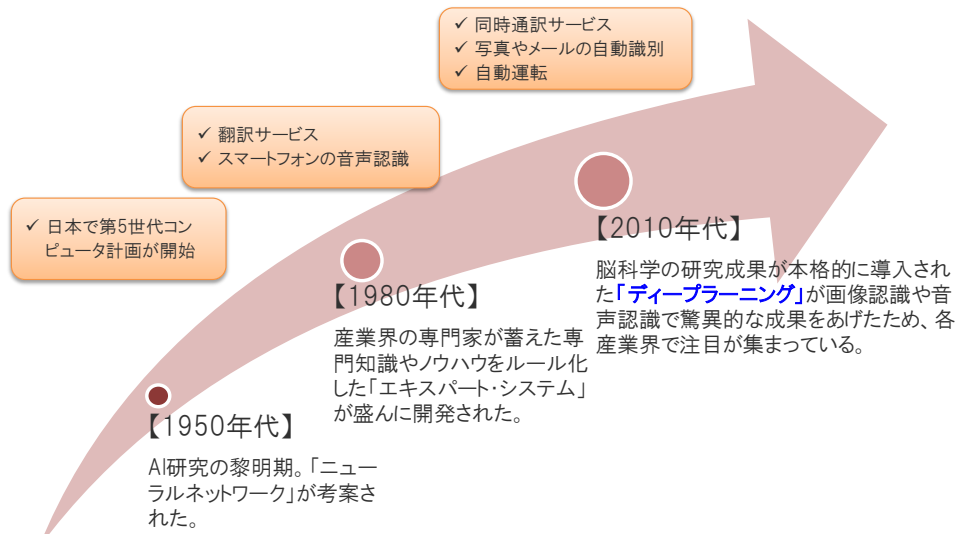
AI の最初のブームは 1960 年代から 1970 年代にかけて起こり、まず、人間の脳の構造をモデル化したニューラルネットワークに関する研究が進んだ。しかし、計算機の処理性能不足などの問題から人間の脳の再現は難しいと考えられ、AI に関する研究活動は縮小した。

第2次ブームは 1980 年代前半に起こり、専門家の知識やノウハウを機械に記憶させたエキスパート・システムと呼ばれる技術が注目を集めた。しかしながら、現実は無数の例外やあいまいさで成り立っているため、人間が機械にルールを覚えさせるこの手法は、実社会の問題に対応できず、実用化にはほとんど至らなかった。

現在の第3次ブームは、トロント大学のヒントン教授率いるチームがディープラーニング(第4節で詳述)と呼ばれる手法を活用して、画像認識の分野で驚異的な成果をあげたことが契機となった。Google や IBM、Facebook といった米国企業に加え、トヨタやソフトバンクなど国内企業も AI に注目し始めており、幅広い産業で実用化が期待されている。

資産運用ビジネスでは、特にクオンツ運用において、分析対象となるデータの拡張、並びに高度な分析技術の活用によって資産価格の変動やマーケットメカニズムの予測精度の向上が期待される。次節以降では、ビッグデータと AI の資産運用への応用事例を示す。

図表3：AI研究の歴史



出所：「この1冊でまるごとわかる！人工知能ビジネス」より三菱UFJ信託銀行作成

3. 注目を集めるテキストデータ ～個別銘柄選択への応用事例

クオンツ運用では、これまで各国のGDP・金利・為替レートに代表されるマクロ経済関連データや、企業の売上や利益といった財務データなど、数値データを基に分析を行い、モデルを構築してきた。しかし、金融市場に影響を与える可能性があるデータは数値データ以外にも数多く存在している。その代表例が、ニュースなどの文字情報（以下、「テキストデータ」）である。様々なメディアから報じられるニュース情報、有価証券報告書や中期経営計画などの企業からの公開文書、アナリストが企業調査を実施した結果を報告するアナリストレポート、更にはインターネット上のブログや掲示板への書き込みなど、様々なテキストデータを市場参加者は投資判断の材料として利用している。こうしたテキストデータの評価はこれまで人間の専権事項であったが、人間が網羅的に大量のテキストデータを読み込み、分析することは不可能である。こうしたなか、大量のテキストデータから価値のある情報を見つけ出す手段としてAIを含めた言語処理の技術が注目されている。

ここでは大量のテキストデータから個別銘柄の投資判断へ役立つ有用な情報を抽出し、資産運用の分野に応用する事例を示す。まず、テキストデータは、そのままの状態では統計的な分析を行うことが難しいため、有用な情報を取り出すために幾つかの言語処理技術を活用することが必要である。一般的には、「形態素解析¹⁾」や「係り受け解析²⁾」といった言語処理技術を使って、テキストデータから有用な情報を抽出するための加工を行う。

¹⁾ 文章を辞書によって意味の持つ最小の言語単位である「形態素」に分割する手法。

²⁾ 主語と述語の関係、修飾語と被修飾語などの「係り受け関係」を判別する手法。

係り受け解析の例

修飾(係り)、被修飾(受け)の自然な組み合わせはどれか？

例1：「カメラで 走ってくる 車を 撮った」
 × カメラで / 走る
 ○ カメラで / 撮る

例2：「猛スピードで 走ってくる 車を 撮った」
 ○ 猛スピードで / 走る
 × 猛スピードで / 撮る

- ・ 例1、2共に同じ構文のようだが、例1の1つ目の文節「カメラで」は、すぐ後の「走ってくる」に係るのは不自然。最後の文節「撮った」に係る。
- ・ 一方、例2の「猛スピードで」は、すぐ後の「走ってくる」に係るのが自然。
- ・ 同じ構文でも、適切な係り受けの組み合わせは文章内容によって異なる。
- ⇒ 言語処理技術が必要

次に、個別銘柄に関わるテキストデータのポジティブ／ネガティブ(極性)を分析する。極性を捉える上で重要となるのが、ポジティブ、ネガティブを表す表現方法を特定することである。「良い」「悪い」といった直接的な形容詞に限らず、金融ニュース特有の表現「(業績を)上方修正した」、「(予想を)上回った」など様々な表現方法がある。その上、「予想を上回る売上高」なら良いが「予想を上回る下方修正」なら悪いというように複合的な表現をもって良し悪しが表現される。AIを含む言語処理の技術を活用することで、様々な表現方法を網羅的に抽出し、ポジティブ(ネガティブ)ニュースが出た銘柄を見落とすことなく見つけ出すことができる。

弊社では、関西学院大学大学院経営戦略研究科の岡田克彦教授のチームと弊社グループのシンクタンクである三菱UFJトラスト投資工学研究所(MTEC)と共に、個別銘柄のニュースの極性を判断するモデルを開発した。図表4は、Bloombergニュースを対象に極性を判断し、ポジティブニュース(ネガティブニュース)であった銘柄群の平均超過収益率をみたものである。ポジティブな銘柄群が良好なパフォーマンスを示している。

図表4：テキスト効果

(対 TOPIX 超過収益率)



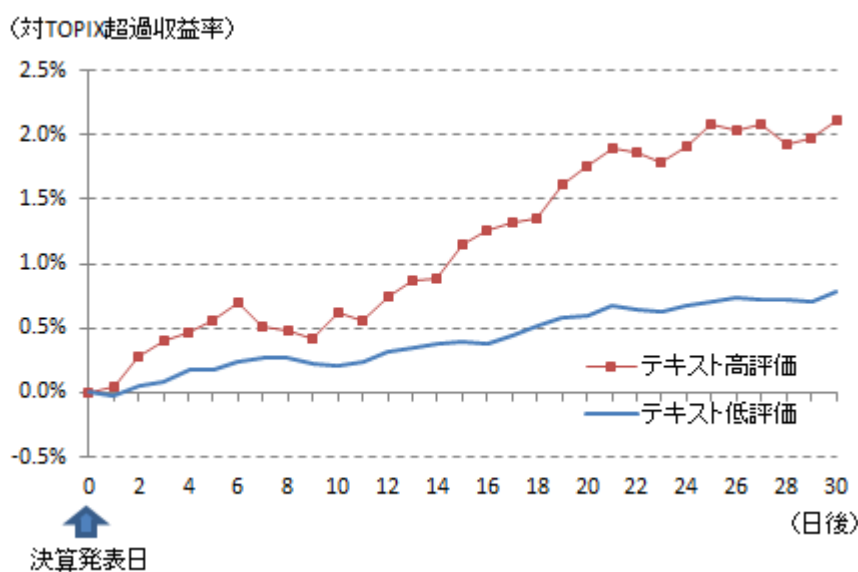
※分析期間：2010年4月～2015年12月

出所：三菱UFJ信託銀行作成

更にテキストデータと数値データを組み合わせて評価するモデルを作成した。例えば「利益見通しを上方修正」や「増配を発表」といったポジティブと評価されるテキストデータは、数値データでも捉えることができる。敢えて分析が難しいテキストデータを用いるのは、市場参加者が投資判断の材料として利用している数値データだけでは捉えられない情報の抽出を目的としているからである。

例として、図表5は決算発表で好業績を示した銘柄群のなかで、テキストデータの評価によるパフォーマンス格差をみたものである。好業績銘柄の中でも高評価の銘柄群のパフォーマンスが良好であり、テキストデータの付加価値が確認できる。

図表5：好業績銘柄内でのテキスト効果



※分析期間：2009年4月～2015年12月

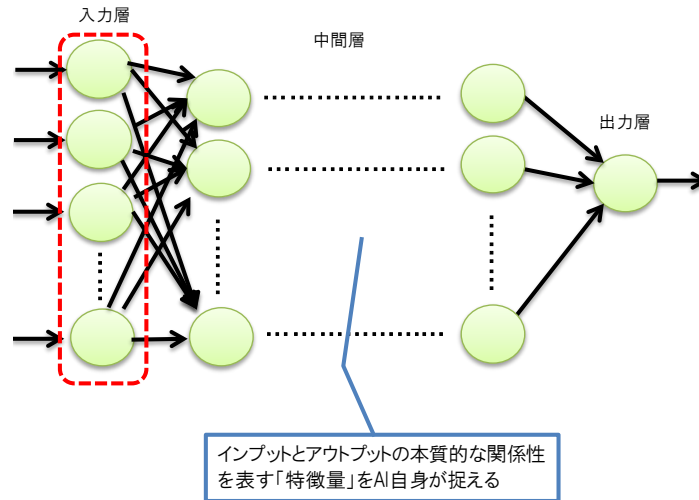
出所：三菱UFJ信託銀行作成

4. AIの最先端技術 ディープラーニング ～株式市場の先行き予測への応用例

AIの分野において数多くの手法が提案されてきているが、とりわけ、ディープラーニングと呼ばれる手法が従来手法と比較し、圧倒的に高い性能を有しており、その性能の高さから数多くの国内外の研究者が意欲的に研究に取り組んでいる。冒頭に述べた囲碁のAIもこのディープラーニング技術を活用している。過去の対局を大量にインプットし、勝利パターン(特徴量)を学習することで、人間に勝利した。ディープラーニングは、脳の構造を模したニューラルネットワークを多層構造にしたモデルであり、非常に複雑な事象を学習することが可能になっている。

投資の世界においても、ディープラーニングを活用して市場に影響を与える様々な事象をAIに学習させ、市場が上昇・下落するパターンを導き出すことができれば、適切な意思決定が出来る可能性がある。

図表6：ディープラーニングのイメージ図

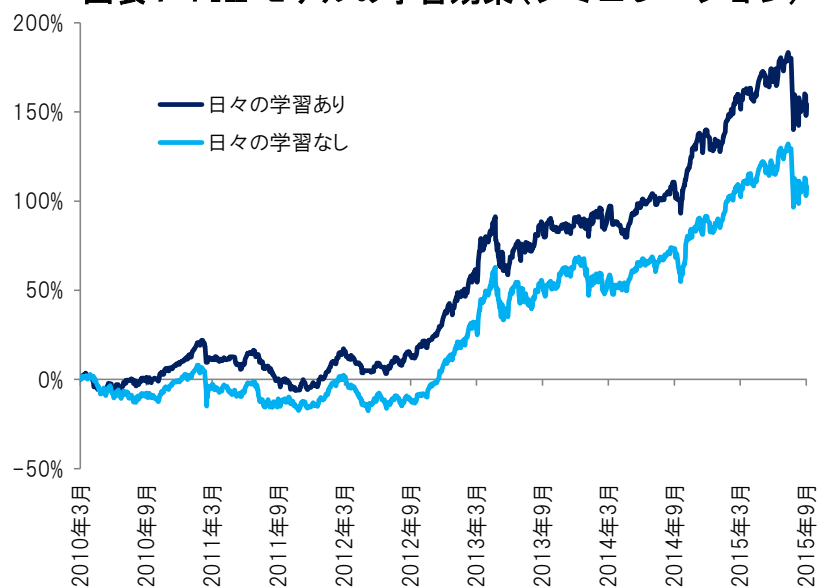


出所：「日経エレクトロニクス 2015年6月号」より三菱UFJ信託銀行作成

従来のクオンツモデルでは、利用するインプットデータについて人間が指定する必要があり、モデルの見直し・チューニングには非常に多くの時間がかかった。しかし、AIを活用したモデルは特定の決められた指示に従うのではなく、大量のデータから自ら有用なデータを探索し、有用なデータのみ注目して市場の変化を予測することが出来る。

弊社では、ディープラーニングを活用した翌日のTOPIXの上昇/下落を予測するモデル(以下、AIモデル)を作成した。入力データには、機械受注や有効求人倍率、景気ウォッチャー指数などの国内マクロ指標、株価指数の移動平均データや売買高などのテクニカル指標、VIXなどの投資家センチメントを表す指数、為替や債券など他資産の市場騰落率など、株式市場に影響を与えると考えられるデータを用いた。

図表7：AIモデルの学習効果(シミュレーション)



※AIモデルの出力に応じてTOPIXを売買した際のシミュレーション結果
(上昇予測時はTOPIXを100%保有、下落予測時はCashを100%保有)

出所：三菱UFJ信託銀行作成

前述のとおり、AI モデルと既存の運用モデルとの最大の違いは、人がモデルのチューニングを行わなくても AI 自身が日々のデータを元にモデルを調整することである。図表7はシミュレーション開始時に AI モデルを作成してモデルを固定したもの(日々の学習なし)と、シミュレーション期間に得られるデータを元に AI にモデルを調整させたもの(日々の学習あり)の比較結果である。AI モデルにモデル調整を実施させながら運用することでより良い結果が得られることが確認できた。

第II章では、幅広い分野で実用化へ研究開発が進んでいるビッグデータと AI の資産運用における応用事例について紹介した。ビッグデータや AI といったこれまで活用できなかったデータや技術を利用することで、資産運用におけるブレークスルーをもたらすことが期待できる。

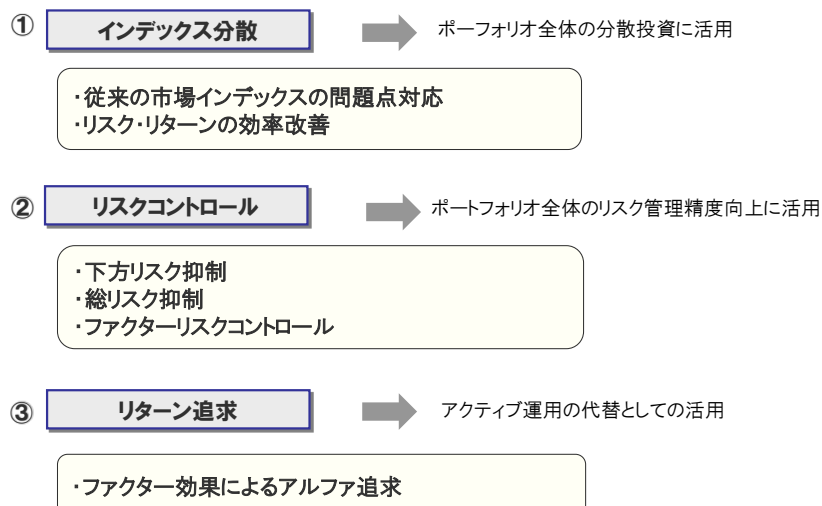
第III章では、本稿で取り上げるもう一つの新潮流、スマートベータについて紹介する。

III. スマートベータを活用したファクター投資

1. スマートベータの活用法

近年、今までにない性質を備えた株式インデックスが次々登場しインデックス運用の幅を広げている。投資家に市場ベータのパフォーマンスを提供する東証株価指数(TOPIX)などのインデックス運用と対比して、これら新しいインデックス運用商品はスマートベータと呼ばれ活用が広がっている。ここでは、収益の源泉となるファクターを切り口として主なスマートベータのパフォーマンス特性を紹介する。更に、ファクターの組み合わせについても考えてみたい。スマートベータの定義は様々あるが、ここでは運営ルールが「透明」でかつ「高い付加価値」の獲得が期待できるインデックス型の運用戦略を指すこととする。では、スマートベータにはどのような活用方法があるのだろうか。図表8のように大きく3つに整理できると考える。

図表8：スマートベータの活用法



出所：三菱UFJ信託銀行作成

1つ目の「インデックス分散」はファンダメンタルインデックスや最小分散戦略などが活用され始めた 2000 年代後半頃より採用されてきた考え方である。当時は株式市場の低迷を背景に、TOPIX 等の時価総額加重型の市場インデックス(市場ポートフォリオの代替とみなされるインデックス)のもつ問題点が大きな課題となっていた。その問題点とは、過大評価された割高銘柄の組み入れ比率が大きい、倒産リスクが高い銘柄を含んでいる、インデックスのテールリスクが過大である等であり、スマートベータはその解決策の一つとされた。スマートベータを一部組み入れることにより、市場インデックスを補完するという使い方が多い。

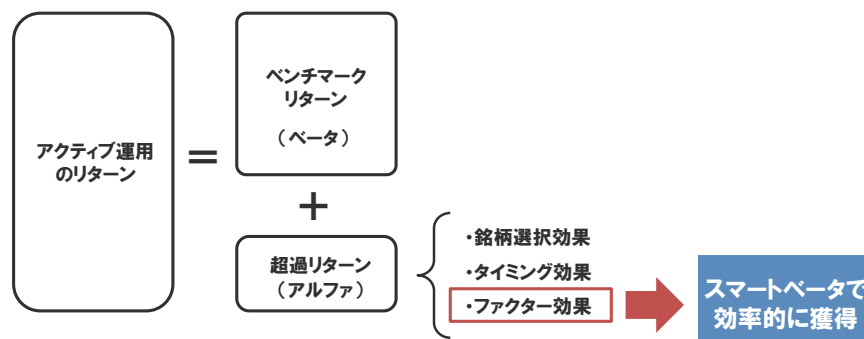
2つ目の「リスクコントロール」は、リスク管理の精度向上を目的とするものである。例えば最小分散戦略を組み入れることによって相場下落時の過大なテールリスクを抑える、あるいはポートフォリオ全体のリスク量を調節するという使い方である。また、発展した使用方法として、ファクターリスクコントロールがある。保有するアクティブファンドによって株式ポートフォリオに意図しない歪み(ファクターリスク)がある場合に、それを相殺させるスマートベータを組み入れるというものである。

3つ目の「リターン追求」は、アクティブファンドとしての活用を目的とするものである。次節でスマートベータとアクティブ運用の関係について述べる。

2. スマートベータとファクター投資

アクティブ運用のリターンは、ベンチマークリターン(ベータ)と超過リターン(アルファ)に分解することができる。「アルファ」は、銘柄選択やタイミング選択といった運用マネージャの能力によって獲得する他、バリューやサイズといった特定の銘柄属性に着目して獲得できるリターンが含まれる。特に、後者はファクター効果と呼ばれている。スマートベータはアクティブ運用で獲得できるアルファのうち、ファクター効果の部分の獲得を狙うものでもある。

図表9：アクティブ運用のリターンとスマートベータ



出所：三菱UFJ信託銀行作成

スマートベータに採用されるファクターとして広く知られているものは、バリュー、サイズ、ボラティリティ、配当、クオリティ、モメンタム、流動性などである。複数の指数開発会社や運用会社から各ファクターに対応する多くのスマートベータ商品が提供されている。

従来のスマートベータは1つのファクターの効果に着目するものが主流であったが、最近では複数のファクター効果を組み合わせ、より付加価値を高めようとする取り組みもみられる。

図表 10 : スマートベータのパフォーマンス

ファクター	バリュー	サイズ	ボラティリティ	配当	クオリティ	モメンタム
インデックス	MSCI エンハンス バリュー	MSCI 等ウェイト	MSCI ミニマム ボラティリティ	MSCI 高配当	MSCI クオリティ	MSCI モメンタム
超過リターン	2.9%	1.8%	2.5%	1.0%	2.0%	3.2%
TE	6.5%	4.9%	7.4%	5.9%	5.0%	8.0%
IR	0.45	0.36	0.34	0.17	0.40	0.39
最大ドローダウン	-22.2%	-30.2%	-36.0%	-34.7%	-42.2%	-19.8%
(最大ドローダウン発生期間)	6.4年	2.3年	5.5年	2.3年	4.2年	1.8年

アウトパフォーム確率毎のアウトパフォーム期待年数

80%	7.3年	3.4年	3.2年	9.8年	9.0年	4.1年
90%	8.5年	5.9年	5.3年	11.3年	9.6年	4.9年
100%	10.7年	9.3年	7.3年	13.9年	10.0年	7.9年

※使用インデックス：MSCI KOKUSAI(Local)ベース

分析期間：1997年12月～2016年4月

TE…ベンチマークとポートフォリオの収益率の乖離の度合いを示す値

IR…ベンチマークに対する超過リターンの期待値を、そのTEで除したもの

最大ドローダウン…分析期間における最大のアンダーパフォーム幅(山の頂点から谷の底)

アウトパフォーム期待年数…超過リターン計測のローリング期間を変化させて、ローリング期間毎にアウトパフォーム頻度をカウントして分析期間における勝率を計算。その勝率(「アウトパフォーム確率」)に至る最小のローリング期間(年)をここでは「アウトパフォーム期待年数」と呼ぶ

出所：MSCI公表データより三菱UFJ信託銀行作成

ファクター投資のパフォーマンスはどうか。ファクター効果は、相場局面によって比較的長い期間に亘って超過リターンが得られる事がある一方、一時的に大きくベンチマークに劣後する要因となる事もある。相場局面を読みタイミングを捉えて、投資するファクターを乗り換えるという選択肢もあるが、図表10の最大ドローダウンの大きさが示すようにタイミングを間違えた場合の影響は小さくない。比較的長期的観点での投資が安定リターン獲得には良いと考える。より安定的にファクター効果の獲得を目指すには、ファクターを組み合わせることでこれらの改善を図ることができる。次節ではスマートベータの組み合わせについて述べる。

3. スマートベータの組み合わせ

スマートベータの組み合わせを考える上では、スマートベータ戦略同士の組み合わせと、保有する既存ポートフォリオとの組み合わせがあるが、運用全体をファクター投資として捉えることで、どちらも同じように整理できる。既存ポートフォリオとの組み合わせに必要なファクター分析については第4節で述べることとする。

組み入れるファクターの選定にあたっては、そのファクター効果の長期的安定性(リスク

プレミアム)を期待できるかがポイントとなる。ファクターとして広く知られているものの代表例を図表 11 に示す。各ファクターの効果は、市場環境によりその効果を発揮しやすい時期、しにくい時期がある。パフォーマンスを傾向分析し、その特徴を確り捉えた上で、自らの投資ニーズにマッチしているかを考慮し、選定する必要がある。

図表 11：代表的なファクター

ファクター	内容
バリュー	利益等の財務データから算出した株価評価で、株価が割安と判断される銘柄は、長期的に市場リターンを上回る傾向がある
サイズ	株式時価総額が小さい企業は、株式時価総額が大きい企業の株価リターンを上回る傾向がある
ボラティリティ	リスクの低い銘柄は、株価上昇幅が抑えられるが、株価下落局面での下値抵抗力が強く、長期的に安定収益を得られる
配当	配当利回りが平均よりも高い銘柄によって、より高いインカムゲインを獲得する
クオリティ	ROEや債務比率等の財務データを通じて、企業利益が持続すると判断される優良企業銘柄は、市場リターンを上回る傾向がある
モメンタム	株価上昇率が、近い過去で高かった銘柄は、その上昇の勢いが一定期間継続する傾向がある
流動性	流動性が低い銘柄は、長期投資家に保有されており、市場リターンを上回る傾向がある

出所：三菱UFJ信託銀行作成

次に検討することは、そのファクターに対応するスマートベータ(インデックス)の選択である。スマートベータは、ファクター効果の獲得にあたって運用マネージャの裁量の余地が少なく、ほとんどが運用ルールによって決定される。選択にあたっては、その運用ルールがファクターをどのような基準で取り込むものになっているか、ベンチマークとなる時価総額加重型指数との乖離を制約する条件がどの程度加わっているか、流動性などの点で実際の運用に耐えることができるか等、ルールを十分吟味する必要がある。図表 12 に各指数開発会社が提供するファクター型のスマートベータを示す。

図表 12：各指数開発会社が提供するスマートベータ

	MSCI	FTSE	S&P	STOXX
バリュー	・バリューウエイト ・エンハンストバリュー	・ファクター(バリュー) ・RAFI ・GWA	・イントリンジックバリュー ・エンハンストバリュー	
サイズ	・等ウエイト	・ファクター(サイズ)		
ボラティリティ	・リスク加重 ・ミニマムボラティリティ	・ファクター(ボラティリティ) ・イコールリスク ・低ベータ ・ミニマムバリエーション	・低ボラティリティ ・低ベータ ・高ベータ	・ミニマムバリエーション(制約有・無)
配当 (ディビデンド)	・高配当 ・ディビデンドマスター	・高配当 ・サステナブルイーロード ・ファクター(配当利回り)	・ディビデンド・アリストクラッツ ・ディビデンド・オポチュニティー ・セレクトディビデンド	・セレクトディビデンド ・マキシマムディビデンド
クオリティ	・クオリティ	・ファクター(クオリティ)	・クオリティ	・クオリティ(ISTOXX MUTB) ・ストロングクオリティ ・ストロングバランスシート
モメンタム	・モメンタム	・ファクター(モメンタム) ・ファクター(レジデュアルモメンタム)	・モメンタム	
流動性		・ファクター(低流動性)		

※原則、日本もしくは先進国指数を展開しているスマートベータを掲載(2016年2月基準)

出所：各指数開発会社の公表情報より三菱UFJ信託銀行作成

次にどのように組み合わせるかを考える必要がある。「リターン追求」を目指すスマートベータを組み合わせる目的の一つは、安定的な超過リターンの獲得であろう。複数のファクター効果に分散投資することで、単一ファクターでは一時的にパフォーマンスがベンチマー

クに対して大きく劣後してしまうリスクを低下させ、長期的に高い運用効率が期待できる。

組み合わせの配分比率の決定については、いくつかの方法が提案されている。均等ウェイト、リスクパリティ、ファクターリスクパリティ、最小分散化などが代表的なものである。それぞれの主なコンセプトとして、均等ウェイトやリスクパリティは各スマートベータの影響度の均等化、ファクターリスクパリティはファクターの影響度の均等化、最小分散化はリスクの抑制である。均等ウェイトのパフォーマンスが良いという検証報告も多いが、一般的にはリスクパリティを利用することが多いようである。

図表 13：スマートベータを組み合わせた場合のパフォーマンス

	ALL(6指数)	エンハンスド バリュー ＋クオリティ	ミニマム ボラティリティ ＋等ウェイト	モメンタム ＋高配当
超過リターン	2.4%	2.6%	2.3%	2.2%
TE	2.9%	3.1%	4.5%	4.7%
IR	0.82	0.85	0.50	0.47
最大ドローダウン	-6.1%	-7.7%	-30.9%	-13.5%
(最大ドローダウン発生期間)	0.2年	0.7年	2.3年	1.3年

アウトパフォーム確率毎のアウトパフォーム期待年数

80%	1.3年	0.7年	2.3年	3.8年
90%	2.3年	1.2年	4.1年	4.7年
100%	4.3年	3.3年	5.9年	7.8年

※使用インデックス：MSCI KOKUSAI(Local)ベース

分析期間：1997年12月～2016年4月

TE…ベンチマークとポートフォリオの収益率の乖離の度合いを示す値

IR…ベンチマークに対する超過リターンの期待値を、そのTEで除したものの

最大ドローダウン…分析期間における最大のアンダーパフォーム幅(山の頂点から谷の底)

アウトパフォーム期待年数…超過リターン計測のローリング期間を変化させて、ローリング期間毎にアウトパフォーム頻度をカウントして分析期間における勝率を計算。その勝率(「アウトパフォーム確率」)に至る最小のローリング期間(年)をここでは「アウトパフォーム期待年数」と呼ぶ

出所：MSCI公表データより三菱UFJ信託銀行作成

図表 13 は図表 10 で使用した各インデックスを均等ウェイトで組み合わせた場合のパフォーマンスである。組み合わせることで、図表 10 の単体のスマートベータと比べて、IR や最大ドローダウンなどに著しい改善が確認できる。

組み合わせ比率を変えるスマートベータ間のリバランスについては、タイミング判断が難しいため、定期的あるいはトリガーに基づく、など一定のルールに従ってリバランスを行うことが望ましいと考える。

一方、個々のスマートベータの定期的な銘柄入替は、運用マネージャの能力が発揮される場面である。一般的にスマートベータは時価総額加重型インデックスに比べて、売買回転率が高く、売買コストが大きい。銘柄入替のタイミングをずらしたり、保有する他のスマートベータの取引銘柄をマッチングしたりすることにより、売買コストを抑制することが期待される。

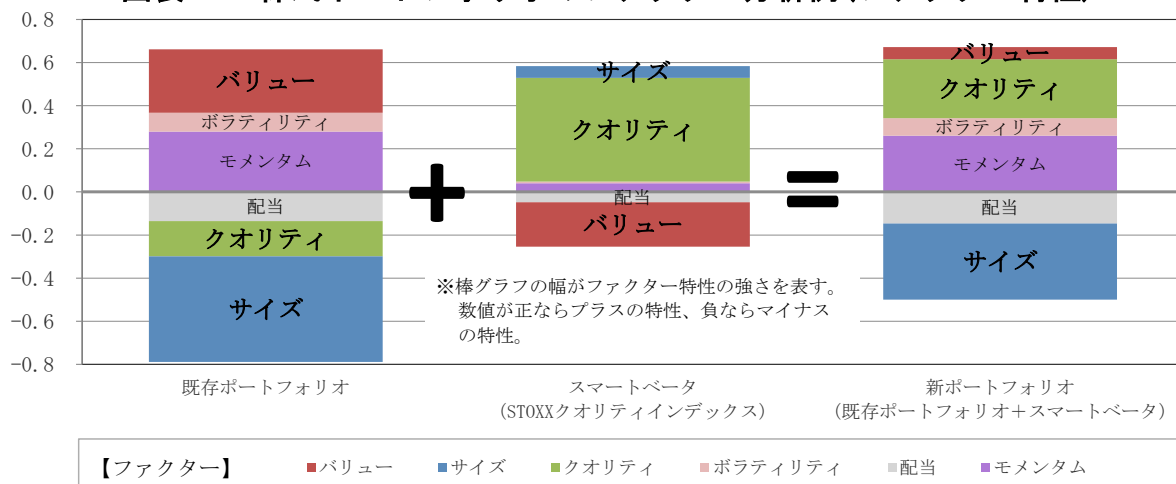
4. ポートフォリオのファクター分析

最後にポートフォリオのファクター分析例を紹介する。『自分の保有する既存ポートフォリオには、いったいどのようなファクターを追加すべきなのだろうか、また、どれくらいの量を追加すべきなのだろうか』、そういった疑問を感じる場面において効果を発揮するのがこのファクター分析である。

一般的なファクター分析は MSCI 社のバーラモデル等のマルチファクターモデルにより行うことができる。しかし、分析にはファンドの保有銘柄情報(構成比率)が必要となるため、外部に分析を委託する場合は、保有ポートフォリオ全体を開示する必要が出てくる。これに対し、ファンドリターンの時系列データをもとに分析するアプローチを用いれば、問題はある程度緩和される。

下記は、弊社の時系列型マルチファクターモデルを用いたファクター分析例である。リターンデータのみでこのような分析が簡単にできるのが、時系列型モデルの利点である。

図表 14：株式ポートフォリオのファクター分析例(ファクター特性)



出所：三菱UFJ信託銀行作成

<分析結果例>

①既存ポートフォリオの分析

- ・ポートフォリオはバリュー、小型(マイナスのサイズ特性)、モメンタムの特性を強く持っており、保有アクティブ戦略のコンセプトに沿って、これらのファクターのリスクを十分取っていることを確認
- ・一方、クオリティ、ボラティリティ、配当の特性があまり強くないことから、これらのファクターをポートフォリオの超過収益源の候補として追加する方針を決定

②ファクターの選定

- ・組み入れ候補の中から、ファクターを選定
- ・この例ではクオリティファクターを組み入れることとし、対応するスマートベータとして STOXX クオリティインデックスを採用

③新しいポートフォリオの分析

- ・スマートベータ追加後のポートフォリオにおいて、既存の保有戦略の狙いとするコンセプト(ファクター効果)を薄める事なく、新たな戦略効果(クオリティファクター)を追加する事が出来たことを確認

第Ⅲ章ではファクター投資としてのスマートベータの活用法について紹介した。スマートベータは、高付加価値の運用特性を低コストで享受可能である点が大きなメリットである。ポートフォリオへのスマートベータの組み入れにより、ファクター特性を適切に調整することで、高い運用効率を獲得することが期待できる。

Ⅳ. まとめ

本稿では、コンピュータや市場データの分析を積極的に活用したクオンツと呼ばれる資産運用のフロンティアで起きている、2つの新潮流を紹介した。どちらの潮流も実際の運用現場での活用は始まったばかりである。

1つ目は、ビッグデータやAIは今後のクオンツアクティブ運用での活用が期待できる事を紹介した。この様な新しい手法が投資家から高い信頼を受け活用が広がっていくには、運用実績を積み上げる必要があるだろう。弊社ではビッグデータとAIそれぞれについてパイロットファンド³を立ち上げ実用化に向けた取り組みを進めている。これらの分野は日々急速に進歩しており、資産運用会社や大学の研究者、最先端技術をもつ企業などが活発に連携していくことで、実運用での高度化も進んでいくであろう。

2つ目に、ポートフォリオのパフォーマンスをファクター投資として捉えると、リスクの分散状況やリターン効率が見えやすくなり、パフォーマンス特性への理解も進むことを紹介した。例えばファクター分散をすると投資タイミング戦略に依らずともポートフォリオの運用効率を高められる、などの利用が可能である。本稿ではファクターとして、近年多様化が進んでいるスマートベータを用いた。スマートベータは指数として公開されているのでポートフォリオのファクターを調整する場合に便利なツールとなりうる。しかし、実際のポートフォリオの置かれている状況は様々である。スマートベータやその活用の研究が進むことで、更に見える化が深まり活用が広がることを期待したい。

(平成 28 年 5 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

³ 自己資金によるテスト運用

【参考文献】

- ・ 麻生英樹他「2015年11月」『深層学習 Deep Learning』近代科学社
- ・ 岡谷貴之「2015年4月」『深層学習（機械学習プロフェッショナルシリーズ）』講談社
- ・ 比戸将平他「2015年9月」『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
- ・ 日経ビッグデータ「2015年8月」『この1冊でまるごとわかる！人工知能ビジネス』日経BP社
- ・ 小牧昇平、白山晋「2014年1月」『Deep Belief Networkを用いた日経平均株価の予測に関する研究』第12回人工知能学会金融情報研究会資料
- ・ 塩野剛志「2016年3月」『文書の分散表現と深層学習を用いた日銀政策変更の予想』第16回人工知能学会金融情報研究会資料
- ・ Nitish Srivastava et al.「2014年6月」『Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting』Journal of Machine Learning Research 15
- ・ International Data Corporation「2014年4月」『The Digital Universe of Opportunities : Rich Data and the Increasing Value of the Internet of Things』
- ・ 前川浩基、中原孝信、岡田克彦、羽室行信「2013年5月」『大規模ニュース記事からの極性付き評価表現の抽出と株価収益率の予測』オペレーションズ・リサーチ
- ・ 岡田克彦、羽室行信「2011年8月」『相場の感情とその変動--自然言語処理で測定するマーケットセンチメントとボラティリティ』証券アナリストジャーナル
- ・ 那須川哲也、金山博「2004年7月」『文脈一貫性を利用した極性付評価表現の語彙獲得』情報処理学会
- ・ アンドリュー・アング「2016年4月」『資産運用の本質』きんざい
- ・ Ang, A et al.「2009年12月」『Evaluation of Active Management of the Norwegian Government Pension Fund – Global』

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のですが、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 受託財産企画部
東京都千代田区丸の内1丁目4番5号 Tel. 03-3212-1211（代表）