

# ファクター合成とポートフォリオ運用

平木多賀人(国際大学)・渡辺雅弘 (アルバータ大学)

2019年7月5日

## 目次

<要旨>

はじめに

I. 理論的背景

II. RCV 方式におけるシステム構築

III. RCV スコア方式での運用成果の検証

VI. 結び

<参考文献>

## <要旨>

本稿はマルチファクター合成ポートフォリオ運用システムである RCV (Reciprocal Coefficient of Variation)方式の理論的背景を提示し、その適用をアウトオブサンプルで再現する。この運用方式では基本ファクターを増幅させた後、RCV 基準で重層的にアルファ予測能力の高い単一ファクター（スコア）に転換し、ポートフォリオ構築に適用する。インサンプルで推定する RCV モデルパラメータをアウトオブサンプル（2009年2月から2018年7月まで）で保守的に固定した、RCV アクティブ加重方式による上場全銘柄 10 分位ポートフォリオでのハイ（ロング） - ロー（ショート）運用からは FF3 ファクターリスク調整後の月次アルファ 4.05%を実現する。また同じ期間で東証 500 指数銘柄をサンプルとした月次リバランス RCV 方式でのスマートベータ運用(ロングオンリー)では、年当り 3.37%（取引コスト調整後で 2.96%）の有意な対ベンチマーク超過リターンを実現する。

## はじめに

株式のポートフォリオ運用においては、リスク調整後のリターン、すなわちアルファを最大化するクウォンツモデルが 1970 年代から継続して試されてきた(例えば Rosenberg and McKibben (1973))。エキストラ市場共通分散ファクターに対する追加リターンが CAPM アノマリー（追加リターン）として認識されていた時代を経て、Fama and French (FF)は、FF (1993)以降、銘柄属性が感応する共通（スプレッド）ファクターを連結したマルチプル市場共通ファクターモデル(FF3、FF5 等)を提唱し、主要市場アノマリーをプライシングモデル

に組み込んでいった<sup>1</sup>。近年では個別株属性や共通ファクターの増加に対する批判が強まる一方、これらを統合し簡素なモデルに再度落とそうとする試みが Stambaugh and Yuan (2017)や Harvey and Liu (2018) などに見られる。また、実務では、同様の目的を持ちつつも将来リターンと相関の高い属性ファクターをポートフォリオレベルで処理しやすい単一の属性（スコア）に合成する高度な技術の開発が試行されてきた。その結果である合成スコアからは、FF3 モデルなどのベンチマークでリスク調整後も超過リターン（すなわちアルファ）が獲得されるとされてきた（例えば、初期考察としては箱田(1996)、その後の Qian, Hua and Sorensen (2007)など）。

複数個の属性（例えばスタイル）を一つに合成するには、それぞれの属性で個別株をソートして、銘柄ごとに平均分位を取るような直感的でロバストな合成手法が Stambaugh and Yuan (2017)などの学術では一般的に採用されている。その一方で、実務では情報係数 (Information Coefficient, IC)や情報比(Information Ratio, IR)などの情報基準に沿って属性を合成し、よりリターン予測力が高くかつアルファの実現につながる可能性を追求する。例えば Qian, Hua and Sorensen (2007)は、これらの情報量に基づいて属性を合成したスコアの有効性を試している。

本稿では、箱田(1996) において初期提案され、情報基準に依拠しつつも Qian, Hua and Sorensen (2007)などとは独自にシステム化された RCV (Reciprocal Coefficient of Variation、あるいは逆変動係数) 運用方式の特質をモデル概念と実証の両観点で議論する。RCV 方式は属性が多様に提供されるビッグデータ利用環境下でより有効性を発揮するアクティブあるいはパッシブ要素を搭載可能にした本格的ポートフォリオ運用システムである。RCV 方式には、既存の属性ファクターあるいはマルチファクター合成スコア運用に見られないファクター合成上の簡便で効率的な最適化手法が取り入れられている。このためファクター拡張とその合成が重層的に行われ、最終スコアが精度の高い（隠された）超過リターンシグナルとして抽出される。実際、インサンプル（1992年1月から2008年12月まで）で推計する RCV モデルパラメータ（合成過程での負荷）をアウトオブサンプル（2009年2月から2018年7月まで）で固定しても、RCV アクティブ加重方式でロングショート運用はFF3 ファクターリスク調整後月次で驚異的といえる 4.05%のアルファを実現する。時価ウェイト方式でのアウトオブサンプル運用においても有意な月次 1.04%のアルファを実現することができる。また、等ウェイト方式運用においても非常に有意な月次アルファ

---

<sup>1</sup> 「ファクター」という用語は実務界では個別株の属性、学界では Fama and French に代表される共通ファクターを意味するが、本稿では前者の立場を取る。特に両者を区別する必要がある場合は、それぞれ「(個別株)属性ファクター」、「(市場)共通ファクター」などと呼ぶ。FF5 やモメンタムファクターを含む 6 ファクターモデルに関しては Fama and French (2018)参照。

2.08%を実現する。さらに、流動性の確保された東証 500 指数組入れ銘柄をサンプルとした月次リバランスでのロングオンリーのスマートベータ運用では、RCV 運用は回転率を年当たり 40%程度に抑制しつつ年 3.37%の対ベンチマーク超過リターンを実現する。

以下、セクション I で RCV 方式の理論的背景を議論し、II で RCV 方式のシステム構築、特にファクター合成とモデルパラメータ推計手法を提示する。セクション III では、インサンプルで推計した合成パラメータを用い、アウトオブサンプルで RCV スコアに基づく 10 分位ポートフォリオでのロング - ショート運用と東証 500 指数銘柄をサンプルとしたロングオンリーでの運用のパフォーマンス評価を行う。IV で本稿を結ぶ。

## I. 理論的背景

### I.1 IC あるいは IR 最大化とファクター合成

下記では一般にスカラーを斜字体で、ベクトルと行列を太字で表す。個々の属性はクロスセクション分布が異なるので、合成前に標準化することが重要である。時点  $t$  における個別株のリターンを  $R_t$ 、 $j$  番目の属性ファクターを  $F_{j,t}$  と書き、これらをクロスセクションで平均 0、分散 1 に Blom 型に順位標準化した量をそれぞれ  $\hat{R}_t$ 、 $\hat{F}_{j,t}$  とする<sup>2</sup>。この順位標準化によりまず個々の属性は標準正規分布に近似化され、従って下記に述べる線形合成後の属性（スコア）も正規分布を保つことが期待される。しかしながら順位標準化でない平均 0、分散 1 への通常の線形標準化の方が元の属性との関係が明らかであるため、できるだけ両方を議論する。情報係数  $IC_{j,t}$  は、当該属性とリターンのクロスセクション相関係数として下記の様に見える。

$$IC_{j,t} = \widehat{\text{corr}}_t(F_{j,t}, R_t) \approx \widehat{\text{cov}}_t(\hat{F}_{j,t}, \hat{R}_t). \quad (1)$$

相関係数  $\widehat{\text{corr}}_t$  と共分散  $\widehat{\text{cov}}_t$  のハットはクロスセクションのモーメントを表し、以下に現れる時系列のモーメントとは区別する。ここで、最後の近似関係 ( $\approx$ ) は、順位標準化でない線形標準化の場合、厳密な等値関係 ( $=$ ) で置き換えられることに留意する。 $N_F$  個の属性

---

<sup>2</sup>順位標準化手法としては Blom 型以外にも複数存在するが、本稿で扱う属性の分布においては同型が変換後平均的に標準正規分布に最も近似する。以降、本稿では順位標準化は默示的に Blom 型とする。

$\hat{F}_{j,t}, 1 \leq j \leq N_F$  をベクトル  $\hat{\mathbf{F}}_t$  に集め、 $\mathbf{v}_t$  をそのローディング(負荷)ベクトルとすれば、合成属性は  $\mathbf{v}_t' \hat{\mathbf{F}}_t$  と表される。そのリターンに対する情報係数  $IC_t$  は、(1)式と同様の計算により

$$IC_t = \widehat{corr}_t(\mathbf{v}_t' \hat{\mathbf{F}}_t, R_t) = \widehat{cov}_t \left( \frac{\mathbf{v}_t' \hat{\mathbf{F}}_t}{\sqrt{\mathbf{v}_t' \Phi_{F,t} \mathbf{v}_t}}, \hat{R}_t \right) \approx \frac{\mathbf{v}_t' \mathbf{IC}_t}{\sqrt{\mathbf{v}_t' \Phi_{F,t} \mathbf{v}_t}} \quad (2)$$

となる。ここでは、 $\mathbf{IC}_t$  は(1)式最終項の  $IC_{j,t}$  を集めた長さ  $N_F$  のベクトル、 $\Phi_{F,t}$  は時点  $t$  における  $\hat{\mathbf{F}}_t$  のクロスセクション分散共分散行列、すなわち  $\mathbf{F}_t$  の相関行列である。順位標準化でなく線形標準化である場合に最後の近似が厳密な等値で置き換えられる点は、(1)式と同様である。

(2)式の最終項を最大化する  $\mathbf{v}_t$  の最適解は、 $\mathbf{v}_t$  で微分して 0 に等値することにより

$$\mathbf{v}_{IC,t} = s \Phi_{F,t}^{-1} \mathbf{IC}_t \quad (3)$$

と表される。 $s$  は任意の正值であり、この任意性は(2)式の相関係数とその引数の線形変換に不変であることによる。このように  $\mathbf{v}_{IC,t}$  は、時点  $t$  におけるクロスセクションでの属性ファクター・リターン相関係数ベクトル( $\mathbf{IC}_t$ )と属性ファクター相関行列( $\Phi_{F,t}$ )によって決められる。標準化が平均 0、分散 1 の線形変換に留まり順位標準化でない場合、相関係数がそのような線形標準化に対し不変であるために、 $\mathbf{IC}_t$  と  $\Phi_{F,t}$  の計算に用いる属性ファクターとリターンは標準化前のものでも標準化後のものでも良い ((1)式最終項が標準化後の相関係数  $\widehat{corr}_t(\hat{\mathbf{F}}_{j,t}, \hat{R}_t)$  と書けることに留意)。しかしこの場合でも、先に述べたように合成属性  $\mathbf{v}_t' \hat{\mathbf{F}}_t$  には標準化後の属性を用いることが重要である。また、このように  $\mathbf{IC}_t$  と  $\Phi_{F,t}$  は時点  $t$  だけのデータで計算できるが、過去期間の時系列平均を取ると推定が安定化する可能性がある。

次に、(2)式の分子に現れる合成情報係数  $\mathbf{v}_t' \mathbf{IC}_t$  の時系列上の平均と標準偏差の比 (変動係数の逆数) を Qian, Hua, and Sorensen (2007, (7.14)式)) に倣って合成情報係数の情報比 (Information Ratio) と呼び、次式で表す<sup>3</sup>。

---

<sup>3</sup> 情報比 (IR) という用語は、一般にはある戦略のベンチマークに対する超過リターンを標準偏差で割ったリスク・リターン尺度として用いられるが、ここでは Qian, Hua and Sorensen (2007) に倣う。

$$IR_t = \frac{\mathbf{v}_t' \overline{\mathbf{IC}}_t}{\sqrt{\mathbf{v}_t' \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{IC},t} \mathbf{v}_t}} \quad (4)$$

ここで、 $\overline{\mathbf{IC}}_t$  と  $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{IC},t}$  はそれぞれ時点  $t$  における何らかの過去期間を用いた情報係数ベクトル ( $\mathbf{IC}_\tau, \tau \leq t$ ) の時系列平均ベクトルと時系列分散共分散行列である。(4)式を最大化する負荷は、(3)式と同様の手順により

$$\mathbf{v}_{IR,t} = s \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{IC},t}^{-1} \overline{\mathbf{IC}}_t \quad (5)$$

で与えられる。ここでも  $s$  は任意の正值である。

## 1.2 RCV (Reciprocal Coefficient of Variation)方式

(1)式最終項の情報係数の時点  $t$  における何らかの過去期間中 ( $\mathbf{IC}_{j,\tau}, \tau \leq t$ ) の時系列平均と標準偏差をそれぞれ  $\overline{\mathbf{IC}}_{j,t}$  と  $\sigma_{\mathbf{IC},j,t}$  と書けば、その変動係数の逆数(Reciprocal Coefficient of Variation, RCV)は

$$RCV_{j,t} = \frac{\overline{\mathbf{IC}}_{j,t}}{\sigma_{\mathbf{IC},j,t}} \quad (6)$$

で定義される。これをベクトル  $\mathbf{RCV}_t$  に集めると、RCV方式の負荷は、それに比例する量

$$\mathbf{v}_{RCV,t} = s \mathbf{RCV}_t \quad (7)$$

( $s$  は任意の正值) と記述される。この負荷は、合成標準情報係数の変動係数逆数を、時系列相関を無視して最大化したものと解釈できる。これを見るために、まず(6)式の平均を取る以前の量  $\mathbf{IC}_{j,\tau}/\sigma_{\mathbf{IC},j,t}$  ( $\tau \leq t$ ) は標準化されているため、時系列標準偏差が1であることに留意する。従って、この標準情報係数を集めたベクトルの時系列上の分散共分散行列は、その相関行列に等しい。これを  $\boldsymbol{\Phi}_{\mathbf{IC},t}$  と書けば、負荷  $\mathbf{v}_t$  による合成標準情報係数の変動係数逆数は  $\mathbf{v}_t' \mathbf{RCV}_t / \sqrt{\mathbf{v}_t' \boldsymbol{\Phi}_{\mathbf{IC},t} \mathbf{v}_t}$  と書ける。ここで相関を無視し、分母の行列の非対角成分を0で置き換えた (つまり  $\boldsymbol{\Phi}_{\mathbf{IC},t}$  を単位行列で置き換えた) 次の量を考える。

$$RCV_t = \frac{v_t RCV_t}{\sqrt{v_t v_t}} \quad (8)$$

以前と同様の手続きにより(8)式を最大化する負荷は(7)式で与えられる。

既に述べたように、Qian, Hua and Sorensen (2007)が情報比と呼ぶものは、変動係数の逆数に他ならない。しかし、(4)式が合成後の情報係数に対し変動係数の逆数を算出するのにに対し、(8)式がまず合成前の個々の情報係数に対し変動係数の逆数を計算する点、また合成に際し相関を無視する点が異なる。これらから分かるように、IR 最大化方式と RCV 方式は最大化する目的関数が異なる他、後者にだけベクトル最適化問題を実質スカラー問題に落としている点に特長がある。すなわち、RCV 方式では(5)式の  $\Sigma_{IC,t}^{-1}$  (または(3)式の  $\Phi_{F,t}^{-1}$ ) のような逆行列を計算する必要がなく、属性ファクターがいくつあっても負荷を安定して計算できるメリットがある。極端な例を取れば、同一の属性ファクターを2つ  $F_t$  に入れた場合、IC 最大化方式や IR 最大化方式では行列の非正則性により負荷が計算不能であるが、RCV 方式は単純にその属性ファクターの負荷を2倍にする。簡便な属性ファクターモデルを作る観点からはもちろんこのようなケースは排除すべきであるが、RCV 方式は属性の関数を新たな属性とし、頑健性を保ちつつさらに高度に精錬することを可能にする。ファクター(属性)の拡張を織り込みながら合成を重層的に行う RCV プロセスにおいては、各合成段階において RCV 最大化の方が IR 最大化よりも負荷ベクトルをより安定的に計算する<sup>4</sup>。

## II. RCV 方式におけるシステム構築

RCV 方式での株式運用には拡張後 1,000 を優に超える属性ファクターと個別株リターンに関する(共に日次で最低でも 10 年分の)ビッグデータ、そしてそれらを搭載するシステム

---

<sup>4</sup> ただし、合成するファクター数が少ない(例えば数個の場合)場合には、IR 最大化の方が RCV 最大化より情報精度の高い負荷ベクトルを算出する可能性ある。この可能性の検証は次節で取り扱う。

が必要となる。このインフラとしてのシステムを前提に、図表 1 は RCV 方式におけるファクター合成プロセスのフローチャートを表す。まずリターンとそれを予測する可能性のある複数の基本ファクターを用意する。基本ファクターは財務属性とトレーディング属性のバランスをある程度備えているなら数個でも成果は上がるが、平均 IC の上昇とその遞減パターンから 9 個程度が最も妥当であることがデータ分析から判明している。従ってここでは、Size, Beta, BP, EP, Fin(財務健全性), US(米国市場感応度), TO(回転率), Vola (volatility), Longr (長期過去リターン)の 9 個からなる基本ファクターを用いる<sup>5</sup>。全基本ファクターに対して既に述べたようにまず Blom 型の平均 0、分散 1 の順位標準化（その後の段階では順位標準化ではない通常の線形標準化）を行う。この第 1 段階でのファクター拡張は IC 情報構造の大胆な簡素化の中で失われていく共分散情報の再生・有効利用に不可欠な初期プロセスであり、なるべく多くのリターン予測の可能性が残るファクターを拡張・量産しておく必要がある。RCV システムのインサンプル期間（1992 年 1 月 4 日から 2008 年 12 月 30 日まで）を通して、9 日営業日インターバル時系列でモデルパラメータの推計を行う。  
 <図表 1 はここに入る>

初期拡張過程を通してファクターの数は基本ファクター 9 から 1,368 個に拡張され、その後の合成過程でファクターを選別と合成を繰り返しながら、ファクターの純化(単一化)を行う。初期拡張においては、それぞれの基本ファクターに内在する可能性をブーストするための複雑な手続きを踏まなければならない。まず基本ファクター 9 個を準備し、i) これらに正值変換したスペシフィックリスクとの掛け合わせ、新たに 9 ファクターを創出<sup>6</sup>、ii) ここまでの 18(=9+9)ファクターに対して時価総額(順位基準化後)要因との相関を排除した 18 ファクターを追加し、この段階で計 36(=18+18)のファクターに拡張している。そして iii)この段階までに生成された 36 のファクターに対して、2 乗・交差ファクターを計  $666 \left( = \sum_{k=1}^{36} k \right)$  個のファクターを追加する。さらに、iv) 同じ 36 のファクターを正值変換し、同様な 2 乗・交差ファクターを計  $666 \left( = \sum_{k=1}^{36} k \right)$  個のを追加する。iii)と iv) のそれぞれの拡張過程で創出される 666 ファクターの内訳は、2 乗ファクターが 36 個そして交差ファクターが 630(= C(36,2))個である。従って、第 1 工程のファクター拡張を通して、計 1,368 (= 36

<sup>5</sup> 9 基本ファクターの定義と算出方法の概略は Appendix I を参照。

<sup>6</sup>ここでいうスペシフィックリスクは RCV システムに内蔵させたマルチファクターモデルからのスペシフィックリターンの変動性(標準化後ファクター)である。i) のプロセスに適用する前にプラス側に平行移動(すなわち正值転換)しておく。

+666+666)個のファクターが産出される<sup>7</sup>。この1,368のファクターは、第2工程に入るまでには全て順位あるいは通常の線形標準化によって平均ゼロ、分散1に(z-)スコア化されている。

図表2では、計1,368個の拡張属性ファクターがICの時系列平均(横軸)と時系列標準偏差(縦軸)平面に点として表されている。原点からそれぞれのファクター点を通る直線の傾きがRCV値を表す。従って、(7)式が示すように、ファクター点が図中右下に移動する程ファクターはより優良化する。多くの拡張された属性ファクターは原点近傍でその上方に集中しRCV値も平均ICもあまり高くないが、中には単独で平均ICが高く標準偏差の低い(RCV値の高い)ものも存在する。RCVはICの時系列変動係数の逆数であるからその数値の小さいものは合成する前に排除されてよいので、まず拡張後の1,368個のファクターをRCV値( $< 0.33$ )と平均IC値( $\overline{IC}_{j,t} < 0.05$ )を排除基準とし、ターゲットとする10%程度(103)に絞り込む。さらに、103個に絞り込まれた優良ファクターが14のカテゴリー(四角で取り囲んだクラスター)に分類される<sup>8</sup>。中には単独ファクターで1クラスターを形成するものがあるが、クラスターは大多数のケースで複数個(平均7個)の優良ファクターからなる。それぞれのクラスターは経路を辿ることによって、どの基本ファクターを中核としてクラスターが形成されているかはある程度把握可能である。

<図表2はここに入る>

カテゴリー分類の次にくる第1段階ファクター合成では、それぞれのクラスター内のファクター群を $F_i$ として(7)式の最適負荷ベクトルを適用し、新ファクター $v'_{RCV,t} F_i$ を合成する(図表1における第2工程の最終段階)。この合成プロセスは図表3により詳しく示される。合成後の14の新ファクター(○で表されたA1からA14)のRCV値(原点からの直線の傾き)は平均的に見ると大きく改善されている。RCV値があまり改善されない場合であっても、カテゴリー内で合成された新ファクターはクラスターの囲い枠を超えて平均ICを改善(図中右方向に移動)する。次の第2段階合成では、既に合成された14個のカテゴリーファクターの再合成を行う(図表1の第3工程)。

---

<sup>7</sup>ファクターの加工・拡張プロセスの定性的な範疇化や交差手続きの詳細は、特開2017-21448[略称：銘柄スコア計算システム]参照。

<sup>8</sup>ここでは、RCVシステムに実装されている一部定性的要素を組入れたクラスタリング手法が適用される。厳密な統計的クラスタリング手法(例えばK-Meanクラスタ分析)を用いても、クラスター数Kを14前後にするなら、本論文の主要結果は影響を受けない。



図表 3 には第 2 段階ファクター合成から再合成されたファクター点 (aa1) が描かれている。aa1 は RCV 値において 0.7 を上回り、また、第 1 段階合成後の 14 の合成ファクターの RCV 値をほとんどの場合上回っている。aa1 で表された再合成ファクターは、その平均 IC だけを取ってみても 0.08 を上回り、どのカテゴリー合成ファクターの平均 IC よりも高くなる。

<図表 3 はここに入る>

図表 3 では、第 3 段階ファクター合成 (図表 A1 の第 3 工程) の結果もトレースできる。第 2 段階合成結果である aa1、及びその 3 種類の過去期間内の増減 (aa1 の 20 日、40 日、140 日前との差) を  $F_t$  に取り、線形標準化後 (7) 式の最適負荷を適用して合成した最終合成ファクター  $\mathbf{v}'_{RCV,t} \hat{F}_t$  は図中●印で示されている。第 3 段階 (最終) 合成においては RCV を犠牲にすることなく、さらに平均 IC が大きく上昇していることが分かる。この段階で RCV を最大限改善させた最終スコア値、すなわち  $\mathbf{v}'_{RCV,t} \hat{F}_t$  がサンプル内の全銘柄に対して算出されることになる。

インサンプル推定した負荷ベクトルをアウトオブサンプルでポートフォリオ選択に適用する。学術論文では  $\mathbf{v}_{RCV}$  をアウトオブサンプルを通して月次で 5 年程度のインサンプル推定期間をずらしながら逐次更新するが、次節 III でのパフォーマンス検証では図表 2 および 3 で 10 年程度の期間でインサンプル推定した負荷ベクトルはアウトオブサンプルでも長期固定し、ファクターのみを更新する。どちらの手法を採用しても検証結果はほとんど変わらない<sup>9</sup>。

### III RCV スコア方式での運用成果の検証

#### III.1 データおよび検証手法

まず、RCV 方式での運用結果を国内上場全株式銘柄を対象にアウトオブサンプルで検証する。日次及び月次データ (リターン、基本属性ファクター及び FF3 ファクター) は、(株)

---

<sup>9</sup>インサンプル推定期間をずらしながら負荷ベクトル逐次更新する手法でのパフォーマンス検証結果の提供は可能(請求に関しては<後記>参照)。

金融データソリューションズ(FDS)から提供された。RCV システムのモデルパラメータ(ファクター合成負荷  $\mathbf{v}_{RCV}$ ) のインサンプルでの推定とその RCV 改善効果は前節で議論した通りである。使用するファクターは、look-ahead bias を避けるべく、厳密に当該 9 営業日インターバル初日の 1 営業日前に測定されたものを月次で使用する。アウトオブサンプルでのファクター値の更新と構築ポートフォリオのリバランスはそれぞれ前月末の 1 営業日前と前月末(当月初)に、1 日分のラグを取って行う。リバランス時の更新最終スコア値に基づき全銘柄のランキングと 10 分位ランクポートフォリオあるいはスマートベータファンドへの配分と配分ウェイトを決定する。

全上場全銘柄をサンプルにした分位ポートフォリオのパフォーマンス検証においては、10 分位昇順ランクポートフォリオのうち第 10 分位(High)のリターンから第 1 分位(Low)のリターンを引いたスプレッドによってリスク調整前の運用結果をまず評価する。その後、スプレッドリターンは月次 FF3 ファクターでリスク調整された超過リターン(アルファ)として運用の最終評価に供される。分位ポートフォリオ構築上の加重方式としては、i) アクティブウェイト、ii) 等ウェイト、そして iii) 時価ウェイトの 3 種類を用いる。アクティブウェイト方式では、(8)式から得られる元スコア(Score)値の最小値がゼロになるように全体の分布を正方向に水平移動したものを Score+ と定義し、Score でランクした 10 分位ポートフォリオ間で Score+ の合計を等しくする制約の下で、それぞれの分位ポートフォリオ内の銘柄の組入れウェイトを Score+ に比例させる。この場合、ハイ(ロー)スコア分位のポートフォリオはよりハイ(ロー)スコア銘柄に集中しながらも、正規分布が想定する分布の密度に対応する銘柄数と分散効果は維持可能である。スプレッドリターンにはよりアクティブな性質が期待される。次の等ウェイト方式では、Score でランクした 10 分位ポートフォリオ間では組入れ銘柄数、そして分位ポートフォリオ内では組入れ銘柄ウェイトを等しくすると同時に、分位内では組入れ銘柄のウェイトで時価総額に比例させる。等ウェイト及び時価ウェイト方式において等銘柄数配分において端数が出た場合には最小分位から順に一銘柄ずつ配分する。月初に上場していたが保有期間末までに上場廃止になった銘柄は、上場廃止日からは日次ベースで同一ポートフォリオの残りの保有銘柄に再投資したリターンに一致させて保有期間リターンを算出しサバイバーシップバイアスを調整する。

2 番目の検証では、流動性の確保された東証 500 インデックス構成銘柄をサンプルとし、Score+ に比例させた加重方式で 500 銘柄のポートフォリオを月次リバランスし、そのパフォーマンスをベンチマーク指数との相対で評価する。アウトオブサンプルでの標本として対象銘柄を上場全銘柄とした場合と東証 500 銘柄だけにした場合のそれぞれについて検証を行う。特定インデックス内での Score+ に比例させる全ポジティブウェイトでの運用は、

パッシブにアクティブ要素を加えたいいわゆるスマートベータ運用戦略であり、検証では RCV 方式この運用戦略への可能性を試す<sup>10</sup>。

### III.2 RCV 運用のスプレッドリターン

図表 4 には、アクティブウェイト、時価ウェイト、等ウェイト毎に 2009 年 2 月から 2018 年 7 月までのアウトオブサンプル(N=114 ヶ月)での RCV 方式でのスコアに基づく 10 分位月次パフォーマンスを FF3 ファクターモデルでリスク調整前と後に分けて相互比較する。ここでいう RCV 方式とは 3 段階ファクター合成を全て RCV 最大化のみで行い、最終スコアをポートフォリオ選択に供するという意味である<sup>11</sup>。パネル A は、アクティブウェイト方式による月次運用結果を表す。この方式でのリスク調整後の月次超過リターン 4.05% ( $t=7.52$ ) は統計的に非常に有意で、リスク調整後リターンとしては特筆すべきものである<sup>12</sup>。この運用方式の最大の特徴はリスク調整の有無にかかわらずスコアの上昇と共にポートフォリオのパフォーマンスは非常にパワフルに単調増加する点である。RCV アクティブウェイト方式での実現アルファはリスク調整前スプレッドリターンをわずかながら上回るので、この方式に基づくスコアはほぼそのままアルファに予測に結びついている。この結果のもう 1 つの解釈は、RCV アクティブウェイト(ロング-ショートスプレッド)ポートフォリオリターンは線形ベンチマークモデル (FF3 ファクターモデルなど)ではほとんどリスク調整できないことである。

<図表 4 はここに入る>

パネル B は時価ウェイト方式による 10 分位ポートフォリオの月次パフォーマンスを記述する。RCV 時価ウェイトでのリスク調整後のスプレッドアルファは月次で 0.78% ( $t=1.89$ )であるが、これは統計的に有意であるとはいえない。このアルファはその規模においてアクティブウェイトの場合の 5 分の 1 以下である。この加重方式の運用では、低分位から高分位ポートフォリオに移行してもリターンはそれほど単調増加のパターン示さず、アルファ増加のペースもあまり上がらない。

---

<sup>10</sup>この運用は一般に時価総額ウェイト指数に対し、明確なルールに基づきウェイトのみを変更してパフォーマンス向上を目指すスマートベータファンド (アクティブとパッシブの間) に近い (Morningstar 2017)。ロングオンリーだけでなく、130/30 などのネットロングにするとスマートベータ運用におけるアクティブ要素がさらに増加する (Hasanhodzic, Lo and Patel 2009 および Braun 2018 参照)。

<sup>11</sup> 次節では、RCV 一貫方式に加え、ファクター合成を前段(第 1 および第 2 段階)と後段(第 3 段階)に分けて、RCV 最大化と IR 最大化を組み合わせた場合の方式との運用成果の比較を行う。

<sup>12</sup> この月次アルファ 4.05% ( $t=7.52$ ) をもたらすアクティブ加重ロング-ショートポートフォリオ運用の詳細は請求に応じて開示する。

パネル C は等ウェイト方式による 10 分位ポートフォリオの月次パフォーマンスを記述する。リスク調整後の月次スプレッドアルファ 2.03% ( $t=6.71$ )は、統計的あるいは経済的にみて非常に有意である。ただし、その大きさはアクティブウェイト方式の場合の2分の1程度である。興味深いことに、この月次スプレッドアルファはリスク調整前のスプレッドリターンを 0.30% 程上回り、リスク調整はスプレッドにかなりの正の影響を及ぼしている。全 10 分位を通してスプレッドリターンはスコアに沿って単調増加する。ただし、その増加ペースはアクティブウェイトの場合より緩慢である。

図表 5 には、アクティブウェイト、時価ウェイト、等ウェイトのそれぞれにおいて RCV 一貫方式と RCV-IR 折衷方式を同じ 2009 年 2 月から 2018 年 7 月までのアウトオブサンプル期間(N=114 ヶ月)に適用し、分位ポートフォリオの月次パフォーマンスを比較する。パネル A には、ファクター合成の前半及び後半を一貫して RCV 最大化を行う方式、そしてパネル B には合成前半(第 1 および第 2 段階)で RCV 最大化そして後半(合成第 3 段階)で IR 最大化を取り入れた方式の運用結果を示す。RCV 一貫方式を Score (RCV+RCV)、折衷方式を Score (RCV+IR)と便宜的に表す。

<図表 5 はここに入る>

図表 5 パネル A1 は、RCV 一貫方式においてアクティブウェイトを採用したときの運用結果で、図表 4 のパネル A の超優良パフォーマンスを比較のために再掲したものである。パネル B1 は Score (RCV+IR)方式でアクティブウェイト運用したときのリスク調整後のパフォーマンスを示す。月次スプレッドアルファ 3.37% ( $t=6.19$ ) は、統計的にも経済的にも非常に有意であるが、RCV 一貫方式のものと比較すると明らかに低い。パネル A2 は、図表 4 パネル B で既に見てきたあまり有意でなかった RCV 一貫方式で時価ウェイト運用したときのリスク調整後パフォーマンスである。パネル B2 の Score(RCV+IR)方式で運用では、月次スプレッドアルファ 1.09% ( $t=2.60$ )は 1%水準で有意となる。パネル A3 は、図表 4 パネル C で既に見てきた非常に有意であった RCV 一貫方式での等ウェイト運用のリスク調整後のパフォーマンスを再掲するものである。パネル B3 は Score(RCV+IR)方式での等ウェイト運用結果を表す。スプレッドアルファは 1.32%( $t=3.75$ )で統計的依然有意である。また、対応する時価ウェイトのアルファを 1%以上(2.03% - 0.75%)上回る。

図表 6 の棒グラフでは、図表 5 で見てきた Score(RCV+RCV)および Score(RCV+IR)の他に、Score(IR+RCV)および Score(IR+IR)の異なった最適化の組み合わせによる運用結果をアルファとその有意性で比較する。ここでも RCV 方式で一貫した Score(RCV+RCV)の相対的優位が確認される。ただし、時価ウェイト運用だけが例外的に合成の後半に IR 最大化を行う折衷方式の方がアルファは高く、1%水準で有意になる。いずれにせよ、ファク

ター数が多い合成の前半（つまり第1および2段階合成時）に RCV 最大化手法を採用することが最終的に高いアルファの実現につながる事が分かる。

<図表 6 はここに入る>

### III.3 東証 500 インデックスへの応用

ここでは、Score(RCV+RCV) 方式に基づく東証 500 インデックス採用銘柄からなるアクティブウェイトポートフォリオのアウトオブサンプル期間（2009年1月末～2018年7月末）の運用成果を図表7で報告する。月次リバランスでアクティブウェイトポートフォリオは運用されるが、構成銘柄はターゲットインデックスと同じである。月次リバランスポートフォリオのリターンは日次ベースで観測され、必要に応じて全期間累積あるいは年次換算でベンチマーク指数との比較に供される。図表7には月末営業日に3通りの方法で Score+値を算出し翌月運用のポートフォリオ構築に適用する手法（①、②そして③）、月末営業日に1営業日前の数値を用い look-ahead bias の回避を厳格にした3通りの手法（④、⑤そして⑥）の計6通りの結果をまず示す。①と④は、アウトオブサンプルにおいて全上場銘柄をサンプルとし上述のアクティブウェイト方式が前提とする元スコア変換手法で Score+を算出する。②と⑤は全上場銘柄をサンプルとしているが、元スコア値を逆正接(arctangent)関数で変換して有限値内（具体的には $-\pi/2$ と $\pi/2$ の値域内）に収めることにより、極値を抑えた後に同様の手法で Score+を算出する。③と⑥は全上場銘柄ではなく東証 500 指数採用銘柄をサンプルとし、（逆正接関数を適用せずに）Score+を算出する。両者間でアクティブウェイトに若干のずれが生じる。最下段に東証 500 採用銘柄をサンプルとした上で月末営業日に1営業日前の元スコア値に対し、順位標準化(⑦)または標準正規分布の累積密度関数を適用(⑧)した後の Score+でアクティブウェイトを決定する2ケースのパフォーマンスが記述される。⑦は正規分布化、⑧は逆正接関数とは異なる有限化での異常値制御を目的としている。図表7にはこのように合計8通りの RCV アクティブ運用方式の結果が示されている。

<図表 7 はここに入る>

まず保守性の観点で標準的運用に最も近いと考えられる④と⑥からパフォーマンスを見ていく。④に従うポートフォリオ運用では全期間(9年7ヵ月)で 84.1% (= 245.4% - 161.3%)、⑥の運用では 82.8% (= 244.1% - 161.3%)ベンチマークインデックスを上回る。日次ベースで算出した対ベンチマーク超過リターンの平均(図表8の上段小パネル)を年率

換算すると、前者が 3.37% ( $t=2.64$ )、そして後者が 3.32% ( $t=2.53$ ) となり<sup>13</sup>、共に有意にベンチマークを上回る。図表 7 の右から 3 番目の列に記述した情報比(IR)に見られるように、両者間にはリターン（およびリスク）に関するパフォーマンス格差はほとんど見られない。また、両者共ベンチマークインデックスとの連動性は、ベンチマークを有意に凌駕しながらも、ベンチマークとの日次相関（相関係数 $\rho=0.986$  および  $0.985$ ）は非常に高い。

<図表 8 はここに入る>

その一方で、④と⑥間には年当り平均回転率において顕著な差異が見られる（図表 7 最右列）。両者は同じインデックスをベンチマークにするが、全上場銘柄で Score+を計算する④の年当り回転率 42.46%は、東証 500 採用銘柄の中だけで Score+を計算する⑥の年当り回転率 98.13%の半分以下である。前者は後者に比べ取引コストを大きく抑制することができる。東証 500 指数の維持には定期・不定期採用銘柄入れ替えなどから派生するリバランスで年平均 1.5%程度の回転率が発生するので、④での月次リバランス運用は取引コスト調整後年当り 2.96%になり取引コストに対して調整してもベンチマークパフォーマンスを大きく上回る<sup>14</sup>。⑥の取引コスト調整後年当り超過リターンも 2.54%となる。両者ともベンチマークとの相関が 98%以上ある点を加味すると、RCV 運用は純粋なアクティブ運用だけでなく、アクティブとパッシブの両方を追求するロングオンリー(スマートベータ)運用にも非常に適しているといえる。

図表 7 の上段と中段の 3 種類の運用結果はパラレルになっている。上段の結果は、元スコア及び Score+が前月末日（月初）リバランスにその日の情報が適用されるので、Score+算出とリバランスに一日ラグのある中段の結果よりもパフォーマンスが予想通り幾分よくなる。また、arctangent（アークタンゼント）で事前処理を行った Score+比例加重ポートフォリオを構築する場合（②と⑤）には、それを行わない場合と比べパフォーマンスに多少の向上が見取れる。同図表下段では、さらに積極的なウェイトでの運用を目指した場合の結果（⑦と⑧）を記述する。⑦では順位標準化、そして⑧では標準正規分布の累積密度関数を元スコアに適用するが、このような人為的なプロセスを含むポートフォリオの

---

<sup>13</sup> 日次ベースでの年換算（年当り 250 営業日と仮定）した RCV 方式ポートフォリオとインデックリターン格差は④では  $14.23\% - 10.86\% = 3.37\%$ 、⑥では  $14.18\% - 10.86\% = 3.32\%$ となる。

<sup>14</sup>流動性の高い S&P500 インデックスの構成銘柄をサンプルにしたスマートベータ運用のバックテストにおいて、Hasanhodzic, Lo and Patel (2009)は片道で 0.25%(往復で 0.50%)の手数料を妥当水準としている。仮に、往復手数料として 1%を④に保守的に適用すると、東証 500 インデックス自体にも年当り 1.43% (FDS が算出した 2009~2018 年の平均) と推計されるので、その手数料調整後のリターンは、 $0.41\% (= 1\% \times (0.424 - 0.014))$  程減少し、年当り  $2.96\% (= 3.37\% - 0.41\%)$ となる。

ウェイト調整は回転率を上昇させるだけでパフォーマンスにはむしろ悪影響を及ぼすことが分かる。

#### IV. 結び

RCV方式は、属性ファクターの拡張と絞込をファクター合成に組織的に組み込んでいる<sup>15</sup>。その過程でICの分散共分散行列処理の簡略化をアルファ予測情報の再生産で補完し、最終スコアにおけるアルファ予測性能の飛躍的向上を図る。RCV方式では、最大限に線形・非線形拡張したファクターからRCV（逆変動係数）基準に基づき優良ファクター・カテゴリへの絞り込み、カテゴリ内およびカテゴリ間ファクター合成という中間段階を経て最終ファクターをアルファ予測スコアとして統合する。全合成過程を通してこのRCV基準が重層的に効力を発揮する点がまずインサンプルで示された。つまり、RCV方式による合成の最終段階ではよりアルファ予測精度の高い事前スコアを推計することができる。この最終スコアを通して運用スタイルや目標に従ってポートフォリオの構築と継続的リバランスが可能となる。このことを実際にサービス提供しているFDSの現行運用システムに沿ってアアウトオブサンプルでの運用ポートフォリオを再現し、RCV方式での運用パフォーマンスの評価を実証的に行った。

月次RCV運用をアウトオブサンプル（2009年1月末～2018年7月末）で評価した分位ポートフォリオの（H-L）スプレッドアルファはどのポートフォリオ加重方式においても統計的（あるいは経済的）に有意となる。特にそのアクティブ加重運用では月次アルファは4.05%であり、再現可能性が担保されたポートフォリオ戦略としては特筆されるべきものである。さらに、流動性の確保された東証500インデックス銘柄を対象としたロングオンリー月次リバランスRCVスマートベータ運用は、保守的な情報利用環境を仮定して推計しても年当たり3.37% ( $t=2.64$ ) の対ベンチマーク超過リターンを実現する。このパフォーマンスはベンチマークと非常に高い相関を維持し、かつ年当たり40%程度の回転率で実現可能となる。往復取引コストを1%と仮定しても年当たり2.96%の有意な正の対ベンチマーク超過リターンを実現する。これらの結果はデータで再現可能である。ただし、留めおくべきは、日本市場のマーケットクラッシュ、米国市場のモーメントムクラッシュ（Daniel and Moskowitz 2016）のようなプレミアム（あるいは分位スプレッド）の大反転がRCV合成スコアには絶対起こらないとは誰にも言えない。その一方で、本稿のRCV運用での驚異的リスク調整後リターンがインサンプルとアウトオブサンプルを合わせて20年程度のラッキー期間を通してであったからに違いないと、誰も言い切れない。半世紀程度の長期での評価は今後の課題である。

---

<sup>15</sup> RCV方式がどの程度実ファンドの運用に採用されているかは不明である。RCV運用のいくつかのバリエーションはバックテストなどのサービス提供がFDS(特許保有者)によって行われている。





### <参考文献>

- 箱田啓一, 1996. 符節－1 リターンモデル (p. 110－111), 箱田啓一・鈴木大介「日本市場における先物と現物の手数料とは－現物買いか？先物買か？」JAFFEE 冬季大会予稿集, 99-118. Braun, P.A. [2018] “Smart Beta Exchange-Traded Funds and Factor Investing,” KE1068, Northwestern Kellogg School of Management, Kellogg Case Publishing.
- Daniel, K. and T. Moskowitz [2016] “Momentum Crash,” *Journal of Financial Economics* 122, 221-247.
- Fama, E.F. and K.R. French [1993] “Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds,” *Journal of Financial Economics* 33, 3-56.
- Fama, E.F. and K.R. French [2018] “Choosing Factors,” *Journal of Financial Economics* 128, 234-252.
- Harvey, C.R. and Y. Liu [2018] “Lucky Factors,” SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2528780>.
- Hasanhodzic, A., A. W. Lo and P.J. Patel, [2009] “The Credit Suisse 130/30 Index: A Summary and Performance Comparison,” Credit Suisse.
- Morningstar [2017] “A Global Guide to Strategic-Beta Exchange-Traded Products,” Morningstar.
- Qian, E.E., R.H. Hua and E.H. Sorensen [2007] *Quantitative Equity Portfolio Management: Modern Techniques and Applications*, Chapman & Hall/CRC, Taylor & Francis Group.
- Rosenberg, B. and W. McKibben [1973] “The Predictable of Systematic and Specific Risk in Common Stocks,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 8, 317-333.
- Stambaugh, R. F. and Y. Yuan [2017] “Mispricing Factors,” *Review of Financial Studies* 30 (4), 1270-1315.

### <後記>

本研究は(株)金融データソリューションズ(FDS)が提供する RCV システム運用の主要結果をアカデミクスの立場から検証する目的で行ったものです。使用インプットデータと主たる計算のプログラムコードは FDS から支援を受けていますが、結果の再現性を担保すべくファイナンスアカデミックの観点から厳密に検証を行っています。検証結果から *look-ahead bias* の可能性を排除すべくデータ利用可能開始時点とプログラムの整合性には特に注意を払いました。本論文においてはコントロールな箇所(にわかに信じ難いかもしれないパフォーマンスの記述)があり、そのおののに対しては本論文の脚注で記したようにリクエスト頂ければ再現データをもって対応します。この関連での問い合わせは著者の一人平木多賀人([thiraki@iuj.ac.jp](mailto:thiraki@iuj.ac.jp))までメールでお願いします。一方、RCV 運用システムサービスおよび使用データ・計算処理に関する問い合わせは(株)金融データソリューション ([info@fdsol.co.jp](mailto:info@fdsol.co.jp)) 宛でお願いします。

## Appendix I: 基本リスクファクター (9 個) の概略

©2019 Financial Data Solutions, Inc. All Rights Reserved.

### 1. 規模ファクター

連結売上 : 連結総資産 : 時価総額 = 1:1:1、対数値を使用、時価会計考慮

※ 企業の規模を表す指標で、時価総額、総資産、売上高のバランスを考慮

### 2. 市場感応度ファクター

240 日  $\beta$  : 480 日  $\beta$  : 36 ヶ月  $\beta$  : 48 ヶ月  $\beta$  = 1:1:1:1

### 3. B/P ファクター

連結自己資本/時価総額、時価会計考慮

### 4. E/P ファクター

連結予想 (経常益利回り : 税引益利回り : CF 利回り : EBITDA 利回り) = 1:1:1:1

### 5. 財務健全性比率ファクター

#### 一般事業会社

連結自己資本比率 : 単独総資産剰余金比率 : 単独インデット・カレッジ・レシオ = 1:1:1

時価会計・金庫株考慮

#### 金融 (銀行、証券、保険)

連結自己資本比率 : 単独総資産剰余金比率 : 金融特有サブファクター = 1:1:1

時価会計・金庫株考慮

金融特有サブファクターも考慮

銀行・・・ BIS の自己資本比率 : (債券 5 勘定戻 + 株式 3 勘定戻) / 業務純益 = 1:1

証券・・・ (営業収益 + 金融収益) / 金融費用

損保・・・ ソルベンシーマージン比率

### 6. 米国市場感応度ファクター

SP500  $\beta$  480 日 : NASDAQ  $\beta$  480 日 = 1:1

TOPIX 配当込みリターン含んだ重回帰で  $\beta$  パラメータを推定

### 7. 売買回転率ファクター

20 日出来高回転率 : 120 日出来高回転率 = 1:1

### 8. 変動性ファクター

スペシフィックリターンの 120 日  $\sigma$  : 240 日  $\sigma$  : 720 日  $\sigma$  = 1:1:1

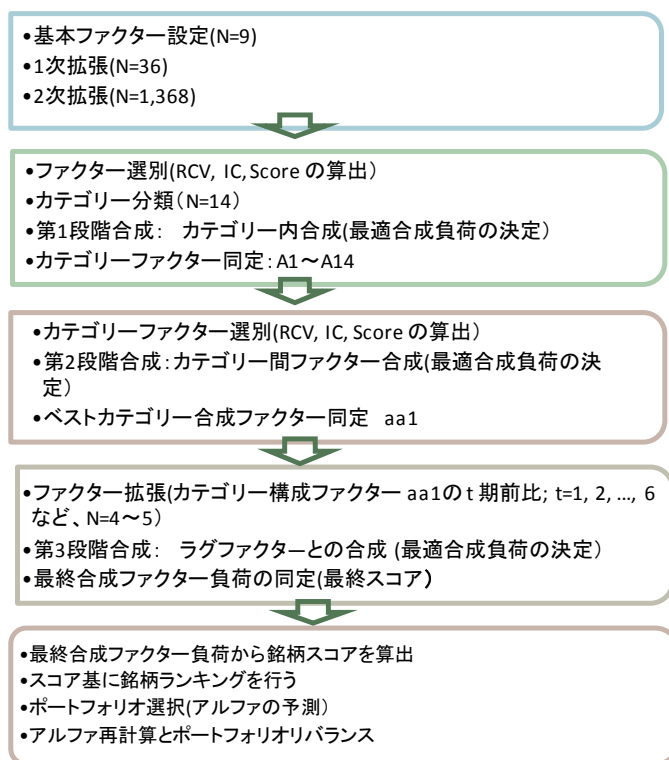
株式の変動の大きさを表す指標で市場感応度ファクターと対比される。

### 9. 長期過去リターンファクター

上記 8 ファクター + 業種ファクターとのクロスセクション相関を排除した日次調整 60 ヶ月リターン

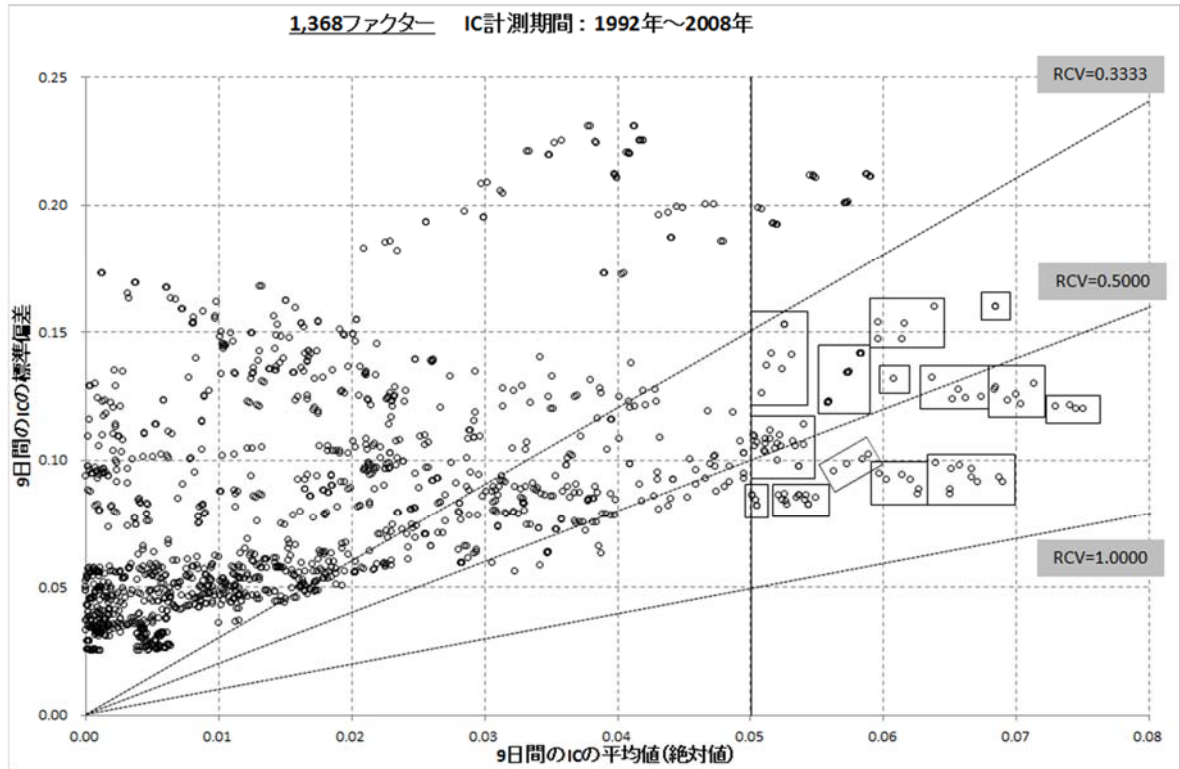
※ 過去5年間の騰落率から他のファクターとの相関を除去。

図表 1. RCV 方式のシステムフロー

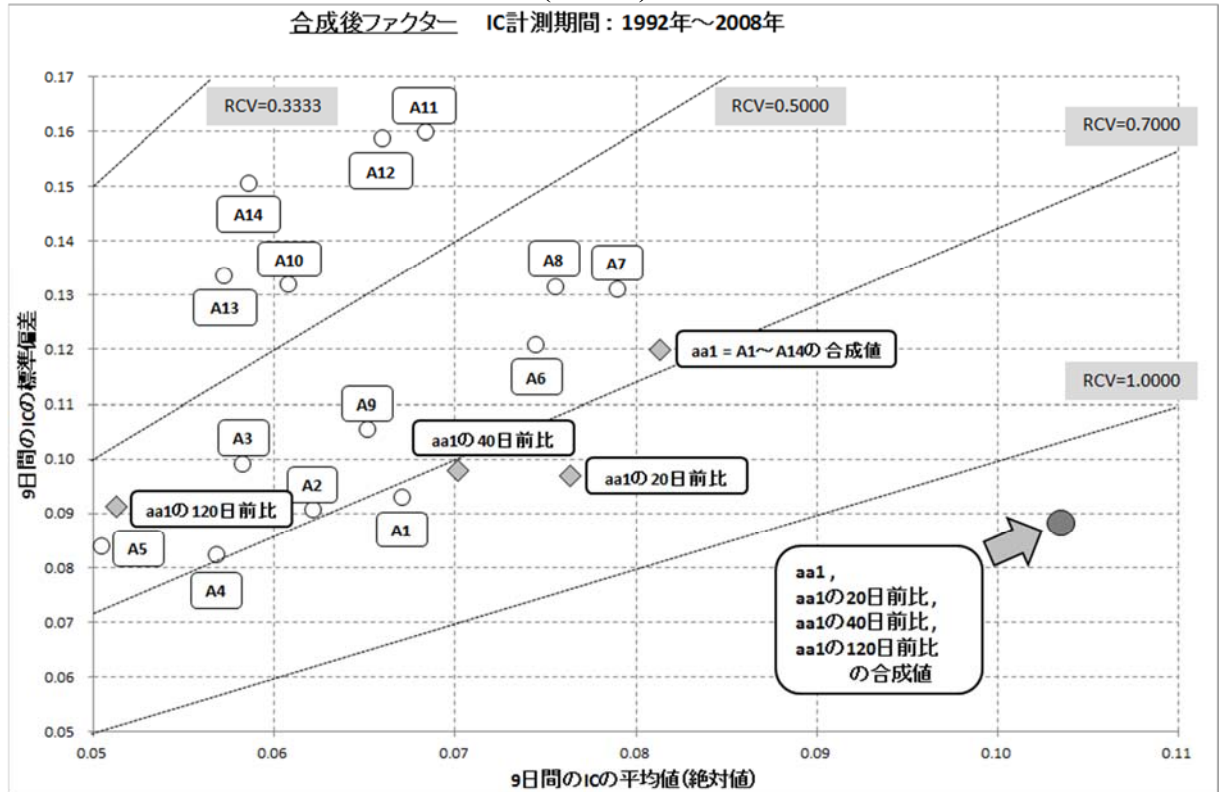


A1~A12 および aa1 は共に図表 3 に第 1 および第 2 段階合成ポイントとして表記  
©2019 Financial Data Solutions, Inc. All Rights Reserved.

図表 2. ファクターの9日間のIC 平均値(絶対値)と標準偏差：詳細図



図表 3. ファクターの9日間のIC 平均値(絶対値)と標準偏差：合成後拡大図



図表 4. Fama-French 3 ファクターモデルによる RCV 運用による月次リターンの評価:  
2009.02 ~ 2018.07

	score_10 - score_1	score_1 (最小)	score_2	score_3	score_4	score_5	score_6	score_7	score_8	score_9	score_10 (最大)
<b>A. アクティブ加重</b>											
平均リターン (%)	3.915 (7.58**)	-0.424 (-0.56)	1.035 (1.61)	1.432 (2.45*)	1.548 (3.01**)	1.576 (3.58**)	1.689 (4.29**)	1.941 (4.77**)	2.098 (4.86**)	2.510 (4.94**)	3.491 (5.65**)
COEF_INTERCEPT (アルファ %)	4.049 (7.52**)	-2.289 (-4.12**)	-0.725 (-1.92)	-0.269 (-1.02)	0.034 (0.15)	0.272 (1.87)	0.530 (6.05**)	0.750 (7.03**)	0.859 (5.73**)	1.086 (4.99**)	1.759 (5.56**)
COEF_MKT	-0.057 (-0.46)	1.341 (10.52**)	1.297 (15.02**)	1.291 (21.35**)	1.165 (23.59**)	1.011 (30.31**)	0.898 (44.69**)	0.918 (37.53**)	0.950 (27.66**)	1.094 (21.92**)	1.284 (17.68**)
COEF_SMB	-0.193 (-0.81)	1.346 (5.50**)	1.194 (7.20**)	1.072 (9.23**)	0.920 (9.69**)	0.772 (12.04**)	0.682 (17.66**)	0.715 (15.22**)	0.753 (11.41**)	0.863 (9.00**)	1.154 (8.27**)
COEF_HML	0.453 (2.03*)	-0.254 (-1.10)	0.007 (0.04)	0.000 (-0.00)	-0.069 (-0.76)	0.059 (0.97)	0.205 (5.65**)	0.226 (5.10**)	0.232 (3.73**)	0.225 (2.49*)	0.199 (1.51)
<b>B. 時価加重</b>											
平均リターン (%)	0.562 (1.42)	0.812 (1.41)	0.768 (1.67)	0.843 (1.92)	1.006 (2.27*)	1.110 (2.60**)	0.994 (2.24*)	1.217 (2.79**)	1.053 (2.17*)	1.158 (2.39*)	1.374 (2.40*)
COEF_INTERCEPT (アルファ %)	0.778 (1.89)	-0.541 (-1.86)	-0.273 (-1.27)	-0.082 (-0.42)	0.045 (0.31)	0.151 (1.38)	0.055 (0.46)	0.226 (1.75)	0.048 (0.30)	0.190 (1.05)	0.236 (1.00)
COEF_MKT	-0.056 (-0.59)	1.208 (18.14**)	0.992 (20.17**)	0.939 (21.04**)	1.000 (31.19**)	0.978 (39.18**)	0.976 (36.27**)	0.969 (32.75**)	1.049 (29.30**)	1.006 (24.34**)	1.152 (21.42**)
COEF_SMB	-0.381 (-2.10*)	0.448 (3.50**)	0.210 (2.22*)	0.058 (0.68)	0.009 (0.14)	0.048 (1.00)	0.005 (0.10)	0.140 (2.47*)	-0.004 (-0.05)	0.003 (0.03)	0.067 (0.64)
COEF_HML	0.183 (1.07)	0.076 (0.630)	-0.075 (-0.83)	-0.095 (-1.18)	-0.158 (-2.73**)	-0.118 (-2.61**)	0.019 (0.38)	0.056 (1.04)	0.027 (0.41)	0.128 (1.71)	0.259 (2.65**)
<b>C. 等加重</b>											
平均リターン (%)	1.785 (5.85**)	0.983 (1.62)	1.522 (3.00**)	1.576 (3.51**)	1.533 (3.64**)	1.544 (3.89**)	1.578 (4.12**)	1.687 (4.30**)	1.816 (4.58**)	2.021 (4.80**)	2.768 (5.39**)
COEF_INTERCEPT (アルファ %)	2.082 (6.71**)	-0.784 (-2.61**)	0.028 (0.13)	0.257 (1.60)	0.271 (2.31*)	0.365 (3.76**)	0.465 (5.06**)	0.527 (5.77**)	0.643 (6.43**)	0.793 (6.23**)	1.298 (6.33**)
COEF_MKT	-0.189 (-2.65**)	1.309 (19.05**)	1.147 (23.51**)	1.022 (27.71**)	0.976 (36.31**)	0.927 (41.67**)	0.877 (41.78**)	0.887 (42.30**)	0.897 (39.12**)	0.938 (32.15**)	1.120 (23.83**)
COEF_SMB	-0.273 (-1.99*)	1.183 (8.96**)	0.913 (9.74**)	0.782 (11.04**)	0.752 (14.5**)	0.670 (15.67**)	0.627 (15.57**)	0.711 (17.66**)	0.718 (16.30**)	0.754 (13.44**)	0.910 (10.08**)
COEF_HML	0.251 (1.95)	-0.025 (-0.20)	-0.051 (-0.57)	0.056 (0.83)	0.088 (1.81)	0.097 (2.40*)	0.173 (4.57**)	0.242 (6.37**)	0.214 (5.16**)	0.242 (4.58**)	0.226 (2.66**)

推定値のt値は( )内に記載

\*\*1%水準で有意

\*5%水準で有意

図表 5. Fama-French 3 ファクターモデルによる月次リターンの回帰結果： 2009.02～2018.07, N=114

A. Score (RCV+RCV)				B. Score (RCV+IR)				
	score_10	score_1	score_1 (最小)	score_10 (最大)		score_10	score_1 (最小)	score_10 (最大)
<b>A1. アクティブ加重</b>					<b>B1. アクティブ加重</b>			
平均リターン (%)	3.92	-0.42		3.49	平均リターン (%)	3.09	0.06	3.15
(t値)	(7.58**)	(-0.56)		(5.65**)	(t値)	(5.86**)	(0.08)	(5.56**)
SR (シャープ比)	2.89	n.a		2.05	SR (シャープ比)	2.10	n.a	1.98
COEF_INTERCEPT	4.05	-2.29		1.76	COEF_INTERCEPT	3.37	-1.91	1.51
(t値)	(7.52**)	(-4.12**)		(5.56**)	(t値)	(6.19**)	(-3.52**)	(5.36**)
COEF_MKT	-0.06	1.34		1.28	COEF_MKT	-0.21	1.38	1.17
(t値)	(-0.46)	(10.52**)		(17.68**)	(t値)	(-1.65)	(11.09**)	(18.11**)
COEF_SMB	-0.19	1.35		1.15	COEF_SMB	-0.33	1.39	1.06
(t値)	(-0.81)	(5.50**)		(8.27**)	(t値)	(-1.37)	(5.82**)	(8.54**)
COEF_HML	0.45	-0.25		0.20	COEF_HML	0.48	-0.23	0.25
(t値)	(2.03*)	(-1.10)		(1.51)	(t値)	(2.11)	(-1.01)	(2.13)
<b>A2. 時価加重</b>					<b>B2. 時価加重</b>			
平均リターン (%)	0.56	0.81		1.37	平均リターン (%)	0.63	0.79	1.42
(t値)	(1.42)	(1.41)		(2.40*)	(t値)	(1.45)	(1.33)	(2.58**)
SR (シャープ比)	0.35	0.34		0.69	SR (シャープ比)	0.36	0.30	0.76
COEF_INTERCEPT	0.78	-0.54		0.24	COEF_INTERCEPT	1.09	-0.80	0.34
(t値)	(1.89)	(-1.86)		(1.00)	(t値)	(2.60**)	(-2.54**)	(1.47)
COEF_MKT	-0.06	1.21		1.15	COEF_MKT	-0.198	1.278	1.079
(t値)	(-0.59)	(18.14**)		(21.42**)	(t値)	(-2.07*)	(17.56**)	(20.53**)
COEF_SMB	-0.38	0.45		0.07	COEF_SMB	-0.754	0.743	-0.011
(t値)	(-2.10*)	(3.50**)		(0.64)	(t値)	(-4.09**)	(5.31**)	(-0.11)
COEF_HML	0.183	0.076		0.259	COEF_HML	0.340	-0.018	0.323
(t値)	(1.07)	(0.630)		(2.65**)	(t値)	(1.96)	(-0.14)	(3.42**)
<b>A3. 等加重</b>					<b>B3. 等加重</b>			
平均リターン (%)	1.79	0.98		2.77	平均リターン (%)	1.35	1.21	2.56
(t値)	(5.86**)	(1.62)		(5.39**)	(t値)	(3.75**)	(1.86)	(5.33**)
SR (シャープ比)	1.98	0.41		1.88	SR (シャープ比)	1.19	0.49	1.85
COEF_INTERCEPT	2.03	-0.84		1.24	COEF_INTERCEPT	1.78	-0.71	1.12
(t値)	(6.71**)	(-2.61**)		(6.12**)	(t値)	(5.15**)	(-2.05**)	(6.33**)
COEF_MKT	-0.19	1.31		1.12	COEF_MKT	-0.36	1.40	1.04
(t値)	(-2.65**)	(19.07**)		(24.01**)	(t値)	(-4.49**)	(17.57**)	(26.65**)
COEF_SMB	-0.27	1.18		0.91	COEF_SMB	-0.33	1.22	0.90
(t値)	(-2.01*)	(8.97**)		(10.14**)	(t値)	(-2.16)	(8.02**)	(11.51**)
COEF_HML	0.25	-0.03		0.23	COEF_HML	0.46	-0.17	0.30
(t値)	(1.95)	(-0.21)		(2.67*)	(t値)	(3.24**)	(-1.18)	(4.04**)

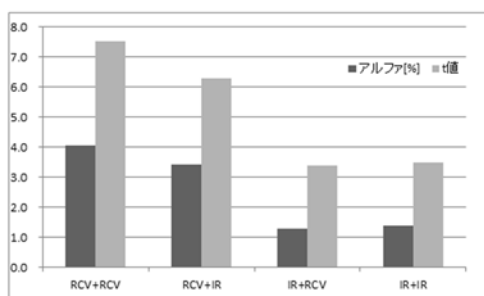
SRが負値の時はn.a.と表示

\*\* 1%水準で有意

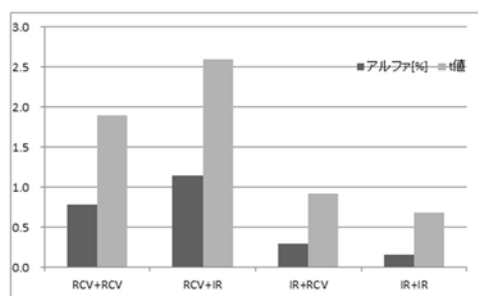
\* 5%水準で有意

図表 6. RCV 運用での月次実現アルファと t 値： 3 加重方式 x 4 合成組合せ： 2009.02 ~ 2018.07

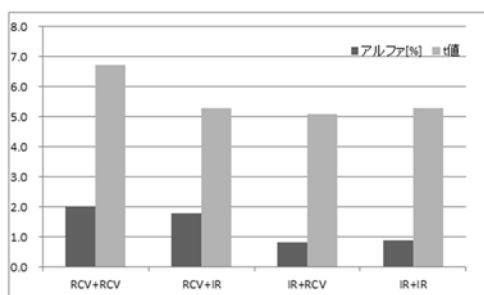
A アクティブ加重



B 時価加重



C 等加重



図表 7. RCV (Score+比例ウェイト) ポートフォリオの対東証 500 パフォーマンス

計測期間 : 2009年1月末 ~ 2018年7月末 (パフォーマンスは日次で計測し、年次に換算)  
 RCV手法 : Score (RCV+RCV) 方式を全てのファクター合成段階で使用  
 リバランス : 毎月月末最終営業日 (月末のScoreを使うケース(A)と、月末1営業日前のScoreを使うケース(B) の2通り)  
 (Score+) : Score+ = Score - Min(Score) ただし、Min(Score)は負値

テスト方式 (8通り)	(Score+) の計算方法 (3通り)	リバランス (2通り)	トータル リターン [%]	ベンチマー クリターン <sup>a</sup> [%]	アクティ ブリターン [%/年]	アクティ ブリスク [%/年]	情報比 (IR)	アクティ ブリター ン (t値)	平均回転 率[%/年] <sup>c</sup>
①	全上場銘柄でScore+を計算	(A)	248.1	161.3	3.467	3.386	1.024	(2.71**)	43.19
② <sup>b</sup>	元のScoreにarctan処理を加えた後で 全上場銘柄でScore+を計算	(A)	257.7	161.3	3.801	3.635	1.046	(2.77**)	143.22
③	東証500採用銘柄の中でScore+を計算	(A)	247.9	161.3	3.458	3.482	0.993	(2.63**)	96.45
④	全上場銘柄でScore+を計算	(B)	245.4	161.3	3.372	3.383	0.997	(2.64**)	42.46
⑤ <sup>b</sup>	元のScoreにarctan処理を加えた後で 全上場銘柄でScore+を計算	(B)	246.3	161.3	3.404	3.636	0.936	(2.48*)	141.83
⑥	東証500採用銘柄の中でScore+を計算	(B)	244.1	161.3	3.324	3.479	0.955	(2.53*)	98.13
⑦	東証500採用銘柄の中でScore+を計算 (Score+の前に順位標準化)	(B)	242.9	161.3	3.284	3.617	0.908	(2.41*)	150.09
⑧	東証500採用銘柄の中でScore+を計算 (Score+に累積密度関数を適用)	(B)	246.6	161.3	3.412	3.768	0.906	(2.40*)	171.37

a 「ベンチマークリターン」は、東証500指数の配当込みリターン(時価総額加重型)

b ②⑤については、アークタンジェント処理後のScore(Excel関数ではatan(score))によって、Scoreは $-\pi/2 \sim +\pi/2$ の間の値に変換

c 月次リバランス時回転率 = (リバランス額) / (ポートフォリオ時価総額)。月次回転率を期間集計後、年率換算し年当り平均回転率を算出

\*\*1%水準、\*5%水準で有意

図表 8. 東証 500 インデックスに対する RCV (Score+比例ウェイト) ポートフォリオ運用  
 ④⑥の累積パフォーマンス : 2009. 02~2018. 07  
 起点 2009. 01. 30=100

④の場合 (1) 東証500 (2) RCV_Score+ Diff. =(2)-(1)			
日次平均	0.049%	0.061%	0.012%
t値	(1.86)	(2.35*)	(2.64**)
⑥の場合 (1) 東証500 (2) RCV_Score+ Diff. =(2)-(1)			
日次平均	0.049%	0.061%	0.012%
t値	(1.86)	(2.34*)	(2.53**)

\*\*1%,5%水準で有意

