

A possible approach to enhancing popular Japan equity market strategies with an emphasis on machine learning solutions

西山 昇

Noboru Nishiyama

Dragons' Desk Ltd. / 千葉商科大学 (会計大学院)

Abstract: We analyze the impact of advanced machine learning methods on the performance and risk characteristics of popular Japan equity strategies over the last 10 years. We then propose a possible approach to enhancing each strategy through advanced risk control and we analyze the results.

Key words: Historical back-testing, Machine learning, EM algorithm, GARCH process, Optimization

1. はじめに

ここ数年、預金から投資への関心の高まりもあり、投資信託、ETF市場が活況を呈している。その中でも機関投資家に注目されてきたファクター投資（スマートベータ）と呼ばれるポートフォリオ運用戦略がある。

近年 GPIF（年金積立金管理運用独立行政法人）に採用され、ファクター投資（スマートベータ）型のETF（Exchange-Traded Fund: 上場投資信託）が数多く開発されてきた。

ファクター投資（スマートベータ）とは、市場の変動を説明するシステムティックファクターにポートフォリオを連動させる運用手法である。

パッシブ型運用におけるベンチマークに多様性を持たせたところに特徴がある。さらに人間の意思決定に影響を受けないクオントの最適化手法を活用することで運用手数料の低下にもつながっている。

本研究では、ファクター投資（スマートベータ）において最近ポピュラーとなっている最小分散戦略と複数の代表的な財務指標によるファンダメンタルファクターへの個別ティルト戦略のリスク・パフォーマンス特性をバックテストにより確認している。

今回のバックテストでは、リスクモデルとして GARCH プロセスを統合した EM アルゴリズムによる統計的マルチファクターモデルを使用する。

その特徴は次の3点である。バックテストのリスクモデルには特に (3) が関連する。[1]

(1) 意思決定のための学習アルゴリズム

推定期間が経時的に進行するなかで一定の期間のウィンドウデータが更新される。EM

algorithm は、そのたびに新しい統計的ファクターを自動的に探索する。

(2) 人的なインプットなしのファクター選択

どのファクターになるかについて人的な関与がない。他の手法ではファンダメンタルのクロスセクションデータからファクター構造を人間が解釈する必要がある。EM アルゴリズムではファンダメンタルのクロスセクションデータを属性分析に使うものの、基本的には潜在ファクター構造を明らかにするが、ファクターを決定するのに人的なインプットは求められない。

(3) 意思決定に有効な分散・共分散の予測

ファンドマネージャは近未来の分散・共分散行列の日次更新を受け取る。そしてリスクリターンプロファイルを改善する、あるいは求めるアロケーションをメンテナンスするために、どのようにリバランスするのかを意思決定する。

ファクター投資（スマートベータ）のバックテストの期間は11年1か月（2007年1月1日～2018年2月1日）、月次でのリバランスを実施する。

対象となる代表的な投資戦略は次のとおりである。

(1) 最小分散戦略 (MinVar)

(2) 1株あたりの純資産／調整済み株価（株価純資産倍率 (PBR) の逆数）（以下 B/P）

(3) 1株あたりの配当金額（四半期分を合計）／調整済み株価（配当利回り）（以下 Div/P）

(4) 1株あたりの売上高（四半期分を合計）／調整済み株価（株価売上高倍率の逆数）（以下 Sales/P）

最小分散戦略では、リバランスごとに分散共分散を最小化する最適化を行う。最小分散を基準にポートフォリオを月次で構築する。

分散には EM アルゴリズムを活用した統計的マルチファクターモデルのリスク予測値を採用する。リスク予測値は日次で更新される。

またファクターティルト戦略では、各ファクターを目的関数として最大化する一方、リスクモデルから算出する予測値のひとつであるベータ値を制約条件として使用する。

日本株ポートフォリオとして、TOPIX採用銘柄をユニバースとしたポートフォリオ最適化を実行する。

2. 投資戦略とその組み合わせ

2.1 ファクター投資（スマートベータ）

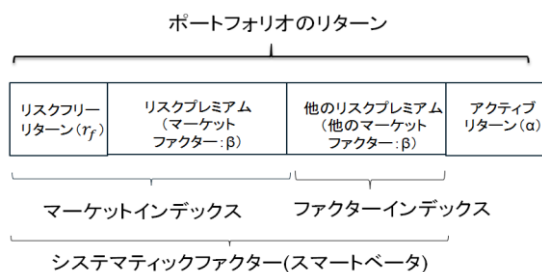
(図 2-1) では、ポートフォリオのリターン表現を分解したイメージを図で示してある。

最小分散の分散とは、ポートフォリオのリターン全体の分散共分散を指す。

またそれを最小にする考え方である。そのことにより、アクティブリターン(α)の最大化とトレードオフになっている。

ファンダメンタルデータを基礎とする、B/P、Div/P、Sales/P は、(図 3-1) のファクターインデックスにあたる部分であり、リターンの源泉として各ファクターを最大化する方向に調整している。

問題は、個別ファクターを最大化しているとしても、それが純粋に B/P ファクターにのみにティルトがかかっているのか、マーケットインデックスの影響を受けずに、純粋にアルファ効果を抽出しているのかの判断がむづかしい。そこにリスクモデルを考慮する効果が生じることになる。



(図 2-1) ファクター投資（スマートベータ）の概念図[2]

2.2 統計的マルチファクターモデル

リスク予測値（分散共分散、ベータ）を計算する

モデルとして APT 型の統計的ファクターモデルを適用する。[3]

R : return, F : risk factors, β : sensitivity

$$R = \tilde{\beta}_1 F_1 + \tilde{\beta}_2 F_2 + \tilde{\beta}_3 F_3 + \dots + \alpha + \varepsilon$$

(式 2-1) 統計的マルチファクターモデルのリターン表現

Σ : variance-covariance(分散・共分散)

$$\Sigma = \tilde{\beta}_1 \tilde{\beta}_1' \sigma_1^2 + \tilde{\beta}_2 \tilde{\beta}_2' \sigma_2^2 + \tilde{\beta}_3 \tilde{\beta}_3' \sigma_3^2 + \dots + D_\varepsilon$$

(式 2-2) 統計的マルチファクターモデルのリスク表現

(式 2-2) において、 Σ はトータルリスクとしての分散共分散、右辺第二項 D_ε はアンシステムティック（非組織的）リスク、右辺の項全体から D_ε を除いた部分をシステムティック（組織的）リスクと呼ぶ。

よって（トータルリスク）=（システムティックリスク）+（アンシステムティックリスク）と読み替えることができる。

繰り返しになるが、最小分散とは分散共分散 Σ を最小化することで配分比率を決定している。また B/P、Div/P、Sales/P の各ファクターは (式 3-2) には潜在的にしか登場してこないが、統計的ファクターによりファンダメンタルファクターへのリスク配分を調整する。

2.3 最小分散戦略(MinVar)

バックテストの最適化条件は次のとおりである。

目的関数：各（月次）リバランス時に分散（予測値）最小化（月次リバランス）

バックテスト期間：2007年1月—2018年2月

ユニバース：TOPIX

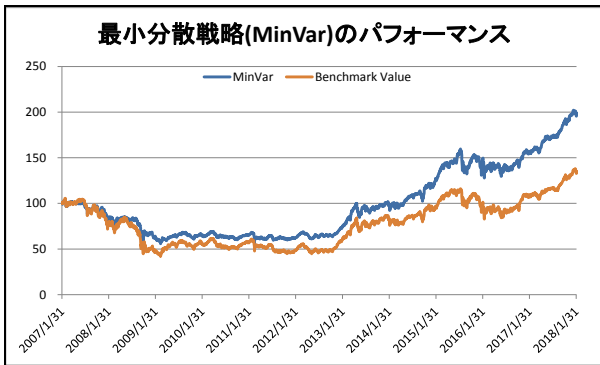
期初ポートフォリオサイズ：10億円

制約条件

- ・最大ターンオーバー：リバランス毎 10%（一方向）
- ・個別銘柄の最大保有サイズ：最小（ポートフォリオの 5%、あるいは、ベンチマークウェイト×5）
- ・セクター制約(TOPIX 33 業種)
- ・フルインベストメント

リスクモデル：EM アプリケーションズ日本モデル

(図 2-2) は、最小分散戦略 (MinVar) とユニバースである TOPIX をベンチマークとしたパフォーマンス推移のグラフである。全期間では、最小分散戦略がベンチマークをアウトパフォーマンスしている。



(図 2-2) 最小分散戦略(MinVar)のパフォーマンス

2.4 ファンダメンタル・ティルト戦略

ファンダメンタルファクターとして採用したのは次の 3 種類である。それぞれデータソース(S & P Capital IQ)における定義(数式)を示す。

- (1) B/P (株価純資産倍率 (PBR) の逆数)
Definition: Ratio of book value to market value of common equity

FORMULA

Data Source: Capital IQ PIT

$$BP_{i,t} = \frac{BVPS_{i,t}}{Close_{i,t}}$$

CloseM : Adjusted Closing Price (Adjusted Closing Price)
BVPS : Book Value Per Share (4020)

- (2) Div/P (配当利回り)
Definition: The ratio of trailing four quarter dividends per share to current stock price.

FORMULA

Data Source: Capital IQ PIT

$$DivP_{i,t} = \frac{\sum_{j=0}^3 DPS_{i,t-j}}{CloseM_{i,t}}$$

CloseM : Adjusted Closing Price (Adjusted Closing Price)
DPS : Dividends Per Share (3058)

- (3) Sales/P(株価売上高倍率の逆数)
Definition: The ratio of trailing four quarter sales to average market value of common equity over the same period.

FORMULA

Data Source: Capital IQ PIT

$$SP_{i,t} = \frac{\sum_{j=0}^3 TRIN_{i,t-j}}{CloseM_{i,t} \times \frac{1}{4} \times \sum_{j=0}^3 WASOF_{i,t-j}}$$

WASOF : RCS Common Shares Outstanding (24192)
TRIN : Sales/Turnover (Met) - Quarterly (293)

目的関数 (各ファンダメンタルファクターティルト)
B/P(株価純資産倍率の逆数)
Div/P (配当利回り)
Sales/P(株価売上高倍率の逆数)
最小分散戦略(MinVar)とは、目的関数と次の制約条

件以外を同一とする。

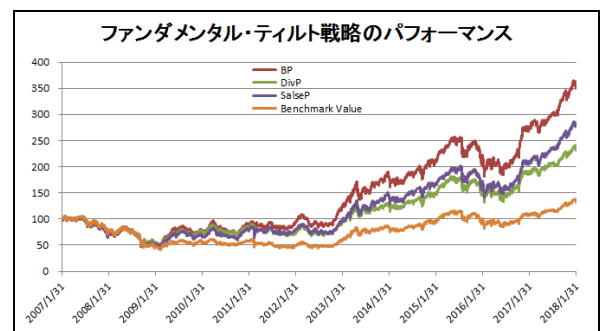
各目的関数の最大化

ベータ = 1

ベータを算出するリスクモデル : EM アプリケーションズ日本モデル

(図 2-3)は、ファンダメンタルの B/P(株価純資産倍率の逆数)、Div/P (配当利回り)、Sales/P(株価売上高倍率の逆数)と、ユニバースである TOPIX をベンチマークとした場合のパフォーマンス推移である。

3ファクターともバックテスト全期間(2007年1月—2018年2月)では、ベンチマークをアウトパフォーマンスしている。同期間を通じてのパフォーマンスの順位は、B/P>Sales/P>Div/P>TOPIX であった。



(図 2-3) ファンダメンタル・ティルト戦略のパフォーマンス

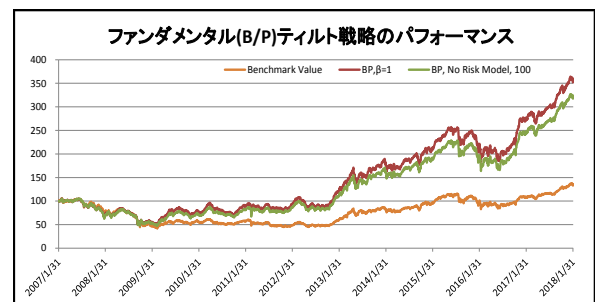
2.5 ティルト戦略とリスクモデル

ファンダメンタル・ティルト戦略のリターンの源泉を確認するのにベータ制約をつけた場合とつけなかった場合のバックテストの比較をおこなう。

ファンダメンタルデータがリターンの源泉であることは確実と考えられるものの、ファンド運用者にとって B/P はリスクファクターでもある。

そのためリスク低減させる機能を維持しつつアルファの源泉としても活用すべきファクターである。

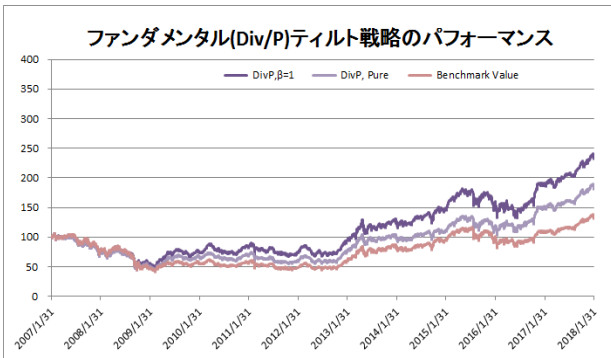
そこで最適化にリスクモデルを使用した場合 ($\beta = 1$) と使用しなかった場合のパフォーマンスの比較を全期間に対して実行する。



(図 2-4) B/P ティルト戦略 (β 制約の有無) のパフォーマンス

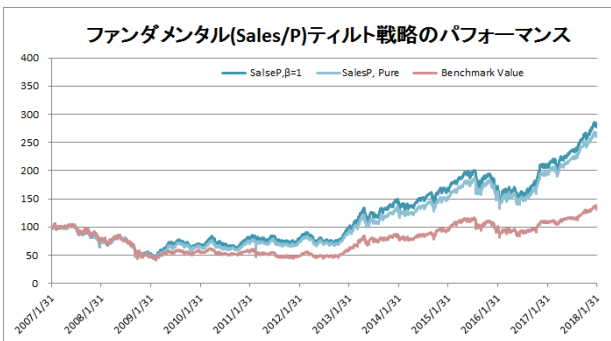
(図 2-4)では、B/P ティルト戦略の $\beta = 1$ の制約ありと制約無し (リスクモデル不使用) のパフォーマンス推移をグラフ化している。

B/P ティルト戦略の制約あり ($\beta = 1$) は、制約なしのパフォーマンスに対してバックテスト全期間を通じて年率ベースで約 3%パフォーマンス優位である。



(図 2-5) Div/P ティルト戦略 (β 制約の有無) のパフォーマンス

同様に(図 2-5)の Div/P ティルト戦略の制約あり ($\beta = 1$) は、制約なしのパフォーマンスに対してバックテスト全期間を通じて年率ベースで約 2.4%パフォーマンス優位である。



(図 2-6) Sales/P ティルト戦略 (β 制約の有無) のパフォーマンス

同様に(図 2-6)の Sales/P ティルト戦略の制約あり ($\beta = 1$) は、制約なしのパフォーマンスに対してバックテスト全期間を通じて年率ベースで約 0.6%パフォーマンス優位である。

リスクモデルを使用して β 制約を設定した方が、数値の大小はあるものの β 制約を設定しなかった Pure (リスクモデル無し) の場合よりアウトパフォーマンスする結果となった。

3. 各戦略のリスク特性

3.1 リスク・パフォーマンス指標

バックテストの結果をまとめると次のようになる。各戦略の中でリスク・パフォーマンス関連指標がもっともすぐれている数値がカラー (黄色) となっている。

たとえば、全期間を通じて Realized Standard Deviation (実現標準偏差) がもっとも低かったのは、18.1 の最小分散戦略 (MinVar) であり、同戦略の最大ドローダウン幅が 46.6%と最小となっている。

一方 TOPIX は、最大ドローダウンが 60.2 とバックテストの中では最大の値となっている。

Realized Tracking Error がもっとも小さい値だったのは、Div/P の 5.9 だった。

またプラスに評価される項目がもっとも多かったのは、ファンダメンタル B/P (株価純資産倍率 (PBR) の逆数) ティルト戦略 ($\beta = 1$ 制約) だった。

	Min Var	B/P, Pure	B/P, $\beta=1$	Div/P, Pure	Div/P, $\beta=1$	Sales/P, Pure	Sales/P, $\beta=1$	TOPIX
AR of Return	6.4	9.3	12.3	5.8	8.1	9.3	9.9	2.8
RStDeviation	18.1	22.4	22.2	21.0	21.7	22.2	22.5	23.4
Sharp Ratio	0.4	0.4	0.6	0.3	0.4	0.4	0.4	0.1
Excess Return	3.7	6.5	9.5	3.0	5.4	6.5	7.1	
RTrError	9.5	7.5	8.6	6.2	5.9	8.3	8.6	
Infor Ratio	0.4	0.9	1.1	0.5	0.9	0.8	0.8	
Total Return	98.9	166.6	258.0	85.5	136.7	165.1	181.8	35.3
Max Drawdown	46.6	55.9	54.0	58.4	54.3	57.9	56.2	60.2

AR of Return: Annual Rate of Return, RStDeviation: Realized Standard Deviation, RTrError: Realized Tracking Error, Infor Ratio: Information Ratio 2007年1月1日~2018年2月1日 (11年1か月)

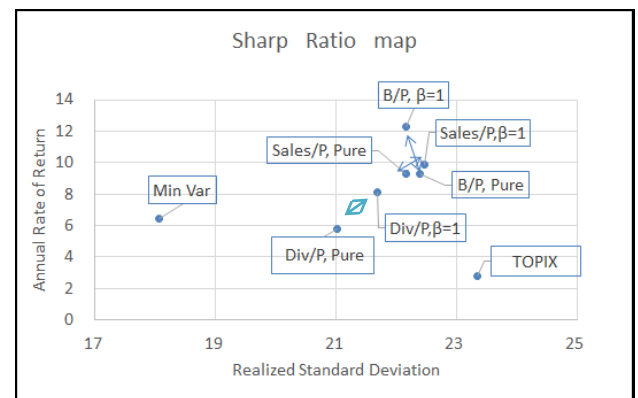
(表 3-1) 各戦略のリスク・パフォーマンス指標の比較

3.2 リスク・リターン特性

リスク・リターン特性をみるのに全期間を通じた個別戦略のシャープレシオ (SR) とインフォメーションレシオ (IR) をグラフにプロットする。

SR=Annual Rate of Return/Realized Standard Deviation

IR=Excess Return/Realized Tracking Error

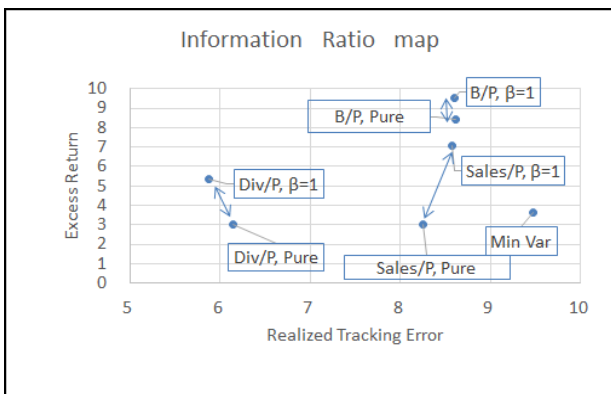


(図 3-1) 各戦略のシャープレシオの分布

シャープレシオが、もっとも高かったのは、ファンダメンタル・ティルト戦略の中の Book To Price(株価純資産倍率の逆数)ティルト & $\beta=1$ の 0.55 だった。次に大きい値は、Sales/P(売上高株価比率)ティルト & $\beta=1$ の 0.44、それに続いて、Book To Price(株価純資産倍率の逆数)ティルトのリスク制約無し (B/P, Pure) が 0.42 となっている。

各ファンダメンタルファクターのリスク制約有り無しに注目するといずれもリスク制約 ($\beta=1$) 有りのシャープレシオ (SR) の方が高い値となっている。

次にインフォメーション・レシオ (IR) の分布を確認する。



(図 3-2) 各戦略のインフォメーションレシオの分布

インフォメーションレシオが、もっとも高かったのは、ファンダメンタル・ティルト戦略の中の Book To Price(株価純資産倍率の逆数)& ($\beta=1$ 制約あり) の 1.10 だった。

それに続くのは、Book To Price(株価純資産倍率の逆数)& ($\beta=1$ 制約有り) の 0.98 である。

Div/P (配当利回り) & ($\beta=1$ 制約有り)、Sales/P(株価売上高倍率) & ($\beta=1$ 制約有り)ファクターは、それぞれ 0.91、0.83 となっている。

こちらもリスク制約有り無しに注目するといずれもリスク制約 ($\beta=1$) 有りのインフォメーションレシオ (IR) の方が高い値となっている。

4. 考察

今回は最適化の目的関数の違いとリスクモデルの有無によるリターンを比較するバックテストを行った。

最小分散戦略をベースとしてファンダメンタルファクターにティルトする代表的な戦略のパフォーマンスを確認している。

個別のファンダメンタルファクターの最適化では

$\beta=1$ の制約がある場合とない場合を比較している。

ここでのベータとは、対ベンチマークとの線形関係を前提とした感応度の値ではなく、リスクモデルから算出された各個別銘柄が持つリスク値である。

ファンダメンタルファクターのティルト戦略では、Pure として制約条件なしで設定した結果を提示した。 $\beta=1$ 制約 (リスクモデル) がある場合と無い場合とでパフォーマンスに差がついたのは、どこに要因があるのだろうか。

ベータを 1.0 に制約することは、BP ティルトをマーケットニュートラルに調整していると考えられる。

ファクターティルトは、マーケットに意図せざるベットをしており、リスクモデル無しではマーケットリスクとの相関を調整しきれていない。

現時点から過去 10 年を振り返れば、実現した相関を見ることができる、しかしこれをバックテストに利用することは現実的でない。それは、われわれはマーケット(TOPIX) とファンダメンタルファクターの将来の相関がどうなるのかを事前に知ることはないからである。

だからこそフォワードルッキングなファクターモデルを使うことが適切なソリューションになると考える。

5. おわりに

今回は長期にわたるバックテストを実施して各戦略の実現 (シミュレーション) リスク・リターンを確認した。

大切なポイントは、ファンダメンタルファクターの中には、リスクファクターとアルファファクターの両面があることである。

通常マーケットでは、運用者の視点からリスクファクターとして取り扱われることが多い。

そのためマーケットリスクをヘッジする適切な方法はポートフォリオ最適化とリスクモデルを適切なフレームワークで適用することにある。

今回のバックテストでは、長期にわたるシミュレーションであるために制約条件の設定に (解が収束しないケースがあり) 工夫が必要だった。

またリスクモデルには、分散 (共分散) を高い精度で予測すること、同時に新しい外部ショックが発生したときに、その波及効果をリスク値にすぐ反映することも求められる。

統計的マルチファクターモデルの枠組みにすることにより、リスクの日次エクスポージャーをモニターすることができる。ただ今回のバックテストの設定では月次リバランスである。

リスクモデルによるベータ制約は、ファンダメン

タルファクターをマーケットベットから純粋化させる効果があることがパフォーマンスの数値により示された。

純粋化が実現するには、ダイナミックに実行されるフォワードルッキングな（短期）予測モデルを使う合理性があると考ええる。

純粋化についてポートフォリオ理論の側面から説明することができれば、意図せざるベットが発生していることに早く気づき、リスクエクスポージャーを調整可能となる。

究極的には、アルファを常に最大化するようにファンダメンタルファクターを自動的に選択、最適化できる仕組みに向かうことになるだろう。

謝辞

本稿を作成するのにデータ処理面でのアシストをしてくれた David Andorsoni 氏に感謝したい。またバックテストにあたりスタンダード&プアーズ（S & P）Capital IQ（キャピタル IQ）様よりファンダメンタルファクターに使用した財務データと ClariFI（バックテストツール）の提供を受けたことに謝意を表す。

参考文献

- [1] The impact of North Korea risk on the Japan equity market: what do AI based risk models tell us? Noboru Nishiyama 第20回 SIG-FIN 発表原稿, January, 2017.
(<http://sigfin.org/?plugin=attach&refer=019-06&openfile=SIG-FIN-019-06.pdf>)
- [2] 加藤康之, スマートベーター新時代の投資理論ー, 応用経済時系列研究会第23回談話会資料, 2016年2月16日
- [3] EM Applications, Ltd.,
(<https://emapplications.com/index.php?q=research/statistical-factor-model/stat-factor-model>)