

新たなポートフォリオ再構成アルゴリズムに向けての 株式市場におけるモーメンタム効果のモデル化

Modeling the Momentum Effect in Financial Stock Markets Toward New Portfolio Rebalance Algorithm

海野 一則¹ 菊地 剛正² 國上 真章¹ 山田 隆志³ 寺野 隆雄¹
Kazunori Umino¹, Takamasa Kikuchi², Masaaki Kunigami¹, Takashi Yamada³, Takao Terano¹

¹ 東京工業大学

¹ Tokyo Institute of Technology

² 慶應義塾大学

² Keio University

³ 山口大学

² Yamaguchi University

Abstract: This research has two objectives: (1) to model and analyze the momentum effect, (2) to propose a portfolio reconstruction algorithm that can use the momentum effect to obtain excess profit. The momentum effect tends to be present in the stock market, and describes the phenomenon whereby rising (declining) stocks tend to continue to rise (decline). However, because existing research does not separate momentum effects from stock price fluctuations it is not always possible to obtain excess return when working with an unknown data set that contains a momentum effect. In this research, we define a new External Force Momentum Effect (EFME) model based on bias in stock price rises (declines). We prepared an artificial data set that contained this momentum effect and constructed a portfolio with the proposed algorithm. The relationship between the EFME model and excess return is then analyzed to verify that excess profit can be obtained. Additionally, we confirmed that the proposed method can obtain higher excess return than the existing method when applied to artificial and real stock data sets.

Keywords: momentum effect, anomalies, trading algorithm, on-line portfolio selection strategy

1. はじめに

本論文の目的は以下の2点である: (1) 株式市場におけるモーメンタム効果をモデル化し、その効果により超過収益が得られることを示す; (2) ポートフォリオ再構成アルゴリズム(以後、PRA と略す)を提案し、モーメンタム効果により超過収益を得られることを示す。

既存研究において、株式市場において”モーメンタム効果”により超過収益が得られることが報告されている[1,2]. ”モーメンタム効果”とは、過去に上昇(下降)傾向にある株式は、将来もその傾向が続く現象である。上記の研究は、株式市場にモーメンタム効果が

存在していることを示しており、過去6ヶ月間に高い(低い)リターンを示した株式は、その後の1~6ヶ月に高い(低い)リターンを示すと報告している。さらに、それらの結果を追認する研究結果も報告されている[3,4,5].

しかしながら、それらの研究に異議を唱える研究結果も報告されている。 ”モーメンタム効果”により超過収益が得られるという検証結果は、データの最適化によるものであり、実際に超過リターンが得られるわけでは無いという主張である。つまり、様々な条件から有効性を示す組み合わせを発見しただけで、流動性を考慮した現実的な条件下で検証を行ったケースでは、統計的に有意なリターンは認められなかったと述べている[6].

このような論争が生じる原因は、モーメンタム効果

を明確に定義・モデル化できておらず、実際の株価データから”モメンタム効果”のみを取り出して検証することが困難だからである。本研究では、モメンタム効果をモデル化した人工データセットを作成し、そのデータセットを用いて再現性のある形で投資手法の有効性を分析する枠組みを提案する。

モメンタムは、式(1)により定義される。モメンタムは一定期間のリターンであることが示されており、”モメンタム効果”とは、株式のリターンが高い(低い)株式は、将来もその傾向が続く現象であるとされている[1]。 P_t は時点 t における株価を示し、 $R_t^{MOM_period}$ は期間 MOM_period における時点 t のモメンタムを示している。もし、MOM_period が 1 の時はリターンに等しくなる。

$$R_t^{MOM_period} = \frac{P_t}{P_{t-MOM_period}}, \quad (1)$$

本研究では、”モメンタム効果”をモデル化し、モメンタム効果を持つ複数の株式で構成された人工データセットを生成した。External Force Momentum Effect (以後、EFME と略す) モデルは、外的要因によってバイアスが発生し、その影響により株価変動においてモメンタム効果が発生すると仮定したモデルである。

本稿は、以下の構成を取る。2章でEFMEモデルを説明するとともに、モメンタム・バイアスの生成手順について説明し、3章では本研究で使用した検出方法と、ポートフォリオ再構築手法への応用について述べ、4章ではデータセットと検証方法について説明する。5章ではEFMEモデルにおけるモメンタム効果を分析するとともに、本研究で提案するポートフォリオ再構築手法(PRA)を用いた検出結果を分析し、6章でまとめる。

2. モメンタム効果のモデリング

2.1 External Force Momentum Effect モデル

本研究では、幾何ブラウン運動(Geometry Brownian Motion: GBM)を株価変動の基本モデルとし[11,12]、価格の変動特性は外的要因によるバイアスで決定されると考える。本研究で用いるEFMEモデルを以下の手順により生成する。

- (1) GBMに基づき生成したデータセット(複数の株式データ)に対して、各株式に複数個の上昇・下落バイアスをランダムかつ等しい確率で発生させる(図1)。
- (2) バイアスの開始日および継続期間は一樣乱数により決定され、各バイアスの情報は、タイプ(上

昇/下落)および、開始日、終了日、発生確率、強さで決定される(図1)。

- (3) バイアスが価格変動に与える影響は、(2)より各株式において付加されたバイアスに従い、設定期間において、”発生確率”に応じて上昇(下落)バイアスは、上昇(下落)日からランダムに選択し、選択した日に対して、”強さ”に応じてリターンを拡大(縮小)することで価格変動に特性を与える(図2)。

本モデルは、同一の株式に複数のバイアスが影響を与え、それらの期間が重なることを認めたモデルである(図1,2)。GBMデータセットに対して複数のバイアスによる効果が反映されたものがモメンタム効果を持つデータセットとなる(図3)。

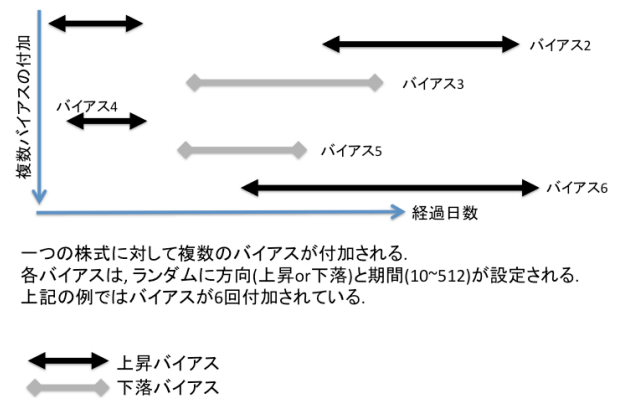


図1 EFMEモデルによる1株式に対するバイアスの付加:

上昇・下落バイアスはGBMデータに対して付加される。複数の上昇・下落バイアスがランダムに開始時期と継続期間が与えられる。この事例では、6回バイアスが付加されており、その順序に従い該当日のリターンを拡大(縮小)する。

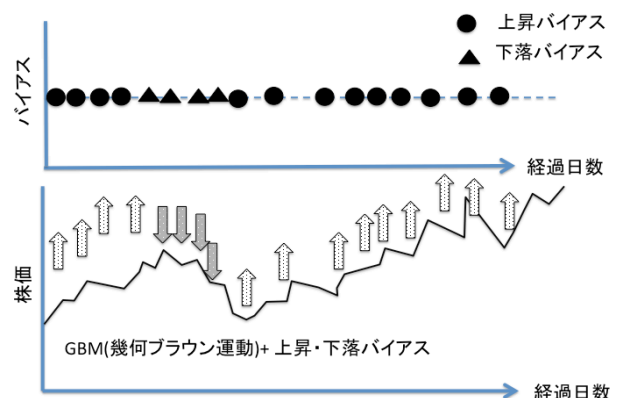


図2 EFMEモデルによる付加されたバイアスと価格変動の概念図 (バイアスの重ならないケース)

上図: 上昇・下落バイアスを示している。

下図: バイアスの影響を受けたGBMデータの価格変動

FEMEにより上昇・下落バイアスが付加され、その影響により価格変動が起こる。上昇バイアス(●)および下落バイアス(▲)の影響により、下図の価格変動が起こる。

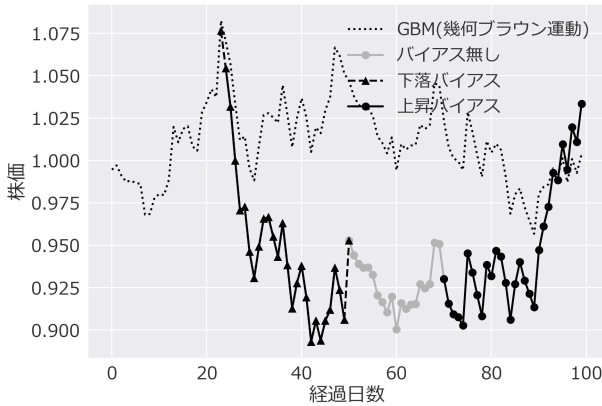


図3 上昇・下落バイアスによりGBMにより生成されたデータが影響を受け異なる軌跡となる

EFME(External Force Momentum Effect)モデルにより、GBMにより生成されたデータが異なる変動特性(モメンタム効果)を示す。上昇(下落)バイアスは、選択された期間の中で価格の上昇(下落)日の中から、指定された発生比率(prob)に基づきランダムに作用し、リターンを一定比率(strength)で拡大(縮小)させる(2~7)(Algorithm1)。

本モデルでは GBM データセットに対して複数のバイアスによる効果が反映されたものがモメンタム効果を持つデータセットとなる(図 1)。外部バイアス(External Force Bias: EB) は、上昇バイアスおよび下落バイアス、バイアス無しの 3 種類のタイプで表現される。データセットの株式 $i = [1, \dots, M]$ 、時点 $t = [1, \dots, M]$ とし、バイアスが加えられた数を $k = [1, 2, \dots, J]$ とする時に、GBM と EB、資産価格 S は以下の式で表される(2,3,4,5,6,7)。GBM_{*i*} は、株式 *i* の日次のリターンベクトルを示しており、EB_{*i*} は、株式 *i* のバイアスのリストを示しており、図 1 の例では *N* 個のリストで構成され、リストの各要素(例えば、EB_{*i,1*})は 6 個のバイアスを持つことになる。

$R_i^{GBM,1}$ は、GBM により生成された株式 *i* の 1 日のリターンを表す。また、式(2,3,4,5,6,7)の EB および Bias 関数によりバイアスが価格変動に特性を与える。

$$GBM_i = [R_{i,1}^{GBM,1}, R_{i,2}^{GBM,1}, \dots, R_{i,N}^{GBM,1}] \quad (2)$$

$$EB_i = [EB_{i,1}, EB_{i,2}, \dots, EB_{i,N}] \quad (3)$$

$$EB_{i,t} = [bias_1, bias_2, \dots, bias_j] \quad (4)$$

$$bias_k = [t1, t2, bias_type] \quad (5)$$

$$bias_type \in \{non_bias, rising_bias, decline_bias\}$$

$$S_i^{EFME} = f_{EFME}(GBM_i, EB_i), \quad (6)$$

$$= cumprod \left(\sum_{k=1}^J Bias \left(R_i^{GBM,1}, EB_i[k], prob, strength \right) \right), \quad (7)$$

※ *J*: バイアスの数

prob: バイアスの発生確率

strength: バイアスがリターンに与える効果の大きさ

cumprod: 累積積 cumulative product

2.2 GBMにバイアスを付加するアルゴリズム

本提案手法では、幾何ブラウン運動(Geometry Brownian Motion: GBM)に外因によるバイアス(EB)をデータセットの全株式に付加する手順を Algorithm1 に示す。

本研究では、2 種類のデータセット GBM-EB-Small および GBM-EB-Big が用いられている。GBM-EB-Big では、prob=0.2 と strength=1.017 が設定されており、これは、ランダムに選択された期間 $t1 \sim t2$ において上昇(下落)バイアスであれば、選択された期間の上昇(下落)日のリターンが 1.017 (1/1.017)倍になる。

今回用いるデータセットは、GBM および Algorithm1 に基づきデータを生成し、200 組のデータセットを作成した。各データセットの大きさは、オリジナルの株価データセットに合わせて、株式数を 391 とし、データ長を 4362 とした。

Algorithm1 AddExternalBiasToGBM

$non_bias, rising_bias, decline_bias := 0, 1, 2$

// GBM-EB-Big 設定の場合

$prob, strength := 0.2, 1.07$

// 生成された GBM データ

$GBM_i = [R_{i,1}^{GBM,1}, R_{i,2}^{GBM,1}, \dots, R_{i,N}^{GBM,1}]$

// EB データの生成と初期化

$EB[M, J] := initialize([0, 0, non_bias])$

for $i=1, \dots, M$ do

for $k=1, \dots, J$ do

$t1 := UniformRandomNumber(1, N)$

$period := UniformRandomNumber(10, 512)$

$t2 := t1 + period$

if $t2 > N$ then $t2 := N$

$bias_type :=$

```
RandomSelect({rising_bias,decline_bias})
EB[i,m]:= (t1,t2, bias_type)
```

```
// adding bias to GBM
```

```
for i=1,...,M do
  for k=1,...,J do
    t1,t2, bias_type:=EB[i,m]
    Bias(GBMi, t1,t2, bias_type, prob,strength)
```

3. 株式のモメンタム評価スコアに基づく ポートフォリオ再構成アルゴリズム

本節では、モメンタム評価スコア(以後、MES と略す) を説明するとともに、ポートフォリオ再構成アルゴリズム(PRA)に応用した MES-PRA の説明を行う。

MES は、今までの研究とは異なる視点による評価スコアである。MES は複数の期間の新高値(新安値)を記録した回数を基にした定性的な評価指標である。本論文では、ポートフォリオの構成株式数 U を与えることで、MES の上位 $1 \sim U$ の株式を保持する PRA が MES-PRA である。本章では、MES の説明を行うとともに、取引コストを含めたパフォーマンスを評価する。

3.1 モメンタム評価スコア (MES) の概要

MES は、モメンタム効果の高い株式を選択するための指標であり、新高値(新安値)の発生回数という定性的な評価に基づくものである。本論文では 6 種類の定量的評価指標を用いているが(3.4 節)、それらの指標を用いてモメンタム効果の高い株式を選択することは難しいため、新たな定性的評価指標である MES を提案する。

MES の考え方とアルゴリズムを以下に述べる。図 3 に示したように、上昇・下落バイアスにより価格変動の特性が異なる。そこで、変動の軌跡の違いが新高値や新安値の発生回数が異なることに注目した評価手法を図 4 に示す。

n 日間に発生する新高値や新安値の発生回数が、株式の上昇(下落)トレンドに応じて、スコアが高(低)くなっている。上昇(下落)トレンドを外部からのバイアスによる現象と考えれば、バイアスの大きさを間接的に計測することになり、時点 t において複数の評価期間のスコアの平均値を求めたものが MES_t であり、これが評価値となる。

さらに、ノイズの影響を小さくするために、過去 L_{MES} 日間の指数移動平均により平滑化を行う。

高いMESを選択することは、強い上昇バイアスの影響を受けていることを示している。これは、高い上昇率を持つ株式を選択しているのではなく、強い

上昇バイアス(新高値を記録する回数が多く、新安値を記録する回数の少ない)を持つ株式を選択している。

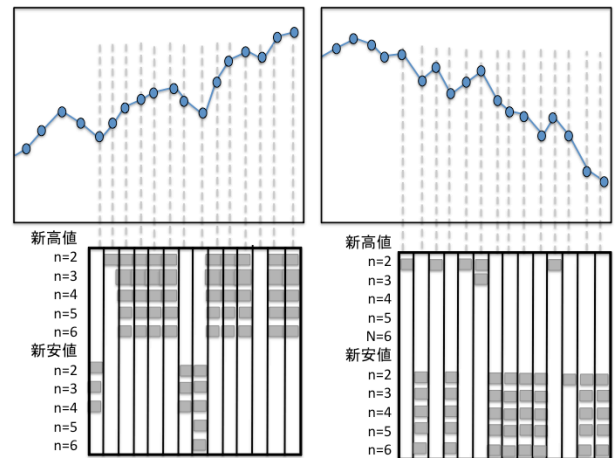


図4 MESの計算方法の実例

n 日間に発生する新高値(新安値)の発生頻度をカウントすることでスコアを計算する。この図では、 $n=2,3,\dots,6$ における新高値(新安値)の例を示している。灰色の部分には新高値または新安値を記録したことを示している。

新高値は 1.0 を与え、新安値は 0.0 を、それ以外(白い部分)は 0.5 を与え、その合計値をスコアとする。

左の図:1日目スコア= $1.0 \times 0 + 0.0 \times 3 + 0.5 \times 7 = 3.5$

2日目スコア= $1.0 \times 1 + 0.0 \times 0 + 0.5 \times 9 = 5.5$

3日目スコア= $1.0 \times 5 + 0.0 \times 0 + 0.5 \times 5 = 7.5$

右の図:1日目スコア= $1.0 \times 1 + 0.0 \times 0 + 0.5 \times 9 = 5.5$

2日目スコア= $1.0 \times 0 + 0.0 \times 5 + 0.5 \times 5 = 2.5$

3日目スコア= $1.0 \times 1 + 0.0 \times 0 + 0.5 \times 9 = 5.5$

これらの値は 1 日ごとの計算値であり、これを(10)に従い指数移動平均を求めたものが各日のMESとなる。

3.2 モメンタム評価スコア (MES) の計算方法

本節では、MES を実際に計算するアルゴリズムの詳細を示す。実際のスコアは、 n 日間で $n=[10,20,\dots,250]$ の各ケースについてスコアを求め(8,9),それを過去 L_{MSE} 日の指数移動平均値をMESとする(10).また、MES は全て株価データのみから得られるものであり、ファンダメンタルな指標は用いない。

$$MES_t^{Day} = \sum_{i=1}^{25} f_{MES}(t, price_vec, i * 10), \quad (8)$$

$$f_{MES}(t, v, n) =$$

$$\begin{cases} 1 & \text{if } v[t] > \max(v[t-n+1:t-1]) \\ 0 & \text{if } v[t] < \min(v[t-n+1:t-1]), \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

$$MES_t = EMA(MES_{t-L_{MES}+1}^{Day}, \dots, MES_t^{Day}), \quad (10)$$

* 1. The exponential moving average is

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)L_{t-1}$$

$$\alpha = (1 - W), \quad 0 \leq W < 1,$$

52 週の高値(1 年間の最高値)を記録していることが有益な情報であると報告されており[10], 本手法は, 複数の期間における高値(安値)情報を取り込むことで株式に働いているバイアスの検出精度を上げている.

3.3 MESを用いたポートフォリオ再構成アルゴリズム (MES-PRA)

MES-PRA は, 構成株式数 U が与えられた時, MES の高い株式を降順に $1 \sim U$ を等比率で選択することで, ポートフォリオ構成するアルゴリズム(Algorithm2)を以下に示す.

Algorithm2 MES-PRA (MES, S, M, N, u, PR)

Input: MES score array MES ; // $MES_{t,i}$: stock i on day t

Stock set S ;
Number of stocks M ;
Number of days from the start N ;
Number of portfolio component stocks u ;
Portfolio reconstruction system PR ;

Output: portfolio P_{all} ;

$t := 0$; $M = (MES_{k,1}, \dots, MES_{k,N})$

Let s_1 be all the stocks selected

By constructing a portfolio with s_1 stocks selected at the same ratio by PR , we make P_1 .

let $P_1 = PR(s_1)$ # Construct a uniform weight portfolio

while $t > N$ do

$t := t + 1$;

$M = (MES_{t,1}, \dots, MES_{t,n})$

// M より, 上位 $1 \sim u$ までの株式を選択し,

// その株式セットを s_k とする.

$s_k = \text{get_MES_rank_topK}(S, M, u)$

let $P_t = PR(s_k)$

$P_{all} = (P_1, \dots, P_n)$

return P_{all}

3.4 パフォーマンス評価指標

本節では, この研究で用いられているリターンおよびリスク, リスク調整済みリターンについて述べる. 本研究で用いる指標は, パフォーマンスの指標

として最終資産倍率および年平均リターン(%)を用い, リスクとして年平均ボラティリティ(%)および最大ドローダウン(%)を利用する. さらに, リスク調整済みリターンとして, シャープレシオ[7]とカルマーレシオ [8]を用いる.

- (1) 最終資産倍率: Final Asset Multiplier (AM)
- (2) 年平均リターン: Annual average Return (AR)
- (3) 年平均ボラティリティ: Annual Volatility (AV)
- (4) 最大ドローダウン: Maximum Draw Down (MDD)
- (5) シャープレシオ: Sharpe Ratio (SR)
- (6) カルマーレシオ: Calmar Ratio (CR)

3.5 取引コスト(資産の入替時に発生するコスト)

取引コストは, 取引手数料とマーケットインパクトを合算したコストとし, 米国市場において発生する取引コストは 0.08~0.14%と報告されており[9], 本研究では 0.14%を用いることとした. なお, 取引コストは, 売りまたは買いの片道のコストであり, 売買する金額に対して 0.14%が一回の取引で減少する.

4. データセットと評価方法

4.1 株価データと人工データ

本研究では, 実際の株価データセットと, 同じデータサイズ(銘柄数と日数)を持つ 4 種類の人工データセットを用いる(表 1). 人工データセットは, 幾何ブラウン運動のみによるデータセットである GBM および, GBM に上昇バイアスを 1 回のみ付加した(バイアスの重なりのない)GBM-EB-UP, 複数の上昇・下落のバイアスを付加した GBM-EB-Small, より大きなバイアスを付加した GBM-EB-Big を用意した.

表 1 人工データセットと実際の株価データセット

名前	データセットの内容	
	基本情報 (日数および構成株式数は全て同じ. また人工データセットは 200 サンプルで検証) * 1	バイアスのパラメータ
GBM	4362 日, 391 株式 サンプル数: 200 0.00%/年 (AR:平均) -3.0%/年 (AR:中央値)	無し
GBM-EB-UP	4362 日, 391 株式 サンプル数: 200 8.95%/年 (AR:平均) 4.22%/年 (AR:中央値)	prob=0.10 effect=1.010 付加バイアス数(J)= 1
GBM-EB-	4362 日, 391 株式	prob=0.15

名前	データセットの内容	
	基本情報 (日数および構成 株式数 は全て同じ。また人 工データセットは200サンプ ルで検証) *1	バイアスの パラメータ
Small	サンプル数: 200 4.81%/年 (AR:平均) -3.0%/年 (AR:中央値)	effect=1.013 付加バイアス数(J) = 20
GBM-EB- Big	4362 日, 391 株式 サンプル数: 200 15.6%/年 (AR:平均)- -3.0%/年 (AR:中央値)	prob=0.20 effect=1.017 付加バイアス数(J) = 20
名前	基本情報 *2	米国 S&P500 インデ ックスのリターン [備考]
SP	米国 S&P500 に属する株式 1999.01.01~2016.4.29 4362 日, 391 株式 15.7%/年 (AR:平均) 9.22%/年 (AR:中央値) ※ 2016.4.29 時点で S&P500 に属しており, 1999.01 より 上場している全株式を対象 としたため, 生存者バイアス が存在している。	7.60%/年(S&P500 指 数) データセットは, 十 分な流動性を持つ 株式で構成されて いる[6].

*1. ここでの平均と中央値は, 200サンプルの平均値と中央値を示している。

ave:=average (AR(stock₁),...,AR(stock₃₉₁))

AR:平均値: average (ave₁,...,ave₂₀₀)

AR:中央値: median(ave₁,...,ave₂₀₀)

*2. データセットSPにおける平均と中央値は

AR:平均値: average (AR(stock₁),...,AR(stock₃₉₁))

AR:中央値: median(AR(stock₁),...,AR(stock₃₉₁))

4.2 比較手法

比較手法1: Random-PRA

MES-PRAの優位性を分析するために, 同じ取引回数と構成株式数であり, 株式をランダム選択するポートフォリオ構築手法であるRandom-PRAを用意し, パフォーマンスの比較対象とした。

比較手法2: WML+

WML+は, WML手法[1,2]のロング・ポジションのみを用いた手法である。WML手法は, ロングおよびショート両方のポジションを持つ手法である。代表的な戦略であるJegadeesh (6,1)[2]は, 過去6ヶ月の

最もリターンの高い銘柄群(上位10%)のロング・ポジションおよび, リターンの低い銘柄群(下位10%)のショート・ポジションを1ヶ月保持し, これを1ヶ月毎に繰り返す手法である。SPデータセットにおいてWMLのショート・ポジションでは損失が発生しており[2]とは異なる結果となったため, リターンが得られたロング・ポジションのみを評価対象とするWML+を設定し本検証に用いた。

4.2 分析手順

分析は以下3種類の実験結果に対して行われる。

- (1) GBMおよびGBM-EB-UPに, MES-PRAおよびRandom-PRAを適用し, その結果を分析する(実験1)。
- (2) GBMおよびGBM-EB-Small, GBM-EB-BigにMES-PRAおよびRandom-PRAを適用し, その結果を分析する(実験2)。
- (3) 実際の株価データセットであるSPに対して, ポートフォリオを構成株式数の異なるMES-PRAおよびインデックス, 既存手法を利用したWML+を比較分析する(実験3)。

5. 検証結果と考察

5.1 データセットの分析

本節では, 人工データセットと実際の株価データセットとの特徴について分析する。SPデータセットは, 資産倍率は0.06~434倍の範囲となっている。200セットの全データにおいて, GBMでは0.01~40.0倍であるが, GBM-EB-Smallでは0.0002~2810倍, GBM-EB-Bigでは 2.0×10^{-5} ~ 58900倍と株式の最終資産倍率の範囲が拡大している。ただし, GBM-EB-BigとSPの年率リターンの平均値は同等である。

5.2 検証結果の分析

5.2.1 人工データによる検証:

GBMおよびGBM-EB-UPの分析(実験1)

本項では, 各200セットのGBMとGBM-EB-UPの分析を行った。MES-PRAおよびRandom-PRAは, ポートフォリオを10銘柄の均等比率で構成し, 取引コストを0.14%とした結果である(図5)。

本実験により, MESを用いて高いモメンタム効果を持つ株式を選別可能であることが示された。このような予測可能性が認められる原因は, Algorithm1において, ランダムに選択されたバイアスの継続期間が長期に持続ケースが選択されることによるものと考えられる。

また、長期の持続的バイアスが付加されていないGBMでは、MES-PRAを適用しても超過リターンは得られていない。

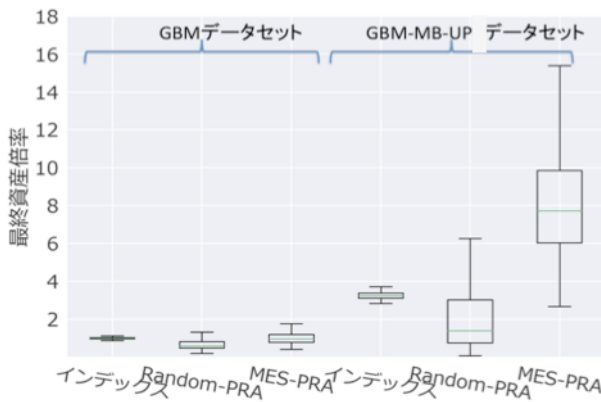


図 5 GBM および上昇バイアスを付加したケースによる検証結果:

各 200 サンプルの GBM と GBM-MB-UP のインデックスおよびMES-PRA, Random-PRA の比較を行なった。GBMでは、資産倍率において全ての結果は、ほぼ同等となった。GBM-MB-UP では、インデックスの資産倍率(AM)の平均は 3.51 倍であり、MES-PRA では 7.91 倍であった。一方、Random-PRA は取引コストにより 1.34 倍とインデックスより低くなっている。ポートフォリオは 10 株式の等比率であり、片道取引コストは 0.14%で L_{MES} は 450 に設定した結果である。

5.2.2 人工データによる検証: GBMおよびGBM-MB-Small, GBM-MB-Bigの分析(実験2)

GBMおよび、GBM-MB-Small, GBM-MB-Bigの3種類のデータセット(各200セット)における、MES-PRAによるシミュレーション結果を図6,7に示す。なお、その際の条件として、10株式の等比率によるポートフォリオであり、片道取引コストは0.14%であり、 L_{MES} は450に設定されている。

MES-PRAでは、GBM-MB-SmallおよびGBM-MB-Bigにおいては超過収益が得られており(図6)、Random-PRAではどのデータセットにおいても超過リターンは得られていない(図7)。

データセット(各200個)GBM,GBM-MB-Small,GBM-MB-Bigの資産倍率の平均は、1.00, 2.25, 12.3倍であり、MES-PRAを用いた結果は、1.34, 9.71, 94.2倍である。バイアスが加えられた場合に超過リターンが得られており、バイアスの大きさに応じてリターンが高くなっている。また、Random-PRAを用いた場合は、0.69, 0.74, 0.94倍であった。Random-PRAを用いた結果は、データセットの中央値に近いものとなった。

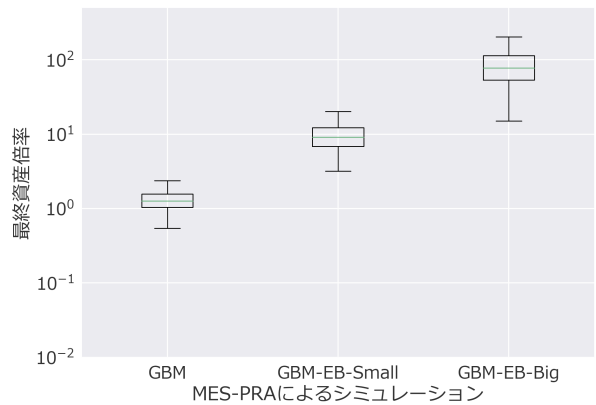


図6. MES-PRAによる人工データセットによるシミュレーション結果(GBMおよび上昇・下落バイアスを付加したデータセット)

GBMデータセットでは超過リターンは得られず、上昇・下落バイアスが付加されたデータセットでは超過リターンが得られており、付加されたバイアスに応じてリターンが高くなっている。

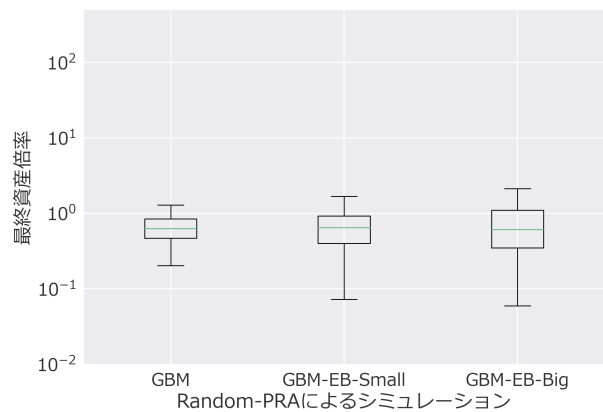


図7. Random-PRAによる人工データセットによるシミュレーション結果(GBMおよび上昇・下落バイアスを付加したデータセット)

全てのデータセットにおいて、Random-PRAでは、超過リターンは得られていない。GBM, GBM-MB-Small, GBM-MB-Bigにおいてデータセット(各200個)の平均資産倍率は1.00,2.25,12.3倍であり、中央値は全て0.69であった。少数の株式が平均リターンを押し上げているため、ランダムに選択するRandom-PRAでは、中央値に近いリターンとなった。

5.2.3 実データでの検証: SPの分析(実験3)

SPデータセットを用いて、MES-PRAおよび、Random-PRA, WML+によるシミュレーション結果($L_{MES}=512$)を分析した(図8.9)。MES-PRA(3,10,20銘柄)による均等ポートフォリオがWML+やインデックスより優れたARおよびSRを示した。

ただし、MES-PRAの欠点として、資産価格の一時的な下落リスク(MDD)が高く、CRにおいてはMES-PRAにおける10銘柄の均等ポートフォリオが最も優れていた(図8,9).

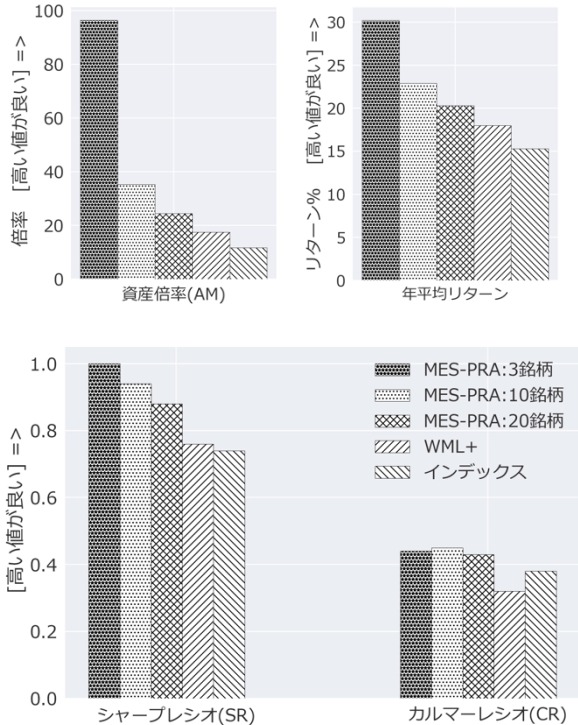


図8 パフォーマンス評価

MES-PRA(3,10,20銘柄の均等ポートフォリオ) および WML+, インデックスの比較では、MES-PRAが、AMおよびAR, SRにおいて最も高いパフォーマンスを示し、構成銘柄数が少ないケースの方が、高いパフォーマンスを示した。

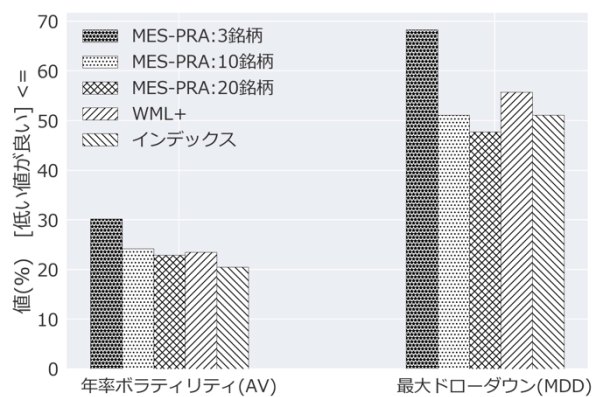


図9 リスク評価

リスクのみで評価した場合には、MES-PRAの最も高いリターンを示すMES-PRAの3銘柄選択ケースが、VOLおよびMDDにおいて最も高いリスクを示した。特に、MDDは70%に近く、資産価格の減少リスクが高いことを示している。

6. まとめ

本研究では、以下の結論を得た。

- 1) 幾何ブラウン運動(GBM)と外部バイアスにより定義されるEFMEモデルを提案した。
- 2) 本提案手法により生成された人工データセットと、MES-PRAを適用することにより、EFMEモデルと超過収益との関係を分析することが可能となった。
- 3) MES-PRAにより、バイアスを付加した人工データセットと実際の株価データから超過リターンを得られることを確認した。
- 4) MES-PRAにより、バイアスが付加された人工データセットのみで超過収益が得られることがわかった。よって、付加されたバイアスが超過収益に寄与していると考えられる。
- 5) 上昇・下落バイアスを付加された人工データセットの検証結果が、モメンタム効果を有するとされる米国のS&P500株式のデータセットにおいて再現された。

参考文献

- [1] Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "The cross - section of expected stock returns." *the Journal of Finance* 47.2 (1992): 427-465.
- [2] Jegadeesh, Narasimhan, and Sheridan Titman. "Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency." *The Journal of finance* 48.1 (1993): 65-91.
- [3] Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "Size, value, and momentum in international stock returns." *Journal of financial economics* 105.3 (2012): 457-472.
- [4] Hong, Harrison, and Jeremy C. Stein. "A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in asset markets." *The Journal of finance* 54.6 (1999): 2143-2184.
- [5] Novy-Marx, Robert. "Is momentum really momentum?." *Journal of Financial Economics* 103.3 (2012): 429-453.
- [6] Hou, Kewei, Chen Xue, and Lu Zhang. *Replicating Anomalies*. No. w23394. National Bureau of Economic Research, 2017.
- [7] Sharpe, William F. "Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk." *The journal of finance* 19.3 (1964): 425-442.
- [8] Eling, Martin, and Frank Schuhmacher. "Does the choice of performance measure influence the evaluation of hedge funds?." *Journal of Banking & Finance* 31.9 (2007): 2632-2647.
- [9] Robert, Engle, Ferstenberg Robert, and Russell Jeffrey. "Measuring and modeling execution cost and risk." *The Journal of Portfolio Management* 38.2 (2012): 14-28.
- [10] Low, Rand Kwong Yew, and Enoch Tan. "The role of analyst forecasts in the momentum effect." *International Review of Financial Analysis* 48 (2016): 67-84.
- [11] Postali, Fernando AS, and Paulo Picchetti. "Geometric Brownian motion and structural breaks in oil prices: a quantitative analysis." *Energy Economics* 28.4 (2006): 506-522.
- [12] Marathe, Rahul R., and Sarah M. Ryan. "On the validity of the geometric Brownian motion assumption." *The Engineering Economist* 50.2 (2005): 159-192.
- [13] Bier, Martin, and R. Dean Astumian. "Biasing Brownian motion in different directions in a 3-state fluctuating potential and an application for the separation of small particles." *Physical review letters* 76.22 (1996): 4277.