

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	株式市場における特徴的な性質とポートフォリオ選択アルゴリズムの性能に関する研究
Title(English)	
著者(和文)	海野一則
Author(English)	KAZUNORI UMINO
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第10987号, 授与年月日:2018年9月20日, 学位の種別:課程博士, 審査員:山村 雅幸,石井 秀明,三宅 美博,出口 弘,小野 功,吉川 厚,寺野 隆雄
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第10987号, Conferred date:2018/9/20, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Category(English)	Doctoral Thesis
種別(和文)	要約
Type(English)	Outline

博士論文要約

論文題名:

株式市場における特徴的な性質と
ポートフォリオ選択アルゴリズムの性能に関する研究

総合理工学研究科 知能システム科学専攻

海野一則

指導教官

山村雅幸 教授

第1章 序論

超高齢社会になり、資産運用のパフォーマンスを上げることは、重要な課題となっている。年金の支給開始年齢の引き上げや、マクロ経済スライド^{※1}の実施により、一人当たりの公的年金給付額は減少することが決定している。よって、個人レベルで不足分を補填し、将来起こり得るインフレに備える必要がある。しかしながら、日本は諸外国とは異なり、株式や株式投信の購入による資産運用が定着しているとは言えない。その大きな原因の一つは、日本の株式市場の低迷により、高いリターンが得られていないことである。

資産運用により、高いリターンを上げることは、最先端の人工知能技術を用いても困難である。ディープラーニングに代表される機械学習技術の進歩と、現実社会への適応が急速に進み、人工知能技術の応用により、画像認識や音声認識の正解率が人間を上回り、囲碁では世界王者に勝つようになった。金融分野への人工知能技術の応用は、有価証券報告書やニュース解析により、証券価格への影響が分析され、日々のトレードに利用されている。また、ヘッジファンドや大手投資銀行の一部では、人ではなくコンピュータが株式やその他の金融商品取引を行い、人間はそのシステムの開発・運用を行うという体制をとっており、人が直接売買に関わることは殆ど無くなっている。

しかし、[Kumar 17]によれば、資産運用における AI 技術の導入は着実に進んでいるが、その成績は、エキスパートであるパフェット氏の会社(パークシャー・ハサウェイ)のパフォーマンス^{※2}より劣っており、現段階では人間のエキスパートに勝ってはいないと報告している。また、[Burton 18]によれば、大手ヘッジファンドの一つである Two Sigma においても、金融工学および機械学習を用いた手法で取引を自動化しているが、2017 年にはリターンが年率数%まで低下し、2018 年以降はマイナスリターンを記録している。つまり、現段階では、先端的な人工知能技術を用いても、実際には安定して高

※1 マクロ経済スライド: インフレ下において、年金給付額がインフレ率より抑えられ、デフレ下においては年金給付額を減少させる年金制度。

※2 パフェット氏は、世界で最も著名な投資家であり、会社を買収することで、投資ファンドと似た形態の会社であるパークシャー・ハサウェイを運営している。この会社の株式を買うことで、パフェット氏のファンドを購入したことにもなり、長期にわたり一貫して高いリターンを得ることができ、資産運用の優れた選択肢として紹介されている。投資のエキスパートが、S&P500 株式指数を長期にアウトパフォーマンスすることが可能であることの数少ない実例でもある。

いリターンが得られておらず、人間が取引を行っていた時と同様に、株式市場の特性が変化し、取引手法の優位性が減少するという問題を抱えている。^{※3,※4}

[Fama 70]らにより提唱された**効率的市場仮説(EMH: efficient-market hypothesis)**を支持するならば、一時的には高いリターンを得られても、長期にわたって**インデックス(全株式のリターンの単純平均)を上回るリターン(超過収益)を得ることはできない**。

EMHとは、情報は瞬時に全市場参加者に共有される(効率的である)ため、株価の変動を他者より有利に予測することはできないと仮定するからである。^{※5}つまり、EMHが成立するならば、どのようなテクニカル分析(株価変動を何らか指標で分析する)を用いても、長期に継続して、統計的有意な株価の上昇・下落予測や、高いリターンが得られるトレード手法は存在しない。

しかしながら、長期に超過収益が得られるという研究結果が存在する。一般のテクニカル分析とは異なるが、機械学習やアルゴリズムを用いた検証において、効率的市場仮説の反証となる2つの事例が報告されている。なお、両者とも**ポートフォリオ選択手法(PSA: Portfolio Selection Algorithm)**を用いて検証している。PSAとは、検証期間において選択する株式と資産配分比率を決定することにより、長期にわたって資産運用を行い資産価格の変化をシミュレーションする手法である。

第1の事例は、効率的市場仮説を提唱したFama自身が、効率的市場仮説に反する現象を自ら報告している。[Fama 92, Jegadeesh 93]らが、米国の株式市場にモメンタム効果が存在することを報告しており、その発表から20年後の研究である[Fama 12]においても、モメンタム効果が継続していることを発表している。モメンタム効果とは、“過去に上昇(下落)した株式は、その後も上昇(下落)する傾向がある”という現象を指し、株式市場におけるアノマリーの一つである。つまり、短期的に株式価格が継続して上昇(下落)する現象である。**アノマリー(Anomaly)とは、はっきりとした理論的な根拠を持つわけではないが、実際によく当たるかもしれないとされる経験則のことである。**

※3 上記の有名なヘッジファンドのパフォーマンスは、公開されている内容によれば、2015.1~2018.1のパフォーマンスの幾何平均は年率10%以下であり、運用資産額が大きいハンデはあるが、米国S&P500株式指数(年率10%)に比べて、著しく高いパフォーマンスを示しているわけではない。ノーベル経済学賞受賞者二人が参加し、有名になったヘッジファンドLTCM(Long Term Capital Management)は、数年間50%近いパフォーマンスを示したが、その直後に破綻した。長期に安定したパフォーマンスを維持しているヘッジファンドのパフォーマンスは、年率10~15%程度の幾何平均リターンである。

※4 ヘッジファンドは、絶対収益を狙う手法を取ることが一般的であり、株式市場の上昇相場や下落相場に関係なく、一定のリターンを得られる手法を採用している。よって、上昇相場ではないケースのリターンが比較できないため、※1の結果のみから一概にパフォーマンスを比較できない。

※5 EMHにおける、WeakおよびSemi-Strong仮説に該当する。

<https://ja.wikipedia.org/wiki/効率的市場仮説> 参照

第2の事例は、[Li 15]らにより提案された OLMAR(On-Line Moving Average Reversion)法を、1960~2013年の米国株式データに適用したシミュレーション結果により、一定の取引コストを考慮しても、超過収益が得られるという報告である。これは、アノマリーの一つである平均回帰を利用した PSA であり、大きく下落した株式が平均に回帰する変動を捉えた手法である。平均回帰とは、株式の上昇(下落)の後に、以前とは逆の動きが発生し、従来の平均的な価格に落ち着く現象である。

上記の研究結果は、効率的市場仮説に反して、長期にわたって超過収益が得られると報告した研究であるが、検証が十分とは言えない。既存研究は、モメンタム効果および平均回帰を利用したアルゴリズムをデータセットに適用し、超過収益が得られたという報告のみであり、その条件やメカニズムは明らかにされておらず、どのような価格変動の特性が超過収益に関係しているのかも示されていない。

第2章 関連研究

本章では、関係する研究についてサーベイした結果をまとめ、それらの研究と本研究の関わりや、アプローチの違いについて述べる。株式市場のモデル化を行なうため、既存研究における人工市場アプローチについてまとめ、本研究のアプローチの違いについて詳細な議論を行う。次に、経済学的アプローチによる資産運用についてまとめ、その有用性を分析する。さらに、本研究と関わりが深い、アルゴリズムに基づく工学的アプローチによる ポートフォリオ選択手法(PSA: Portfolio Selection Algorithm)についてサーベイし、その課題について述べる。また、PSA に関連する話題として、株価予測や株価変動パターンの分類についても言及し、今注目されている Deep Learning のファイナンス分野への応用について纏める。

人工市場とは、株式取引を通じた投資家相互のインタラクションにより、株価が形成されるメカニズムを再現し、現実の経済現象の分析をするだけでなく、既存の経済理論の検証などを行なうため、コンピュータ上に作成された仮想の市場である。様々な人工市場が開発され、市場に参加する投資家の間で、投資家の意図とは関係なく創発的な現象が発生することが研究されてきた[喜多 01, 出口 95, 寺野 00]。人工市場のアプローチにおける株式市場のモデル化と、本研究におけるモメンタム効果のモデル化との相違点について議論する。

資産運用についての経済学的なアプローチについての説明を行う。基本的な考え方である、パッシブ運用とアクティブ運用について説明し、さらに、今注目されているス

スマートベータを用いた投資手法について分析を行い、平均分散アプローチと CAPM に関して述べた。

そして、本研究と最も関係の深いアルゴリズムによるポートフォリオ構築および関連する研究について議論する。この手法は、工学的アプローチとも言えるもので、データセットが与えられた場合に、機械的に投資銘柄とその比率を決定できるアルゴリズムが確立している手法を指している。本カテゴリーに属する手法を分類するとともに、それらの評価および課題について議論する。その中で、本論文と関係の深い「モメンタム効果」および「平均回帰」を利用した既存手法についての関わりを示す。さらに、工学アプローチに関係する研究として、短期の価格予測やトレードシステム(資産全体を各トレードにどのように配分するかという問題が解決されていないため、長期の資産運用手法としては認められない)についても紹介し、その有用性について述べた。

さらに、現在注目を浴びている Deep Learning のファイナンスへの応用事例として、テキスト解析および、トレードへの応用についてまとめ、最後に総括を行った。

株式市場のモデル化においては、本研究の目的である超過収益を得られることを示すために「投資家や株式市場が互いに影響を与えない」株価変動が事前に決定されたモデルを用い、よりシンプルな表現を用いることが必要であることを述べた。経済学的アプローチについては、パッシブ運用とアクティブ運用の違いに始まり、平均・分散モデルおよび CAPM について説明した。さらに、注目されている手法であるスマートベータについて述べたが、経済学的アプローチに属する手法が、現段階では明らかな優位性を実現していないことも述べた。さらに、工学的アプローチとして、ポートフォリオ選択手法が長期投資に適しており、その中で実際に機能するアルゴリズムは、アノマリーである「モメンタム効果」を利用した WML 法と、「平均回帰」を利用した OLMAR 法であることを示した。また、近年研究の盛んな Deep Learning 技術のファイナンス応用にも触れた。そして、経済物理によるアプローチの研究内容を説明した。

本章では、実際の株式市場で機能し、超過収益を得られる手法と言えるものは、非常に限られており、機能する手法はアノマリーを利用していることを指摘した上で、シンプルな株式市場のモデル化の必要性を述べた。

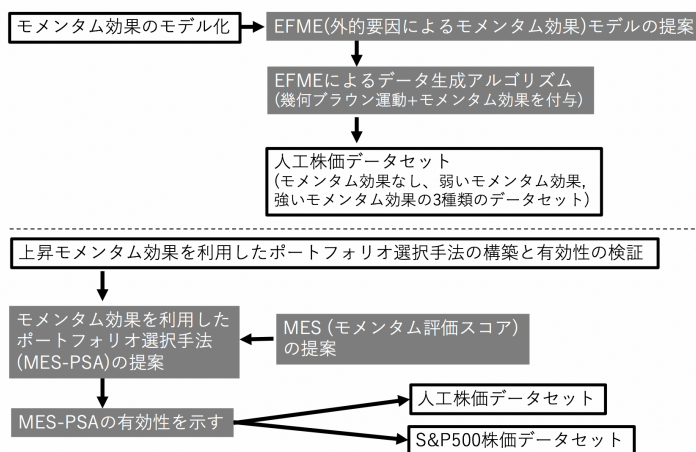
第3章 本研究の概要と位置づけ

本研究の目的を設定する。上述の関連研究において述べた通り、多様な手法や分析手法が研究されているが、有用性を持つものは非常に限られている。[Hou 17]らの指摘によれば、彼らの検証では、論文中では有効であると主張された実験でも、検証期間が数年程度と短いこと、対象期間の違い、構成株式が変化することで、投資手法の優位性が再現できないケースが多数存在すると報告している。本研究の目的を以下に設定する。

- 1) モメンタム効果のモデル化とデータ生成を行い、モメンタム効果の発生メカニズムを再現する。さらに、そのデータを用いた PSA のシミュレーションにより超過収益が得られ、実際の株価データセットにおいても、同様に超過収益が得られることを示す。
- 2) 平均回帰を利用して超過収益が得られると報告されている OLMAR 法が、超過収益を得られる要因を分析し、実際の株式データセットにおける株価変動において、その要因となる変動を分離できることを示す。

本研究の概要を図 1 に示す。

第4章 モメンタム効果の再現モデルとポートフォリオ選択手法(PSA)の提案



第5章 平均回帰の検出手法による実データの解析

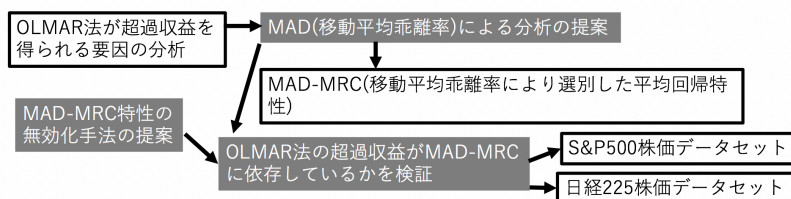


図 1 本論文の概要: 第 4 章, 第 5 章において行われる処理の目的・内容を説明し, 用いられるデータセットを示している。

第4章 モメンタム効果を利用したポートフォリオ選択手法(PSA)

"モメンタム効果"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。本章では、株式市場におけるモメンタム効果のモデル化と、モメンタム効果により超過収益が得られるポートフォリオ選択手法(PSA)の提案を行なう。

まず、モメンタム効果のモデル化を行なうために、外的要因によるモメンタム(EFME: External Force Momentum Effect) モデルを提案する。これは、GBM(幾何ブラウン運動)に外的要因によって上昇・下落バイアスが発生し、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。同一の株式において、ランダムに上昇・下落バイアス効果が発生し、上昇モメンタムの中でも一時的に下落モメンタムが発生するため、現実の株価変動を模したデータ生成が可能である。よって、個別株式の変動が予測できないだけでなく、どの株式が有利な変動をするかも予測できない仕組みになっている。ただし、EFME モデルでは、バイアスを付加する期間を一様乱数により決定することで、確率的にバイアスが長期間持続するケースが発生し、モメンタム効果が発生する。

Algorithm1 は、EFME モデルの全体のアルゴリズムの擬似コードである。GBM に基づく日次リターンの 1 次元ベクトルを、関数 *EFME* に与えることで、人工の株式時系列データを生成する。GBM(幾何ブラウン運動に基づく時系列データ)を時系列データに設定し、バイアスの上昇・下落、開始日、継続期間をランダム設定し付加している。これを、1つの株式に複数回(本章の設定では 20 回)繰り返すことで、複雑なモメンタム効果を有する人工株価データ(日次リターンの 1 次元ベクトル)が生成される。さらに、**Algorithm2** では、バイアスの付加アルゴリズムを示す。事前に設定されたバイアスの発生確率(probability)、強さ(strenght)のパラメータを関数 *BIAS* に適用させることで、モメンタム効果を有する人工の株価データを生成する。

Algorithm1 EFME model

Input: Geometric Brownian motion

Daily return vector Stock i : $\mathbf{GBM}_i = [R_{i,1}^1, R_{i,2}^1, \dots, R_{i,N}^1]$

Parameters probability, strength, bias_add_ntimes, bias_period_min and bias_period_max.

Output: Bias added Daily return vector Stock i : **ReturnVec**

```
1: bias[bias_add_ntimes] # allocate bias data
2: for  $k \leftarrow 1$  to bias_add_ntimes do:
3:   type  $\leftarrow$  randomly select "rise" or "decline".
4:    $t1 \leftarrow$  UniformRandomNumber between 1 and  $N$ .
5:   period  $\leftarrow$  UniformRandomNumber between bias_period_min and
      bias_period_max.
6:    $t2 \leftarrow t1 + \text{period}$ ; if  $t2 > N$  then  $t2 = N$ .
7:   bias[ $k$ ]  $\leftarrow$  (type,  $t1, t2, \text{probability}, \text{strength}$ )
8: end for
9: vec  $\leftarrow$   $\mathbf{GBM}_i$ 
10: for  $k \leftarrow 1$  to bias_add_ntimes do:
11:   type,  $t1, t2, p, s \leftarrow$  bias[ $k$ ]
12:   vec  $\leftarrow$  BIAS(vec, type,  $t1, t2, p, s$ ) # call Algorithm2
13: end for
14: ReturnVec  $\leftarrow$  vec
end
```

Algorithm2 Add bias to Daily return vector: **BIAS** function

Input: Geometric Brownian motion

Daily return vector Stock i : $\mathbf{vec} = [R_{i,1}^1, R_{i,2}^1, \dots, R_{i,N}^1]$

Parameters type, $t1$, $t2$, probability, strength

Output: Bias added Daily return vector Stock i : **ReturnVec**

```
1: sel_days_lst = [] # set null list
2: if type == "rise" then
3:   sel_days_lst  $\leftarrow$  satisfy day_id when vec[ $t1:t2$ ]  $\geq 1.0$ 
4: elif type == "decline" then
5:   sel_days_lst  $\leftarrow$  satisfy day_id when vec[ $t1:t2$ ]  $< 1.0$ 
6: end if
7: for  $t$  in sel_days_lst do:
8:   if type == "rise" then
9:     if  $t$  selected by probability
10:      vec[ $t$ ]  $\leftarrow$  vec[ $t$ ] * strength
11:   endif
12: elif type == "decline" then
13:   if  $t$  selected by probability
14:     vec[ $t$ ]  $\leftarrow$  vec[ $t$ ] / strength
15:   end if
16: end if
17: end for
18: ReturnVec  $\leftarrow$  vec
end
```

次に、モメンタム効果の大きさを識別する手法である Momentum Evaluation Score (以後、MES と略す)を提案し、それをを用いた PSA である MES-PSA を提案する。MES-PSA は、“上昇モメンタム効果の大きな株式”を常に選択する PSA であり、インデックスをアウトパフォームすることを目指すものである。

MES は、 k 日間の新高値および新安値の記録という定性的な評価に基づき、その発生回数をカウントすることで、1 日毎に各株式のモメンタム効果を測定する。 株式の上昇モメンタム効果が大きくなると、一定期間の新高値の発生回数が多くなり、新安値の発生回数が少なくなる。MES が大きな場合は、上昇モメンタム効果が大きいことを示す。下落モメンタム効果は、この逆となる。本研究では、long(買い)のみの手法であるため、上昇モメンタム効果のみを計測する。

この概要を図 2 に示す。上昇トレンドである左図と、下落トレンドである右図において、その新高値と新安値の記録を示した図である。まるで囲ってある部分のマークされた数によりトレンドの違いを判別する。この考えに基づき関数 f_{MES} を定義し、それを長期にわたって求め、指数平滑化を行なうことで MES を求める。

$MES_{i,t}$ は、株式 i の時点 t における評価スコアである。そして、 $MES_{i,t}$ の高い株式を選ぶことは、一定期間において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株式を選択することである。

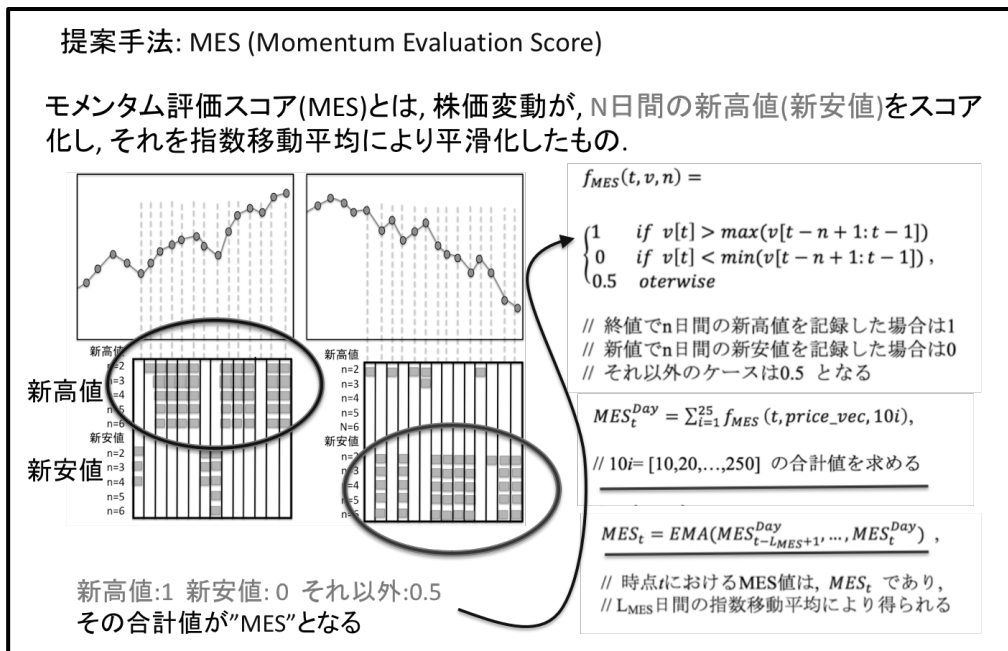


図 2 MES の計算方法

MES を用いた PSA である MES-PSA は、常に MES の高い株式を選択し、上昇モメンタム効果の高い株式のみでポートフォリオを構築している。全株式数 M に対して、ポートフォリオ構成株式数 U が与えられた時に、1 日毎に MES の高い株式を降順に U 個選択し、選択株式の資産価格を等比率としたロングポジションで構成するように株式を入れ替える。つまり、時点 t において、 MES_{t-1} の上位 U 個の銘柄を等金額保持する。なお、資産を入れ替える際には、設定された取引コストに応じて資産が減少する。

本実験では、モメンタム効果の異なる 3 タイプ(モメンタム効果量 “無し”, “弱いモメンタム効果”, “強いモメンタム効果”)の人工株価データセット ME(無), ME(弱), ME(強)である (391 銘柄×4362 日×200 組×3 種類)と、実際の米国の株価データセット (391 銘柄×4362 日)を用いて検証を行なう。なお、ME は Momentum Effect の略である。

検証実験では、上記データセットに対して、提案手法である MES-PSA および、対照手法である Random-PSA, インデックスの 3 手法を適用し、資産価格の比較分析を行い、超過収益が得られるかを示す。Random-PSA は、MES-PSA のモメンタム効果検出能力を無効化し、ランダムに株式を選択する手法である。MES がモメンタム効果の検出に有効であり、それが超過収益につながるのであれば、MES-PSA はインデックスや Random-PSA より統計的に有意に高いリターンを示すはずである。

その実験結果を図 3 に示す。

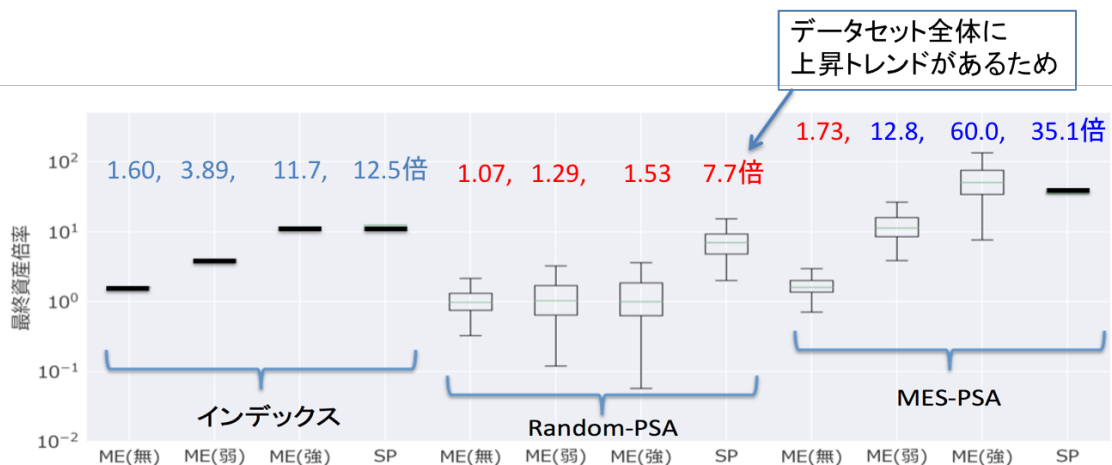


図 3 人工および実際の株価データセットを用いた検証結果: 本研究の目的である、超過収益が得られた(インデックスをアウトパフォームした)ケースは、MES-PRA を用い、かつ適用したデータセットが ME(弱), ME(強), SP(S&P500 の株式データセット)である。つまり、モメンタム効果を有したデータセットのみであった。Random-PSA を用いたケースは全てリターンがインデックスを下回っており、取引を繰り返すために取引コストにより資産が減少する影響もあり、モメンタム効果の大きさを判別する能力がなければ、超過リターンは得られ無ことが確認された。また、ME(無)のデータセットは、GBM(幾何ブラウン運動)のみで構成された仮想の株価データセットであり、MES-PRA を用いても、超過リターンが得られていない。この結果より、モメンタム効果を持つ上昇株式でなければ、MES-PRA は統計的に有意に上昇モメンタム効果を検出でき無ことが示された。

まず、人工株価データセットに MES-PSA を適用した実験結果では、データセットにモメンタム効果が存在する場合は、超過収益が得られた。MES-PSA を適用した場合の最終資産倍率(AM:平均)が、1.73, 12.8, 60.0 倍となり、図 3 における 4 分位(0, 25, 50, 75, 100%)の箱ひげ図において、ME(弱)および ME(強)においてインデックスをアウトパフォームしており、Random-PSA のケースに比べて 10 倍弱・40 倍弱となっている。ただし、ME(無)のケースでは、超過収益は得られていない。よって、モメンタム効果の存在する人工および実際の株式データセットに MES-PSA を適用した場合のみ、超過収益が得られることが確認された。 さらに、モメンタム効果が大きくなれば、得られるリターンも大きくなることが示された。

本研究において用いた実際の株価データセット SP は、生存者バイアスの影響を受けている可能性がある[大矢 09]。よって、上場廃止銘柄を含めた生存者バイアスのないデータセット上で [Hou 17]らの指摘する一定以上の流動性基準を満たす株式を用いて、本提案手法が有用であるかを検証することを今後の課題とする。

第5章 株式市場における短期の平均回帰現象の検出

長期にわたる実際の株価データセットにおいて、取引コストを考慮してもインデックスをアウトパフォーマンスしている OLMAR (On-Line Moving Average Reversion)法に注目し、超過収益を得られる要因を分析することである。OLMAR 法は、移動平均から一時的に大きく下落(乖離)した株式が、移動平均に近づく現象により超過収益を得るポートフォリオ選択手法である [Li 12a, Li 13]。株価変動がランダムに近ければ、長期にわたり超過収益を得ることは困難であり、OLMAR 法が長期に超過収益を得られるとすれば、何らかの要因が存在しているはずである。

OLMAR 法のアルゴリズムについて、アルゴリズム 5.1,5.2 に示す。

まず、平均回帰を分離するための指標として、移動平均乖離率 (MAD: Moving Average Deviation rate)を用いる理由について説明する。まず、OLMAR 法は時点 t における、全銘柄の相対的な下落の大きさを比較して、最も大きく下落した株式を数銘柄選択する手法である。よって、時点 t における株式下落の相対的な大きさ比較はできても、絶対的な基準ではないため、全データを一定の基準で下落の大きさを指標化することには不向きである。よって、絶対的な基準による株式の下落の大きさを比較する手法である MAD を用いた。

MAD は以下の式(1),式(2)で表される。

$$\text{simpleMA}_t^n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_{t-k+1} \quad (1)$$

$$\text{MAD}_t^n = 100(P_t - \text{simpleMA}_t^n) / P_t \quad (2)$$

OLMAR 法で用いられている下落株式の選択を、移動平均乖離率(MAD)に基づく株式選別の有用性と、MAD 値により局面を分離することで、超過収益が得られる株価変動が存在することを示す。図4に、MAD と近傍の平均値をとるリターン曲線を示す。これにより、データセット SP には、平均回帰傾向が存在することがわかった。これは、MAD 値が、下位 1%未満の大きなマイナス乖離率を示すケースにおいて、日次リターンの上昇傾向(リターン $R > 1.0$)を、MAD-MRC(Moving Average Deviation rate filtered Mean Reverting Characteristics)と呼び、平均回帰傾向を示す局面の分離基準となる。まお、図に示した点は、全株式における日次データの MAD と翌日のリターンを示しており $N=1.4M$ である。

引用: Li, Bin, and Steven CH Hoi. "On-line portfolio selection with moving average reversion." *arXiv preprint arXiv:1206.4626* (2012).

アルゴリズム 5.1 Portfolio Selection with OLMAR

1: Input:

$\varepsilon > 1$: Reversion threshold;

$w \geq 3$: Window size;

X_1^n : Market sequence;

2: Output: S_n : Cumulative wealth after n^{th} periods

3: Procedure:

4: Initialization: $\mathbf{b}_1 = \frac{1}{m}\mathbf{1}$, $S_0 = 1$;

5: for $t = 1, 2, \dots, n$ do

6: Receive stock price relatives: \mathbf{X}_t

7: Calculate daily return and cumulative return:

$$S_t = S_{t-1} \times (\mathbf{b}_t \cdot \mathbf{X}_t)$$

8: Predict next price relative vector:

$$\tilde{X}_{t+1}(w) = \frac{1}{w} \left(1 + \frac{1}{X_t} + \dots + \frac{1}{\otimes_{i=0}^{w-2} X_{t-i}} \right)$$

9: Update the portfolio:

$$\mathbf{b}_{t+1} = \text{OLMAR}(\varepsilon, w, \tilde{X}_{t+1}, \mathbf{b}_t)$$

10: end for

アルゴリズム 5.2 OLMAR($\varepsilon, w, \tilde{X}_{t+1}, \mathbf{b}_t$)

1: Input:

$\varepsilon > 1$: Reversion threshold;

$w \geq 3$: Window size;

\tilde{X}_{t+1} : Predicted price relatives;

\mathbf{b}_t : Current portfolio;

2: Output: \mathbf{b}_{t+1} : Next portfolio;

3: Procedure:

4: Calculate the following variables:

$$\bar{x}_{t+1} = \frac{1^T \tilde{X}_{t+1}}{m}, \lambda_{t+1} = \max \left\{ 0, \frac{\varepsilon - \mathbf{b}_t \cdot \tilde{X}_{t+1}}{\|\tilde{X}_{t+1} - \bar{x}_{t+1} \mathbf{1}\|^2} \right\}$$

5: Update the portfolio:

$$\mathbf{b}_{t+1} = \mathbf{b}_t + \lambda_{t+1} (\tilde{X}_{t+1} - \bar{x}_{t+1} \mathbf{1})$$

6: Normalize \mathbf{b}_{t+1} :

$$\mathbf{b}_{t+1} = \arg \min \|\mathbf{b} - \mathbf{b}_{t+1}\|^2, \mathbf{b} \in \Delta_m$$

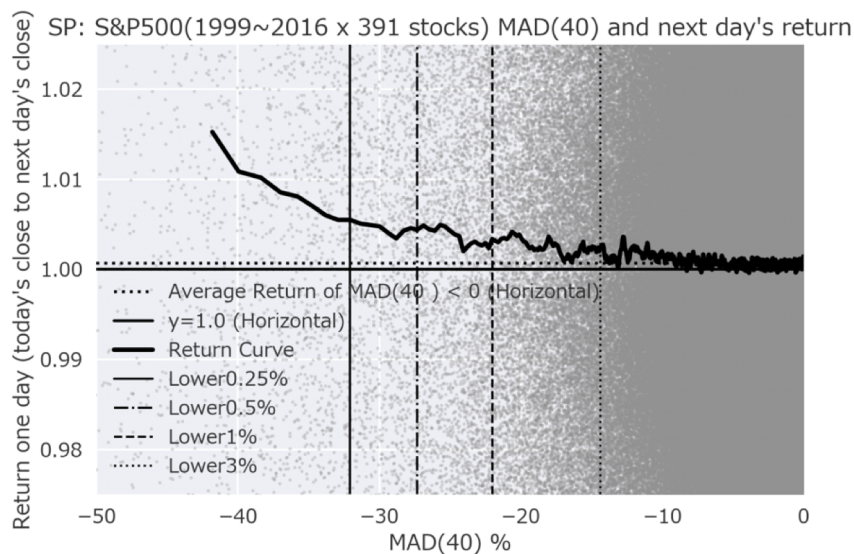


図4 SPの全データを用いた移動平均乖離率(40日のMOD)と翌日のリターンの分布とリターン曲線: 下位1.0%以下では、上昇・下落の不均衡が起これ、MADの値が小さいほど、翌日のリターンは高くなっている。なお、各縦線は左より移動平均乖離率下位0.5,1,3.5%を示している。近傍の2000ポイントの平均値を結んだものがリターン曲線(Return Curve)である。

なお、このMAD-MRCで確認された平均回帰効果を無効化する手法(InOperation)を提案し、無効化したデータを生成し比較した。InOperationとは、図4に示したMAD-MRCの翌日のリターン(Y軸)が、 $R > 1.0$ とそれ以外のケースの標準偏差が等しくなるようにデータセットを書き変える作業である。これにより、平均回帰傾向が無くなることを確認した。

次に、図5および図6に、データセットSP(S&P500)を用いたOLMAR法のシミュレーション結果を示す。図5は、平均回帰傾向を有するオリジナルデータによるシミュレーションであり、図6は、平均回帰特性を無効化したSP_modを用いたシミュレーションである。

図5では、SPデータ(米国の18年間のデータ)において、インデックスの年平均リターンは13.4%であるのに対し、OLMAR法は34.5%と高いリターンとなっている。ただし、最大ドローダウン(MDD)は49.5%から98.28%に拡大しており、一時的に資産価格は1/50以下になっており、高いリスクが認められた。これにより、[Li 15]で記載されている、高いリターンが得られると同時に、最大ドローダウン・リスクが高いという問題が再確認された。

データ SP: インデックスおよびOLMAR,OLMAR_randomの資産価格の変化

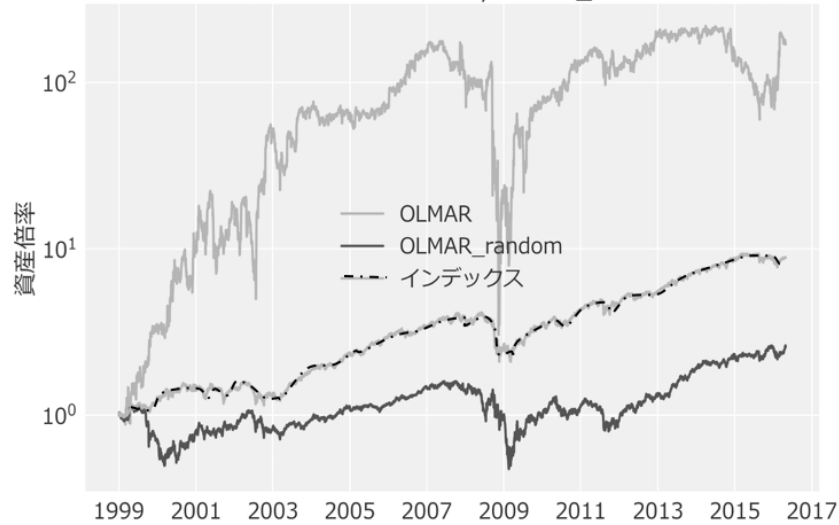


図5 SPデータ(米国S&P500構成銘柄)におけるインデックスおよびOLMAR, OLMAR_random法による資産価格の変化: SPデータにおいて, 取引コスト0.3%で40日の移動平均を用いたケースの結果である. OLMAR法は, インデックスをアウトパフォームし, 資産倍率は170倍程度となっている.

データ SP_mod: インデックスおよびOLMAR,OLMAR_randomの資産価格の変化

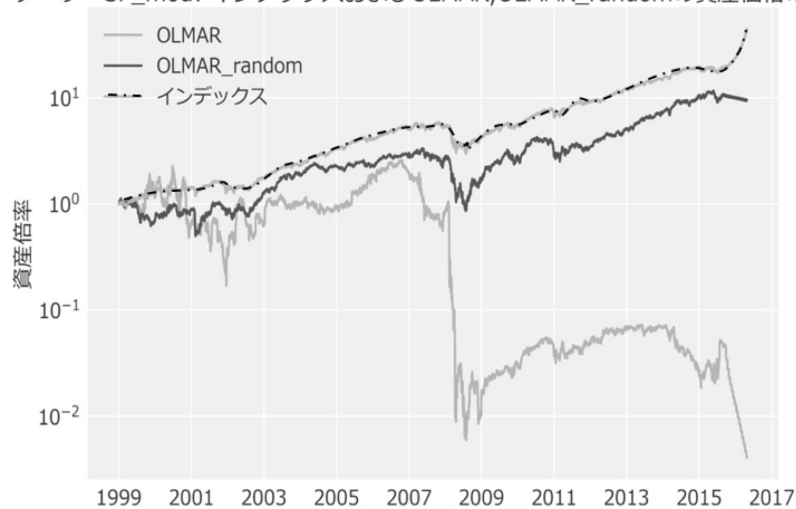


図6 SP_mod(米国S&P500構成銘柄)データにおいて, 取引コスト0.3%で40日の移動平均を用いたケースの結果: 平均回帰傾向が無効化されたデータSP_modにおいては, OLMAR法は, インデックスが上昇しているにもかかわらず, 下落している. OLMAR法のように, 株価の変動特性の一部を利用した手法では, インデックスの変化と関係なく, 特性の大きさがパフォーマンスに反映され, その特性が無効化されると, 優位性が認められないことが示された. よって, OLMAR法に適した変動特性である「平均回帰特性を持つ株式データセット」のみで, 超過収益が得られることがわかった.

図6では、SP_mod を用いたシミュレーション結果を示す。SP_mod を用いたシミュレーションでは、インデックスは40倍以上に資産が上昇しているのに、OLMAR法の資産は大きく下落している。Hurst指数の平均が、平均回帰傾向($H < 0.5$)から、トレンド傾向($H > 0.5$)に変化したことで、下落する株式はさらに下落する傾向に変化した可能性がある。OLMAR法のように限られた特性を利用した手法では、株価における変動特性の僅かな違いが、資産価格に対して指数関数的な影響を与えるため、パフォーマンスに大きな影響を与えることに注意する必要がある[Rasheed 04, Carbon 04]。

同様の検証を、Nikkei 225のデータを用いたシミュレーションをおこなった。それらの結果を表1に示す。

これらの結果から、以下のことがわかった。

- 1) 新たな日米のデータセットで、OLMAR法は取引コストを考慮しても、インデックスを上回ることが確認でき、平均回帰特性の無効化により、その優位性が無くなった。
- 2) OLMAR法は、平均回帰特性を用いた手法である。MAD(移動平均乖離率)を用いて、図4でも示した「乖離率の下位1パーセント以下で起こるリターンが高くなる傾向」である MAD-MRC を利用した手法である。
- 3) OLMAR法は、非常に限られた特性を用いる手法のため、平均回帰特性が無効化されたことで、OLMAR法の優位性が無くなり(図6, 表1), 超過収益が得られる要因が、MADの下位1%の平均回帰特性であるMAD-MRCに依存していることがわかった。 なお、OLMAR_random法による資産価格は、インデックスに追随するが、取引コストにより、インデックスより低いリターンとなる。

表 1: データセットの平均回帰特性(MAD-MRC)の無効化と OLMAR 法のパフォーマンスの関係

各データと手法によるパフォーマンスの違い

データと手法	資産倍率 <i>Higher is better</i>	年平均リターン <i>Higher is better</i>	最大ドローダウン <i>Lower is better</i>
SP: OLMAR	170.08	34.57%	98.28%
SP: Index	8.86	13.44%	49.56%
SP_mod: OLMAR	0.004	-27.22%	99.84%
SP_mod: Index	44.47	24.53%	49.80%
NK: OLMAR	6.29	11.51%	89.13%
NK: Index	2.62	5.88%	63.97%
NK_mod: OLMAR	0.15	-10.62%	95.87%
NK_mod: Index	4.12	8.76%	65.71%

SPおよびNKではOLMAR法の優位性があり, SP_mod,NK_modでは平均回帰特性であるMAD-MRCが無効化されており, その優位性は認められない。

第6章 結論

本論文では、高いパフォーマンスを得られる資産運用手法を実現するために、株式市場に存在する特徴的な性質を利用することを提案し、それらを効率的に利用することで、超過収益を得られることを示した。既存研究では、株式のトレード、予測モデルおよび、ポートフォリオ選択手法(PSA)を用いた資産運用の研究が多数行われているが、重要な対象である株式データセットの「特徴的な性質」についての分析は積極的に行われていない。本研究の対象とした「モメンタム効果」および「平均回帰」についても、アノマリーとして扱われ、特異的(通常ではありえない)な現象または外れ値として分析されることが一般的であった。

しかしながら、本研究では、少数の研究者により行われたアノマリーの利用という観点に立ち、その検出と利用を効率的に行うことを提案した。モメンタム効果の発生メカニズムをモデル化し、現実世界との対応付けを行い、超過収益が得られる要因を分析した。そして、その発生局面を分離可能とすることにより、より深いレベルで株式市場の特徴的な性質と PSA の効率性に関する理解を深めた。第 2 章では関連研究を示し、第 3 章では本研究の概要を示し、第 4 章ではモメンタム効果を、第 5 章では平均回帰について述べた。

第 2 章の「関連研究」では、本論文に関係する研究をまとめ、それらの研究と本論文の関わりやアプローチの違いについて述べた。株式市場のモデル化においては、本研

究の目的である超過収益を得られることを示すために、「投資家や株式市場がお互いに影響を与えない」株価変動が事前に決定されたモデルを用いた。経済学的アプローチについては、パッシブ運用とアクティブ運用の違いに始まり、平均・分散モデルおよびCAPMについて説明し、スマートベータについて述べたが、経済学的アプローチに属する手法が、現段階では明らかな優位性を実現していないことも述べた。さらに、工学的アプローチとして、ポートフォリオ選択手法が長期投資に適しており、その中で実際に機能するアルゴリズムは、アノマリーである「モメンタム効果」を利用したWML法および、「平均回帰」を利用したOLMAR法であることを示した。

第3章の「本研究の概要と位置づけ」では、第2章で示された結果に基づき、その研究目的を設定するとともに、その研究の位置づけを明確にした上で、その背景を説明し、それらを踏まえて概要を説明した。本研究の具体的内容は、第4章：モメンタム効果のモデル化とポートフォリオ選択手法(PSA)の提案、第5章：株式市場における短期の平均回帰現象の検出、第6章：モメンタム効果および平均回帰の指標化であり、その内容を図により説明した。

第4章の「モメンタム効果を利用したポートフォリオ選択手法(PSA)」では、提案手法である外的要因によりモメンタム効果を発生させるEFMEモデルを用いて、モメンタム効果を有する人工株価データセットの生成し、それを用いた実験を行った。モメンタム効果(量)の簡易指標であるAveMoE⁺を提案するとともに、それを用いてデータセットにおけるモメンタム効果の大きさを計測した。そして、本提案手法である上昇モメンタム効果評価スコアを用いたポートフォリオ選択手法MES-PSAを、人工および実際の株価データセットに適用し、データセットがモメンタム効果を有する場合には、超過収益が得られることを示した。また、EFMEモデルと現実世界の対応について述べ、モメンタム効果が、機関投資の行動により発生し、それを代替する手段がないため、モメンタム効果が長期に存在している可能性があることを指摘した。

第5章の「株式市場における短期の平均回帰の検出」では、OLMAR法が超過収益を得られる要因を示した。OLMAR法は優秀な手法であり、日米2つのデータセットの両方で、超過収益が得られることを確認した。さらに、MADを用いてリターン曲線を求めると、両データセットにおいて、統計的に優位な日次リターンにおける「平均回帰傾向」が示された。そして、InOperationによる平均回帰傾向の無効化により、両データセットのリターン曲線に平均回帰傾向が無くなったことを確認した。さらに、無効化されたデータセットにOLMAR法を適用すると、優位性はなくなり年平均リターンはマイナスとなった。よって、OLMAR法はMAD-MRCにより分離される局面の平均回帰傾

向を利用して超過収益を得ていることを確認し、OLMAR 法の優位性は MAD-MRC に依存していることを示した。

本研究では、ファンダメンタルの評価を用いずに、株価データのみを用いる PSA を用いて超過収益を得ることに重点を置いたが、今後は、ファンダメンタルだけでなく、有価証券や Twitter 等のテキスト解析結果を加えた分析を行う必要がある。また、PSA においても、短い時間枠(分次データ)におけるトレード戦略なども研究対象となるであろう。機械学習技術を用いることで、パフォーマンスの高い資産運用手法の構築ができれば、人工知能の応用例として大きなインパクトを社会に与えることになる。今後は、人工知能や機械学習技術の進歩により、資産運用やトレードという世界においても、新たな発見や進歩・革新が起こることは明らかである。上記の課題を実現することで、十分に実用的かつ、優位性のある資産運用手法の構築が可能になると考える。ただし、今後の課題として、個別の手法の最適化がマクロに影響を及ぼす「マイクロ-マクロリンク」の影響が、より根本的な問題として台頭してくる恐れがある。よって、今後は、人工市場を中心としたメタレベルの解析を、現実と照合しながら研究を進めていくことが重要となる。

参考文献

- [Adebiyi 14] Adebiyi, Ayodele Ariyo, Aderemi Oluyinka Adewumi, and Charles Korede Ayo. "Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction." *Journal of Applied Mathematics* 2014 (2014).
- [Agarwa 06] Agarwal, Amit, et al. "Algorithms for portfolio management based on the newton method." *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*. ACM, 2006.
- [Ang 16] Ang Andrew, “資産運用の本質 -ファクター投資への体系的アプローチ”(原本 “Asset Management”), きんざい, 2016
- [Atsalakis 09] Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques—Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5932-5941.
- [Atsalakis 10] Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2010). Surveying stock market forecasting techniques—part I : Conventional methods. *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*, 2(1), 45-92.
- [Axelrod 97] Axelrod, Robert. "Advancing the art of simulation in the social sciences." *Simulating social phenomena*. Springer Berlin Heidelberg, 1997. 21-40.
- [Axtell 00] Axtell, Robert. "Why agents?: on the varied motivations for agent computing in the social sciences." (2000).
- [Aya 17] Aya Soe, (2017). SPIVA U.S. Scorecard. <https://us.spindices.com/documents/spiva/spiva-us-year-end-2016.pdf>

- [**Bondt 89**] De Bondt, Werner FM, and Richard H. Thaler. "Anomalies: A mean-reverting walk down Wall Street." *Journal of Economic Perspectives* 3.1 (1989): 189-202.
- [**Bogle 97**] Bogle, John C.[1997]"The First Index Mutual Fund: A History of Vanguard Index Trust and the Vanguard Index Strategy"April 1997.
- [**Boyacioglu 10**] Boyacioglu, Melek Acar, and Derya Avci. "An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: the case of the Istanbul stock exchange." *Expert Systems with Applications* 37.12 (2010): 7908-7912.
- [**Borodin 04**] BORODIN, A., EL-YANIV, R., AND GOGAN, V. 2004. Can we learn to beat the best stock. *Journal of Artificial Intelligence Research* 21, 579–594.
- [**Burton 18**] Katherine Burton, The Algos at \$52 Billion Two Sigma Are Struggling to Make Money, <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-03-14/two-sigma-hedge-funds-see-slow-start-in-2018-as-quants-struggle> (2018)
- [**Carbone 04**] Carbone, Anna, Giuliano Castelli, and H. Eugene Stanley. "Time-dependent Hurst exponent in financial time series." *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 344.1 (2004): 267-271.
- [**Chen 01**] Chen, Shu-Heng, and Chia-Hsuan Yeh. "Evolving traders and the business school with genetic programming: A new architecture of the agent-based artificial stock market." *Journal of Economic Dynamics and Control* 25.3-4 (2001): 363-393.
- [**Chen 02**] Chen, Shu-Heng, and Chia-Hsuan Yeh. "On the emergent properties of artificial stock markets: the efficient market hypothesis and the rational expectations hypothesis." *Journal of Economic Behavior & Organization* 49.2 (2002): 217-239.
- [**Coven 91**] COVER, T. M. 1991. Universal portfolios. *Mathematical Finance* 1, 1, 1–29.
- [**Coven 96**] Universal data compression and portfolio selection. In *Proceedings of the Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science*. 534–538.
- [**Das 98**] Das, Gautam, et al. "Rule Discovery from Time Series." *KDD*. Vol. 98. No. 1. 1998.
- [**Das 11**] DAS, P. AND BANERJEE, A. 2011. Meta optimization and its application to portfolio selection. In *Proceedings of International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- [**Esfahanipour 11**] Esfahanipour, Akbar, and Parvin Mardani. "An ANFIS model for stock price prediction: The case of Tehran stock exchange." *Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2011 International Symposium on*. IEEE, 2011.
- [**Fama 70**] Malkiel, Burton G., and Eugene F. Fama. "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work." *The journal of Finance* 25.2 (1970): 383-417.
- [**Fama 92**] Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "The cross - section of expected stock returns." *the Journal of Finance* 47.2 (1992): 427-465.
- [**Fama 98**] Fama, Eugene F. "Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance1." *Journal of financial economics* 49.3 (1998): 283-306.
- [**Fama 12**] Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "Size, value, and momentum in international stock returns." *Journal of financial economics* 105.3 (2012): 457-472.

- [Fu 01] Fu, Tak-chung, et al. "Pattern discovery from stock time series using self-organizing maps." *Workshop Notes of KDD2001 Workshop on Temporal Data Mining*. 2001.
- [Gaivoronski 00] Gaivoronski, Alexei A., and Fabio Stella. "Stochastic nonstationary optimization for finding universal portfolios." *Annals of Operations Research* 100.1 (2000): 165-188.
- [Gyorfi 08] GYO " RFI, L., UDINA, F., AND WALK, H. 2008. Nonparametric nearest neighbor based empirical portfolio selection strategies. *Statistics and Decisions* 26, 2, 145–157.
- [Helmbold 97] Helmbold, David P., et al. "A comparison of new and old algorithms for a mixture estimation problem." *Machine Learning* 27.1 (1997): 97-119.
- [Helmbold 98] Helmbold, David P., et al. "On - Line Portfolio Selection Using Multiplicative Updates." *Mathematical Finance* 8.4 (1998): 325-347.
- [Hou 17] Hou, Kewei, Chen Xue, and Lu Zhang. Replicating Anomalies. No. w23394. National Bureau of Economic Research, 2017.
- [Hung 13] HUANG, D., ZHOU, J., LI, B., HOI, S. C., AND ZHOU, S. 2013. Robust median reversion strategy for on-line portfolio selection. In Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence.
- [Hung 16] Huang, Dingjiang, et al. "Robust median reversion strategy for online portfolio selection." *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 28.9 (2016): 2480-2493. [Jegadeesh 93] 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.
- [Jegadeesh 93] 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.
- [Jegadeesh 02] Jegadeesh, Narasimhan, and Sheridan Titman. "Profitability of momentum strategies: An evaluation of alternative explanations." *The Journal of finance* 56.2 (2001): 699-720.
- [Jiang 17] Jiang, Zhengyao, Dixing Xu, and Jinjun Liang. "A Deep Reinforcement Learning Framework for the Financial Portfolio Management Problem." *arXiv preprint arXiv:1706.10059* (2017).
- [Kumar 17] Nishart Kuma, ヘッジファンドが直面する新時代、A I はバフェット氏に勝てるのか, <https://www.bloomberg.co.jp/news/articles/2017-12-05/P0HIYJ6K50XS01> (2017)
- [Li 11] LI, B., HOI, S. C., ZHAO, P., AND GOPALKRISHNAN, V. 2011b. Confidence weighted mean reversion strategy for on-line portfolio selection. In Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Statistics.
- [Li 11b] LI, B., HOI, S. C., AND GOPALKRISHNAN, V. 2011a. Corn: Correlation-driven nonparametric learning approach for portfolio selection. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 2, 3, 21:1–21:29.
- [Li 12a] Li, Bin, and Steven CH Hoi. "On-line portfolio selection with moving average reversion." *arXiv preprint arXiv:1206.4626* (2012).
- [Li 12b] LI, B., ZHAO, P., HOI, S., AND GOPALKRISHNAN, V. 2012. Pamr: Passive aggressive mean reversion strategy for portfolio selection. *Machine Learning* 87, 2, 221–258.

- [Li 13] LI, B., HOI, S. C., ZHAO, P., AND GOPALKRISHNAN, V. 2013. Confidence weighted mean reversion strategy for online portfolio selection. In *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*. Vol. 7. 4:1–4:38.
- [Li 14] Li, Bin, and Steven CH Hoi. "Online portfolio selection: A survey." *ACM Computing Surveys (CSUR)* 46.3 (2014): 35.
- [Li 15] Li, Bin, et al. "Moving average reversion strategy for on-line portfolio selection." *Artificial Intelligence* 222 (2015): 104-123.
- [Li 16] Li, Bin, Doyen Sahoo, and Steven CH Hoi. "OLPS: a toolbox for on-line portfolio selection." *Journal of Machine Learning Research* 17.35 (2016): 1-5.
- [Lin 17] Lin, Xiao, et al. "Boosting Moving Average Reversion Strategy for Online Portfolio Selection: A Meta-learning Approach." *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*. Springer, Cham, 2017.
- [Nakagawa 17] Nakagawa, Kei, Mitsuyoshi Imamura, and Kenichi Yoshida. "Stock Price Prediction with Fluctuation Patterns Using Indexing Dynamic Time Warping and Nearest Neighbors." *JSAI International Symposium on Artificial Intelligence*. Springer, Cham, 2017.
- [Novy-Marx 12] Novy-Marx, Robert. "Is momentum really momentum?." *Journal of Financial Economics* 103.3 (2012): 429-453.
- [Marathe 05] Marathe, Rahul R., and Sarah M. Ryan. "On the validity of the geometric Brownian motion assumption." *The Engineering Economist* 50.2 (2005): 159-192.
- [Markowitz 00] Markowitz, Harry M., and G. Peter Todd. *Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets*. Vol. 66. John Wiley & Sons, 2000.
- [Nair 17] Nair, Binoy B., et al. "Clustering stock price time series data to generate stock trading recommendations: an empirical study." *Expert Systems with Applications* 70 (2017): 20-36.
- [Nassirtoussi 14] Nassirtoussi, Arman Khadjeh, et al. "Text mining for market prediction: A systematic review." *Expert Systems with Applications* 41.16 (2014): 7653-7670.
- [Norges Bank Investment Management 14] Norges Bank Investment Management "Benchmark Design for An Active Investment Process", Discussion Notes, June 2014.
https://www.nbim.no/globalassets/documents/discussion-paper/2014/nbim_discussionnotes_6-14.pdf
- [Nyukosa 15] Nyukosa, Favour M., Michael A. Osborne, and Stephen J. Roberts. "Adaptive Bayesian Optimisation for Online Portfolio Selection." *Workshop on Bayesian Optimization at NIPS*. Vol. 2015. 2015.
- [Pai 05] Pai, Ping-Feng, and Chih-Sheng Lin. "A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting." *Omega* 33.6 (2005): 497-505.
- [Postali 06] 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.
- [Runggaldier 03] Runggaldier, Wolfgang J. "Jump-diffusion models." *Handbook of heavy tailed distributions in finance* 1 (2003): 169-209.

- [**Qian 04**] Qian, Bo, and Khaled Rasheed. "Hurst exponent and financial market predictability." Proceedings of The 2nd IASTED international conference on financial engineering and applications. 2004.
- [**Rasheed 04**] Rasheed, Bo Qian Khaled, and B. Qian. "Hurst exponent and financial market predictability." IASTED conference on Financial Engineering and Applications (FEA 2004). 2004.
- [**Schumaker 09**] Schumaker, Robert P., and Hsinchun Chen. "A quantitative stock prediction system based on financial news." *Information Processing & Management* 45.5 (2009): 571-583.
- [**Sharpe 64**] Sharpe, William F. (1964), "Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk", *The Journal of Finance* 19 (3): 425-442, doi:10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x
- [**Sharpe 94**] Sharpe, William F. "The sharpe ratio." *The journal of portfolio management* 21.1 (1994): 49-58.
- [**StockEdge 15**] StockEdge, "市場平均に勝てることは既実証されている！？” Online Portfolio Selection について, <http://archive.fo/KVXqy>
- [**Umino 18**] Kazunori, Umino and Takao Terano. "Detecting Short-Term Mean Reverting Phenomenon in the Stock Market and OLMAR Method." *New Frontiers in Artificial Intelligence* (2018): 140.
- [**Vovk 97**] Derandomizing stochastic prediction strategies. In Proceedings of the tenth annual conference on Computational learning theory. 32–44.
- [**Vovk 98**] VOVK, V. G. AND WATKINS, C. 1998. Universal portfolio selection. In Proceedings of the Annual Conference on Learning Theory. 12–23.
- [**Vovk 99**] Vovk, Vladimir. "Derandomizing stochastic prediction strategies." *Machine Learning* 35.3 (1999): 247-282.
- [**Vovk 01**] Competitive on-line statistics. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique* 69, 2, 213–248.
- [**Wang 96**] Wang, Jung-Hua, and Jia-Yann Leu. "Stock market trend prediction using ARIMA-based neural networks." *Neural Networks, 1996., IEEE International Conference on*. Vol. 4. IEEE, 1996.
- [**Xing 16**] Xing, Frank Z., Erik Cambria, and Roy E. Welsch. "Natural language based financial forecasting: a survey." *Artificial Intelligence Review* (2017): 1-25.
- [**Yu 13**] Yu, H., Nartea, G. V., Gan, C., & Yao, L. J. (2013a). Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: Recent evidence from Southeast Asian stock markets. *International Review of Economics and Finance*, 25, 356–371.
- [**和泉 00**] 和泉潔, and 植田一博. "人工市場入門 (< 特集> 「人工市場」)." *人工知能学会誌* 15.6 (2000): 941-950.
- [**和泉 03**] 和泉潔, 人工市場 市場分析の複雑系アプローチ, 森北出版(2003).
- [**和泉 09**] 和泉潔, 鳥海不二夫, and 松井宏樹. "現実の金融市場へ近づく人工市場 (< 特集> ファイナンスにおける人工知能応用)." *人工知能学会誌* 24.3 (2009): 408-415.
- [**和泉 12**] 和泉 潔:第 3 章 金融市場 – 人工市場の観点から, 杉原 正顯(編),

計算と社会 (岩波講座 計算科学 第 6 巻), 岩波書店 (2012)

[大矢 09] 大矢倫靖, 中山慎一郎, and 鳥海不二夫. "株式取引エージェントの実用化に向けて: 株式自動売買プラットフォーム・カブロボにおける例 (< 特集> ファイナンスにおける人工知能応用)." *人工知能学会誌* 24.3 (2009): 385-391.

[小原 16] 小原篤次. "人工知能・フィンテック時代の資産運用ビジネススマートベータ運用で始まる大転換一." (2016).

[刈谷 92] 刈屋武昭, and 勝浦正樹. "株価・為替レート時系列変動の長期依存性の検証." *一橋論叢* 108.6 (1992): 939-946.

[金澤 16] 金澤輝代士, et al. "多体確率過程論を用いた外国為替市場の記述." *自動制御連合講演会講演論文集 第 59 回自動制御連合講演会*. 自動制御連合講演会, 2016.

[兼平 03] 兼平大輔, et al. "学習エージェントを導入した人工市場における均衡価格の検証." *情報処理学会研究報告知能と複雑系 (ICS)* 2003.8 (2002-ICS-131) (2003): 105-110.

[喜多 01] 喜多一, 出口弘, and 寺野隆雄. "U-MART: 経済学と工学をエージェントが結ぶ." 第 10 回マルチ・エージェントと協調計算ワークショップ (MACC2001)(2001.11. 16-17) (2001).

[喜多 02a] 喜多一, & 福本力也. (2002). 多目的遺伝的アルゴリズムを用いた人工市場研究のための取引エージェントの構成 (< 論文特集> 「エコノフィジックス」). *シミュレーション*, 21(2), 154-161.

[五島 14] 五島圭一, 高橋大志, and 寺野隆雄. "市場情報を用いたニュース記事評価と価格分析." *経営課題に AI を! ビジネス・インフォマティクス研究会資料* 1.1 (2014).

[五島 15] 五島圭一, 高橋大志, and 寺野隆雄. "ニュースのテキスト情報から株価を予測する." *第 29 回人工知能学会全国大会* (2015).

[塩沢 98] 塩沢由典 『市場の秩序学— 反均衡 から複雑系へ 』筑摩書房 1990:1998 年

[末重 16] 末重拓己, et al. "20pBU-2 板情報からみる市場参加者の行動の統計的性質." *日本物理学会講演概要集* 71.1. 一般社団法人 日本物理学会, 2016.

[高橋 04] 高橋大志. "行動ファイナンスとエージェントベースモデル." *オペレーションズ・リサーチ* 49.3 (2004): 148-153.

[高橋 06] 高橋大志, and 寺野隆雄. "金融市場におけるマイクロマクロリンクの解明: 自信過剰な投資家の出現." *情報処理学会論文誌* 47.5 (2006): 1433-1442.

[高安 01] 高安秀樹, 高安美佐子 『エコノフィジックス—市場に潜む物理法則』日本経済新聞社(2001)

[田中 08] 田中美栄子, and 徳岡聖二. "テクニカル指標の動的選択と tick 価格予測." *情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM)* 49.SIG4 (TOM20) (2008): 88-92.

[出口 95] 出口弘. "人工経済のマルチエージェントモデル." *情報処理学会研究報告知能と複雑系 (ICS)* 1995.105 (1995-ICS-102) (1995): 19-24.

[出口 00] 出口弘, et al. "座談会: 「人工市場を研究する社会的および学問的意義」 (< 特集> 「人工市場」)." *人工知能学会誌* 15.6 (2000): 982-989.

[出口 04] U-Mart プロジェクト 出版レポート
www.u-mart.org/html/contents/documents/UMartPamphlet.pdf

- [寺野 00] 寺野隆雄, and 倉橋節也. "エージェントシミュレーションと人工社会・人工経済 (< 特集> 「人工市場」)." *人工知能学会誌* 15.6 (2000): 966-973.
- [寺野 03a] 寺野隆雄. "エージェントベースモデリング: KISS 原理を超えて (< 特集> 複雑系と集合知)." *人工知能学会誌* 18.6 (2003): 710-715.
- [寺野 03b] 寺野隆雄監訳 対立と強調の科学- エージェント・ベースモデルによる複雑系の解明, ダイヤモンド社 (2003) (Axelrod, R *The Complexity of Xoooperation Agent-Based models of Competition and Collavoration*, Princeton University Press (1997))
- [徳岡 07] 徳岡聖二, and 田中美栄子. "進化計算による tick 価格変動のトレンド予測." *情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM)* 48.SIG19 (TOM19) (2007): 68-74.
- [徳野 13] "スマートベータ"のパフォーマンス特性-実務家による実務家のための実用 ガイド 『証券アナリストジャーナル』 2003 年 11 月号、27-36 ページ.
- [中川 17] 中川 慧, 今村 光良, and 吉田 健一. "株価変動パターンの類似性を用いた株価予測." 第 31 回日本人工知能学会 予稿集.
- [中島(Ed.) 06] 中島義裕, "U-Mart Project Pamphlet 日本語版, <http://www.u-mart.org/html/contents/documents/UMartPamphlet.pdf>
- [中村 08] 中村覚, et al. "クォートドリブン市場におけるマーケットメーカーの戦略最適化." *人工知能学会全国大会論文集 2008 年度人工知能学会全国大会 (第 22 回) 論文集*. 社団法人 人工知能学会, 2008.
- [並河 07] 並河悠介, et al. "行動ファイナンス理論に従うエージェントの市場取引への影響について." (2007).
- [野沢 14] GPIF:国内株運用に日経 400、スマートベータ採用-J-REIT も 『ブルームバーグ・ニュース』 2014 年 4 月 7 日. <https://www.bloomberg.co.jp/news/articles/2014-04-06/N3M3MI6K50XS01>
- [藤林 13] 藤林 宏, 経済ファクターとアセット・アロケーション戦略, <https://www.smtb.jp/business/pension/information/center/operation/pdf/paper21.pdf>
- [水田 12] 水田孝信, 八木勲, and 和泉潔. "現実の価格決定メカニズムを考慮した人工市場の設定評価手法の開発." *人工知能学会論文誌* 27.6 (2012): 320-327.
- [水田 15] 水田孝信, et al. "人工市場シミュレーションを用いた取引システムの高速度が価格形成に与える影響の分析日本取引所グループ." *JPX ワーキング・ペーパー* 9 (2015).
- [みずほ総合研究所 15] 年金運用資産におけるスマートベータを考える 『年金コンサルティングニュース』 2015 年 9 月号. http://www.mizuho.co.jp/publication/sl_info/pension/pdf/pension_news201509.pdf
- [山崎 16] 強い理論, 弱い理論, <https://diamond.jp/articles/-/8412>