

ソフト・コンピューティングによる ポートフォリオ・リスク低減モデルの提案

海野一則^{*1} 山田隆志^{*2} 寺野隆雄^{*1}

Kazunori Umino, Takashi Yamada, and Takao Terano

^{*1} 東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

^{*2} 山口大学
Yamaguchi Univ.

Abstract: サブプライム・ショック以降は、投資家はポートフォリオの運用においてダウンサイド・リスクに敏感になっている。ダウンサイド・リスクとして、最大ドローダウンを低減させることは長期の運用において重要な課題である。近年、機械学習を用いた株価予測およびARCH・GARCHを用いたボラティリティの予測についての研究は数多く行われている。しかしながら、それらの結果をダウンサイド・リスク低減にどのように反映させるかについては、明確化されていない。また、ダウンサイド・リスクの予測と、それに基づくリスク低減手法も具体化されているとは言い難い。我々は、株式指数やポートフォリオのモーメンタムを検知し、ダウンサイドへのモーメンタムに対して逐次的にリスク資産への投資比率を調整することで、資産価格全体のドローダウンおよびボラティリティを低減する手法を提案する。本提案は、ファンダメンタルな情報を用いず、株価データのみからリスク低減を行うモデルを提案する。株式指数およびランダムに生成されたポートフォリオの資産価格の変化を、Holt-Winters法を用いて平滑化を行うことにより、変化点の検出精度を高めた。さらに、モーメンタムを検出し適切なリスク資産の調整を行うことで、シャープ・レシオやカルマー・レシオ(年平均リターン/最大ドローダウン)のリスク調整済みリターンにおいて一定の成果を上げることができた。しかしながら、有効性の少ない変動パターンも数多く存在するため、その課題についても述べる。

1. はじめに

近年、サブプライム・ショックや中国の経済不安などで長期投資におけるリスク管理の重要度が増している[Park 11]。しかしながら、金利低下により投資の必要性も再認識されている。このような環境下で、よりダウンサイド・リスクの低い投資戦略が求められている。ファイナンス分野におけるポートフォリオのリスク評価の対象は主としてボラティリティであり、CAPMを前提とした場合にシャープ・レシオ(SR)によりポートフォリオの効率性が計測される[Sharpe 94]。また、もう一つのリスク評価指標は、一時的な下落の最大幅を示す最大ドローダウン(MDD)である。これを用いた評価がカルマー・レシオ(CR)である[Magdon 04]。投資家は、リターンの向上とリスクの減少を相対的に考えるとすれば、リターンが低下したとしても、それ以上にリスクが低下すれば一定の評価が得られるものと考えられる。近年、注目されているスマートベータ型投信は一定の方針に従い株式選択することで、パッシブ運用に対して、より高収益や底リスクを目指すものであり[Arnott 13]、銘柄選択により優位性を持つものである。

中長期におけるリスクを回避するための手法として、株式市場の予測手法と関係が深いと考えられる。主に研究されている予測手法は、株価のボラティリティを予測する方法と株価の変動を機械学習により予測する手法である。ボラティリティは株価下落の際に増大する傾向が強く、ボラティリティ・クラスタリングと言われる変動の大きさの持続性を持つため中長期の予測が可能であると言われている。GARCHおよびその拡張手法などによりリターン予測への応用研究が行われた[Glosten 93]。

一方、株式や通貨の価格変動を予測するために、様々な手法が開発されてきた[Atsalakis 09]。代表的なものとしては、ファジー推論とニューラルネットのハイブリッド手法である Anfis が

開発され[Jang 93], 実際の株式の価格予測などにも応用されている[Boyacioglu 10]. さらに, 複数の機械学習において, 最適な素性選択を行う Wrapper アプローチと複数の機械学習による投票結果により最終決定する手法の合成により予測精度を上げる株価予測の手法が開発された[Hung 08]. しかしながら, これらの論文においては検証期間が短く, 数ヶ月から数年程度である. さらに, 殆どのケースにおいて1日先の終値の予測における評価であり, 1ヶ月より長期の予測手法については, 月次データを使うなどの方法は提案されているが[Campbell 08], 高い予測精度を持つ手法には至っていない. 一般的なポートフォリオ運用においては, 株式の入れ替えを少なくすることでマーケット・インパクトを減らし, スイッチングコストなどの運用コストを減らすことに細心の注意を払ってきた. つまり, 一日毎の価格の上下が予測できたとしても, それに応じて売買を繰り返すことは非現実的であり, 売買により発生する運用コストが得られる収益より大きくなってしまう. よって, 1ヶ月程度先の中期の予測に基づき, 価格下落の可能性が高い時はリスク資産の比率を下げることでポートフォリオ全体のリスクを減少させることが現実的である. S&P500 指数において, ファクターモデルに従い, 市場におけるモーメンタムの変化の詳細な報告がある[Chen 04]. 我々は, 市場において発生しているモーメンタムを精度よく検知することで, 超過収益を得ることやダウンサイド・リスクの予測が行える可能性があると考えた.

本提案手法は, 株式市場の下落が予測される際に, リスク資産を安全資産である国債や格付けの高い債権などに移行し, 運用資産全体の評価額の MDD およびボラティリティの低減を期待するモデルである. つまり, 能動的なリスク資産の配分比率の調整により, ダウンサイド・リスクを減少させるモデルである. また, このモデルは, 対象を株式指数だけでなくポートフォリオに応用することで, 一般的なポートフォリオ運用におけるダウンサイド・リスク低減に応用可能なモデルでもある. ポートフォリオ全体を1つの資産としてリスクの低減を行うものである. この利点は, 銘柄選択における最適化と併用できることにある. 本提案手法の特徴としては, 時系列データの平滑化を行なう際に, 移動平均のような時間遅れの影響を可能なかぎり小さくすること. さらに, 株式市場の大きな下落にモーメンタムが関係していることに注目し[Ang 06], モーメンタム検出およびリスクポジション調整ルールを組み合わせることで実現した. 本モデルの検証対象として, 過去 65 年間の米国 S&P500 株式指数・過去 31 年間の日経 225 株式指数・過去 25 年間の上海総合株価指数を対象とした. さらに, 過去 20 年 S&P500 に属している 385 銘柄を対象に, ランダムに 20 銘柄を選択しポートフォリオを構成した場合の提案モデルのリスク低減効果について評価した.

2. 提案手法

本提案手法であるモーメンタム・モデルは, 株式市場におけるモーメンタムに対してリスクを一定比率で増減させるモデルである. つまり, 何らかのダウンサイド・リスクの発生に対して, その大きさではなく時間的な持続性に着目したものである. ダウンサイドへのモーメンタム検出中は, リスク資産を継続的に減少させ, リスク資産の最低保持比率まで減少させる. ダウンサイドのモーメンタムが検出できない時は, リスク資産を増加させ, 全資産をリスク資産に移行した時点でリスク調整は終了とする.

モーメンタム・モデルは, 様々な価格変動のパターンに対して適用可能なモデルとして提案するものであり, 価格データのみから予測を行なう. パラメータ鋭敏性をなるべく回避し, 株式指数やポートフォリオのダウンサイド・リスクを低減させながら, 可能な限り高いリターンを得ること. 少なくとも, リスク調整済みリターンをオリジナルの時系列より向上させるものである. 処理手順を Algorithm1 および Algorithm2 に示す.

Algorithm 1 モーメンタム法

price<= 日次終値データの読み込み #株式指数またはポートフォリオの単純平均
t1,t2 <= 学習開始日,学習終了日

```
1: procedure MomentumMethod(price,t1,t2,period1, λ 1,period2,period3, λ 3)
2: s_price <= Holt_Winters(price[t1:t2],period1, λ 1) #平滑化された時系列データ
3: mom <= for τ in 1 to length(s_price): (s_price_τ - s_price_τ-period2)/s_price_τ-period2
4: pmi <= Holt_Winters(mom,period3, λ 3) #平滑化されたモーメンタム指数
5: return pmi # portfolio momentum index を返す
```

Algorithm 2 リスク資産比率の最適化

price<= 日次終値データの読み込み #株式指数またはポートフォリオの単純平均
t1,t2 <= 学習開始日,学習終了日
period1, λ 1,period2,period3, λ 3 <= t1-t2において最適なパラメータを用いる
t3,t4 <= テスト開始日,テスト終了日

```
1: procedure RiskReductionModel(price,t3,t4,period1, λ 1,period2,period3, λ 3)
2: pmi <= MomentumMethod(price,t3,t4,period1, λ 1,period2,period3, λ 3)
3: downside_risk_asset_decrease_ratio (drdr) = 0.95 #本検証では固定
4: upside_risk_asset_increase_ratio(urir) = 1.06 #本検証では固定
5: minimum_risk_asset_ratio(MRAR) = 0.5 #全資産の50%以上のリスク資産を常に保持する
6: current_risk_exposure_amount(CRAT)=1.0 # 初期値は, 資産のすべてをリスク資産に投資
7: for τ in 1 to length(pmi):
8:   if pmi_τ < 0:
9:     CRAT=CRAT × drdr
10:  else:
11:     CRAT=CRAT × urir
12:   if CRAT < MRAR:
13:     CRAT=MRAR
14:   if CRAT > 1.0:
15:     CRAT= 1.0
16:   price_data_τ <= [CRATに応じたリスク資産の入れ替えを行なう処理 取引コスト(片道)=移動資産の0.5%]
17: return price_data #リスク低減モデルに従った資産価格データを返す
```

上記モーメンタム法およびリスク資産の最適化により, 資産のリスク低減を行なう。Holt-Winters 法による平滑化では, 時間で変化するトレンドと周期 p を持つ季節成分を考慮に入れることができる。株価指数の価格データの平滑化においては乗法モデルを用い, モーメンタム手法の平滑化においては加法モデルを用いる。また, 一定期間毎にこれらのパラメータの最適化を繰り返し, 各パラメータ値を再設定する。短期間の最適化は精度の悪化をもたらすため[Kalekar 04], 過去のすべてのデータに対して最適化を行う。長期間のデータにおいて最適化することで, 短期の価格変動に適応せず, IT バブルの崩壊やサブプライム・ショックのような, 稀に起こる大きな下落に重点を置いた最適化を行なう。また, モーメンタムは, 一定期間の価格変化率を用いる。本検証では, 期間 $t1\sim t2$ において, Algorithm2 に示した RiskReductionModel において得られた最終的な資産価格データをもとに, カルマーレシオを最大化するパラメータの組み合わせを最適パラメータとし, このパラメータを期間 $t3\sim t4$ に適用しリスク資産比率の最適化を行なう。

この手法の特徴は, 価格変化をモーメンタムに変換し, モーメンタムの大きさではなく持続時間に対してリスク資産を増減させることにある。モーメンタムの強い株式の特性やその持続

性について明確なアノマリがあることを示した[Jegadeesh 93,01]. 我々は、株式指数やポートフォリオにおいても、ダウンサイド・モーメンタムを計測することで、中長期のダウンサイド・バイアスを予測可能ではないかと考えた。しかしながら、下落から上昇に転じた際に、投資タイミングが遅れたケースではリターンが大きく減少することになる。よって、ノイズを減少させながら、下落から上昇へのトレンド反転に迅速に追従する必要がある。オリジナルのデータをHolt-Winters法を用いて平滑化するだけでなく、モーメンタムの結果についても再度Holt-Winters法により、時間遅れの影響をなるべく小さくしながら平滑化を行なった。その結果をポートフォリオ・モーメンタム指数(PMI)として用いることとした。1日毎のリスク検知により、一定比率でのリスク資産の増減を行なうことで、株式市場におけるノイズの影響を減少させ、リスク資産の売買頻度を抑えている。

3. 検証結果

本提案手法を用いて、1950~2015年のS&P500株価指数・1984~2015年の日経225株価指数・1990~2015年の上海総合株価指数の日次の終値データを用いて検証した。さらに、S&P500に属する384銘柄の過去20年の株価データにおいて、任意に20銘柄をランダムに選択して4000ケースのポートフォリオを生成し、提案手法の有効性を検証した。株式指数の検証内容としては、年平均リターン・最大ドローダウン・ボラティリティそして代表的なリスク調整済みリターンであるシャープレシオおよびカルマーレシオにおいて、オリジナルの時系列とリスク低減モデルを適用したケースの比較を行った。さらに、ポートフォリオでは、オリジナルとリスク低減モデル適用後のリターンと最大ドローダウンにおける変化を比較し、カルマーレシオとシャープレシオの変化も比較した。ポートフォリオにおける入れ替えコストは、売買の片道で売買資産の0.5%として計算し、安全資産の金利は0%として計算している。リスク調整済みリターンは以下のものを使用する。

$$\text{シャープ・レシオ} = \frac{\text{年平均リターン}}{\text{標準偏差}}$$

$$\text{カルマー・レシオ} = \frac{\text{年平均リターン}}{\text{全期間における最大ドローダウン}}$$

3-1. 株式指数におけるリスク低減モデルのシミュレーション

各株価指数におけるシミュレーション結果を図1・図2・図3に示す。すべてのシミュレーションは、資産の入れ替え時に、買いまたは売り(片道)に入れ替えた資産価格の0.5%をコストとして減じた結果である。各図において、上はリスク資産の変化を示し、下は資産価格の変化を示す。赤がオリジナルの資産価格データであり、青がリスク低減モデルを用いた場合の資産価格データである。各株式指数におけるシミュレーション結果について述べる。S&P500株式指数では、年平均リターンは0.58%劣るが、最大ドローダウンは56.78%から35.06%に減少し、ボラティリティも減少している。よって、リスク低減モデルを適用したことで、リスク調整済みリターンであるシャープ・レシオおよびカルマー・レシオの両方でS&P500株価指数を上回っている。同様に、図2の日経225株価指数においてもシャープ・レシオおよびカルマー・レシオの両方で日経225株式指数を上回っており、年平均リターンでも1.76%から3.34%に向上している。最大ドローダウンは、81.87%から60.62%に減少しているがS&P500指数に比べて高い値である。図3の上海総合株式指数でも、シャープレシオおよびカルマーレシオの両方で改善しているだけでなく、年平均リターンは14.17%から16.49%に向上している。これらを結果を表1,表2,表3に示す。なお、総資産回転率は、年間あたりの平均入れ替え頻度であり、1.0であれば1年間に平均して1回すべての銘柄を入れ替えていることになり、少ないほど優れているといえる。全ての株式指数で、リスク調整済みリターンであるシャープレシオとカルマーレシオの改善が見られ、日経225株式指数および中国上海株式指数では、年平均リターンも向上しており、ローリスク・ハイリターンになっている。ただし、中国上海株式指数のケースでは総資本回転率が2を超えており、1年間に平均2回以上の資産入れ替えを行っている。

表1. S&P500株式指数におけるリスク低減モデルの効果

評価項目	S&P500株式指数	リスク低減モデル適用時
年平均リターン	7.47 %	6.89 %
最大ドローダウン	56.78 %	35.06 %
ボラティリティ	15.38	12.62
シャープ・レシオ	0.49	0.55
カルマー・レシオ	13.15	19.64
総資産回転率	入れ替えなし	0.95

表 2. 日経 225 株式指数におけるリスク低減モデルの効果

評価項目	日経 225 株式指数	リスク低減モデル適用時
年平均リターン	1.76 %	3.34 %
最大ドローダウン	81.87 %	60.62 %
ボラティリティ	23.02	17.01
シャープ・レシオ	0.08	0.20
カルマー・レシオ	2.15	5.51
総資産回転率	入れ替えなし	1.01

表 3. 上海総合株式指数におけるリスク低減モデルの効果

評価項目	上海総合株式指数	リスク低減モデル適用時
年平均リターン	14.17 %	16.49 %
最大ドローダウン	78.27 %	67.80 %
ボラティリティ	40.75	34.03
シャープ・レシオ	0.35	0.48
カルマー・レシオ	18.11	24.32
総資産回転率	入れ替えなし	2.08

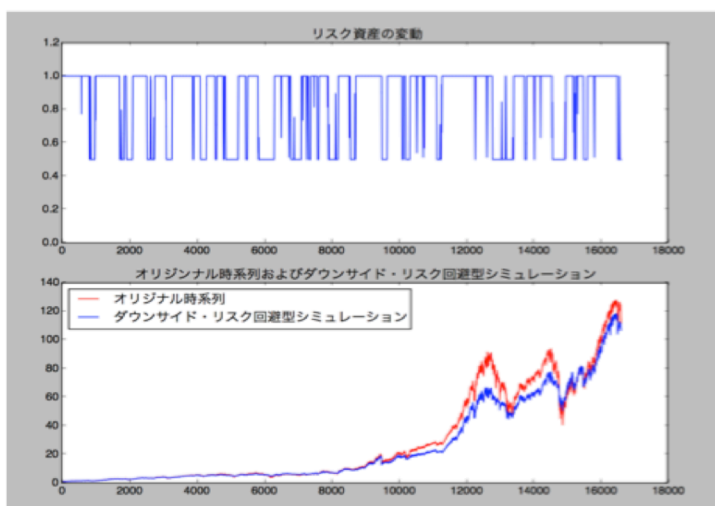


図 1. S&P500 株式指数におけるシミュレーション

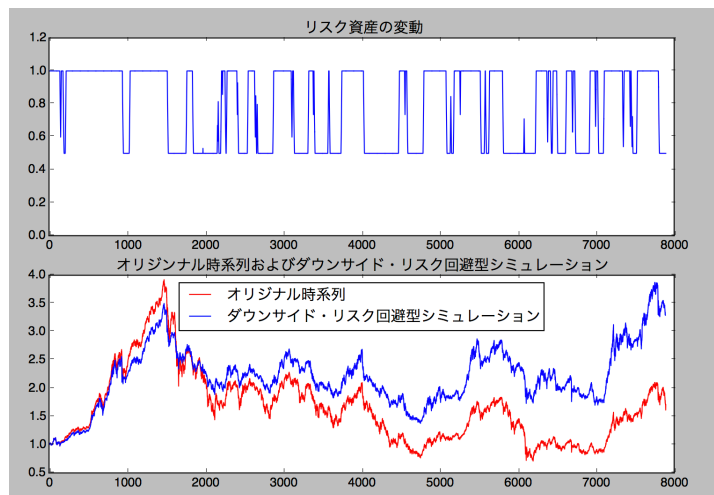


図 2. 日経 225 株式指数におけるシミュレーション

図 1,2,3 において、X 軸は経過日数となり、上の図はリスク資産の比率の変化を示し、下の図はオリジナルの資産価格の変化を赤で、リスク低減モデルを適用時の資産価格の変化を青で示している。

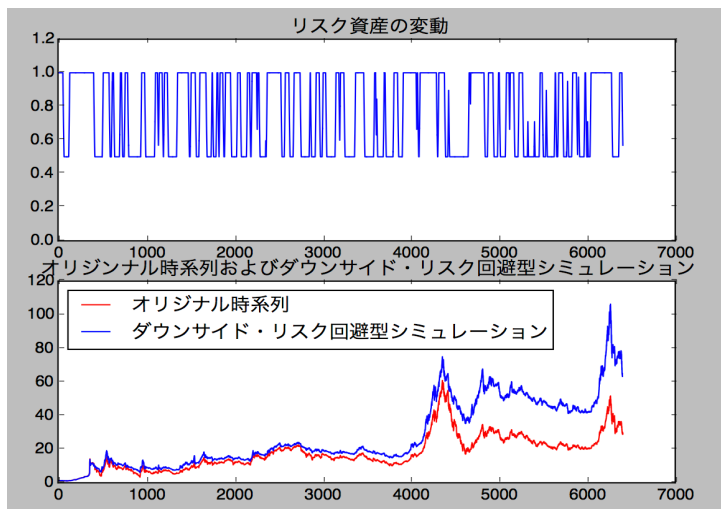


図 3. 中国上海株式指数におけるシミュレーション

3-2. ポートフォリオにおけるリスク低減モデルのシミュレーション

株式指数だけでなく、様々に構成されたポートフォリオにおいて有効なリスク低減モデルがあれば、ポートフォリオ構成手法の利点を活かしながら、リスクの低減が可能となり、有用性が高い。我々は、1995~2015年の20年間にわたり上場しており、S&P500に属する381銘柄を対象とした。これらの銘柄から、ランダムに20銘柄を選択したポートフォリオを20年間運用したケースを4000例作成し、リスク低減モデルの効果を検証した。リスク低減モデルは、青でプロットされており、オリジナルのポートフォリオの赤の比較を図4に示す。リスク低減モデルを適用することで、年平均リターンは1%弱減少しているが、最大ドローダウンは平均で30%以上減少しておりリスク調整済みリターンでは、大幅に向上している。なお、運用コストを売買(片道)の入れ替えた資産の0.5%として計算している。

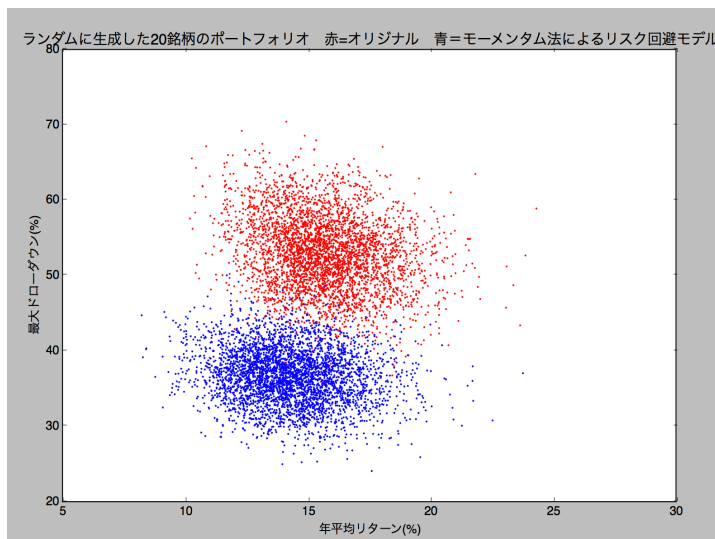


図 4. ランダムに生成されたポートフォリオにおけるリスク低減効果

各ポートフォリオのオリジナルとリスク低減モデル適用結果の年平均リターンと最大ドローダウンをプロットしたものを図4に示す。また、ボックスプロットにより可視化したものを図5に示す。この図では、最大ドローダウンの改善が確認される。図6および図7にシャープ・レシオおよびカルマー・レシオのリスク低減モデルによる変化を示した。シャープ・レシオは平均が0.68から0.81改善した。これは、大幅な下落時にリスク資産が減少させることで、ボラティリティが減少したからである。カルマー・レシオは、平均が29.2から39.4に向上している。これは、安

本シミュレーションにおいては、3-1で示したS&P500株式指数におけるシミュレーションと全て同じパラメータを用いており、ランダムに生成されたポートフォリオの異なる変動パターンにおいてもリスク低減モデルが有効であった。

モーメンタムを検知する本提案モデルは、最大ドローダウンの低減効果が大きいため、カルマーレシオの改善幅が大きく、S&P500株式指数とポートフォリオにおいて同様の効果を示した。

定した最大ドローダウンの低減効果によるものと考えられる。

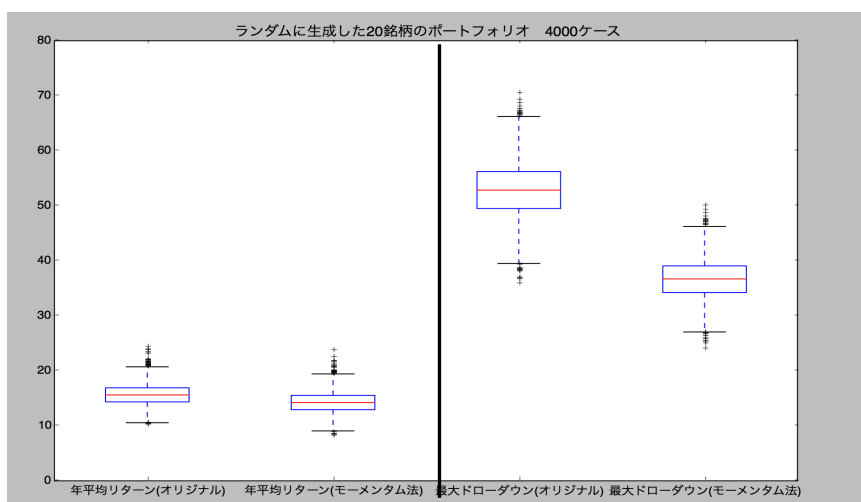


図 5. 各ポートフォリオのオリジナルとリスク低減モデルのリターンおよび最大ドローダウンの違い

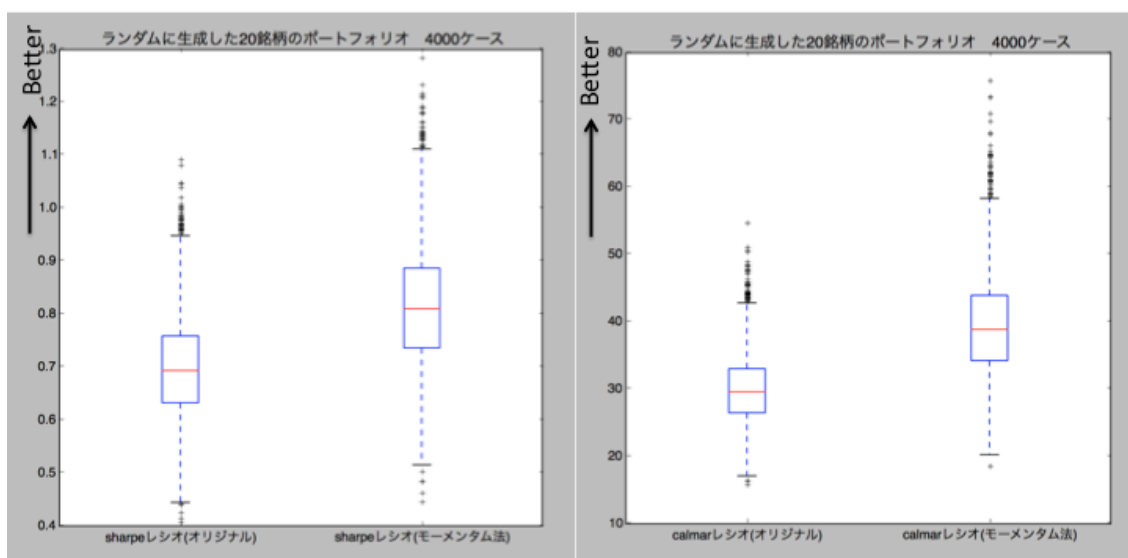


図 6. シャープ・レシオのリスク低減モデルの効果

図 7. カルマー・レシオのリスク低減効果

4. 考察

本研究は、長期投資における様々な株式市場に適応可能なリスク低減モデルを提案することであり、米国・日本・中国の株式指数および米国 S&P500 に属する株式よりランダムに選択したポートフォリオにおいて、その有効性を示すことができた。本手法は、時々刻々変化する株式市場に敏感に対応するモデルではない。長期運用において、稀に発生する大幅な下落をターゲットとし、各パラメータを頻繁に変更することなく、高い適応性を持つモデルである。検証した全てのケースにおいて運用コストを考慮しても、リスク調整済みリターンの改善が見られた。特に、米国株式指数およびランダムに生成された米国株式におけるポートフォリオにおいて、34~38%程度の最大ドローダウンの改善が見られた。また、株式指数とポートフォリオで全て同じパラメータを用いて改善されたことは、本手法の適用範囲の広さと安定性を示すものと考えられる。株式指数の変動の予測は困難であるが、リスクを低減するという意味において、パラメータ最適化も含め、一定の効果を持つモデルの構築可能性を示唆している。

しかしながら、本研究では日経 225 株価指数および上海総合株価指数で、リスク調整済み及び年平均リターンにおいても改善が見られたものの、最大ドローダウンが共に 60%を超えており、今後の改善を必要とする。米国市場は高いモーメンタムを持つ市場であり、日本および中国の

株式市場は、長期で考えれば強いモーメンタムは存在しておらず、リターン・リバーサル現象のみが存在していると報告されている[Tokunaga 08][You 14]。そのような特性から米国においては、モーメンタム・エフェクトにより上昇時も下落時も株式が強いモーメンタムを持っているため、それが株式指数やポートフォリオに影響を与え、本提案手法によるリスク低減効果が大きくなったものと考えられる。

今後の課題としては、モーメンタム・エフェクトの小さな日本および中国株式における株式指数およびポートフォリオにおいて、より効果的なリスク低減を行なうために、モーメンタム検知の精度を上げるだけでなく、異なる手法を併用する必要があると考える。それとともに、より多様な株式ポートフォリオにおけるリスク低減効果を検証し、その有効範囲を明確にすることが必要である。

参考文献

- [Sharpe 94] Sharpe, William F. "The sharpe ratio." *The journal of portfolio management* 21.1 (1994): 49-58.
- [Park 11] Park, Sunyoung. "The size of the subprime shock." *Unpublished paper, Korea Advanced Institute of Science and Technology*. [653] (2011).
- [Magdon 04] Magdon-Ismail, Malik, and Amir F. Atiya. "Maximum drawdown." *Risk Magazine* 17.10 (2004): 99-102.
- [Arnott 13] Arnott, Robert D., et al. "The Surprising Alpha from Malkiel's Monkey and Upside-Down Strategies." *Journal of Portfolio Management* 39.4 (2013): 91.
- [Glosten 87] Glosten, Lawrence R., Ravi Jagannathan, and David E. Runkle. "On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks." *The journal of finance* 48.5 (1993): 1779-1801.
- [French 87] French, Kenneth R., G. William Schwert, and Robert F. Stambaugh. "Expected stock returns and volatility." *Journal of financial Economics* 19.1 (1987): 3-29.
- [Atsalakis 09] Atsalakis, George S., and Kimon P. Valavanis. "Surveying stock market forecasting techniques—Part II: Soft computing methods." *Expert Systems with Applications* 36.3 (2009): 5932-5941.
- [Jang 93] Jang, Jyh-Shing Roger. "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system." *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* 23.3 (1993): 665-685.
- [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.
- [Campbell 08] Campbell, John Y., and Samuel B. Thompson. "Predicting excess stock returns out of sample: Can anything beat the historical average?." *Review of Financial Studies* 21.4 (2008): 1509-1531.
- [Huang 08] Huang, Chenn-Jung, Dian-Xiu Yang, and Yi-Ta Chuang. "Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction." *Expert Systems with Applications* 34.4 (2008): 2870-2878.
- [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 01] Jegadeesh, Narasimhan, and Sheridan Titman. "Profitability of momentum strategies: An evaluation of alternative explanations." *The Journal of Finance* 56.2 (2001): 699-720.
- [Chen 04] Chen, Hsiu-Lang, and Werner De Bondt. "Style momentum within the S&P-500 index." *Journal of Empirical Finance* 11.4 (2004): 483-507.
- [Ang 06] Ang, Andrew, Joseph Chen, and Yuhang Xing. "Downside risk." *Review of Financial Studies* 19.4 (2006): 1191-1239.
- [Kalekar 04] Kalekar, Prajakta S. "Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing." *Kanwal Rekhi School of Information Technology* 4329008 (2004): 1-13.
- [Gelper 10] Gelper, Sarah, Roland Fried, and Christophe Croux. "Robust forecasting with exponential and Holt-Winters smoothing." *Journal of forecasting* 29.3 (2010): 285-300.
- [Tokunaga 08] 徳永俊史. "モーメンタム/コントラリアン戦略: サーバイ." *MTEC ジャーナル* 20 (2008): 29-46.
- [You 14] 楊晨, and 秦劼. "中国株式市場におけるリターンリバーサル現象に関する実証分析." *社会システム研究* 28 (2014): 61-86.