

機械学習を用いたトレード手法およびポートフォリオの動的再構成 Dynamic reconfiguration of portfolio and trading methods by machine learning techniques

海野一則^{*1} 山田隆志^{*1} 寺野隆雄^{*1}
Kazunori UMINO Takashi YAMADA Takao TERANO

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

This study implements a dynamic portfolio reformation mechanism which is able to keep pace changes in market environments and develops an asset management model which is expected to be robust to systemic risk caused by changes in positions by using various technical trading measures and their synthesis. Besides, we make it possible to know turning points in financial markets more easily from the trend measurement index and the broken line representation of stock price movements. Our empirical analysis indicates that the proposed algorithm shows 20% returns per annum on average. In addition the degree of drawbacks is less than half of the NASDAQ.

1. はじめに

先進国の成長率の鈍化と金融市場の不安定さにより、長期にわたる安定した年金運用手法が求められている。2000 年に降に限っても、IT バブル崩壊およびリーマンショックにより大幅に運用資産を減らしたファンドが多い。現在も、ギリシャ問題で株式市場は不透明さが増している。

モダンポートフォリオ理論では、マーケット全体の下落によるシステミックリスクを回避することはできない。また、急激なマーケットの変化に対応できる動的なポートフォリオ再構成メカニズムも必要不可欠であろう。

したがって、現在の不安定な相場環境において、数十年以上にわたり安定して年金基金の運用を行うためには、機械的に判断し意思決定を支援するシステムが非常に重要であると考えられる。

トレード手法およびポートフォリオ再構成に対して、いくつかの機械学習のアプローチが発表されている。テクニカル分析から得られた指標をもとに、SVM・ANN・GA・GP 等の各手法と、それらの組み合わせにより、良好な結果が示されている[1-4]。

トレード手法およびポートフォリオ構成手法をどのような状況においても再現することは難しく、独自の指標を追加する必要があった。

本研究においては、様々なテクニカル指標、折れ線表現による抽象化された情報を基に、いくつかの機械学習手法を用いて一定期間毎に株式を選択・ポートフォリオを再構成する手法を構築した。そして、ポートフォリオ構成時に資産から株式に投資する比率の増減により最大ドローダウンの最小化を図った。

2. 個別株式の解析

一般的なテクニカル分析に加え、それらを組み合わせた新たな指標を作成した。さらに、株式のトレンドの特性を考慮したn日間トレンドという指標を独自に設定した。また株価変動を折れ線グラフによる抽象化を行いトレンドの判別に利用した。

2.1 テクニカル分析

テクニカル分析として、適切なパラメータ設定による

移動平均(MA)・MACD・RSI 等のテクニカル指標を用いた [1-2]。また Volatility はリターンの標準偏差である。

- MA(t,1),MA(t,3),MA(t,5),MA(t,10),MA(t,20),MA(t,40),MA(t,80),MA(t,160)
- Volatility(t,10), Volatility(t,20),Volatility(t,30)
- RSI(t,9),RSI(t,18),RSI(t,36)
- MACD(t,4,8,2), MACD(t,9,16,3),MACD(t,18,32,6)
- さらに、上記指標から新たな指標を合成する
- <1> CMA(t,i,j)=MA(t,i) - MA(t,j) (i > j)
- <2> CRSI(t,i,j)=RSI(t,i)-RSI(t,j) (i > j)
- <3> SCMA(n,t,i,j)=CMA(t-n +1,i,j), CMA(t-n+2,i,j),...CMA(t,i,j)
- <4> SCRSI(n,t,i,j)= CRSI(t-n+1,i,j)+ CRSI(t-n+2,i,j)+...+CRSI(t,i,j)
- <5> SCMACD(n,t,i,j)= MACD(t-n+1,i,j), MACD(t-n+2,i,j),...MACD(t,i,j)
- <6> TSCMA(x,n,t,i,j)= $\sum_{k=1..x} I_{\{SCMA(n,t,i,j) > 0\}}$
- <7> TSCRSI(x,n,t,i,j)= $\sum_{k=1..x} I_{\{SCRSI(n,t,i,j) > 0\}}$
- <8> TSCMACD(x,n,t,i,j)= $\sum_{k=1..x} I_{\{SCMACD(n,t,i,j) > 0\}}$

各株式のトレンド持続性を評価する指数として、n 日トレンド(nDaysTrend)という独自の指標を設定した。これは、n日間の終値(Close)の安値を更新しない限りトレンドが持続していると考えられるものである。

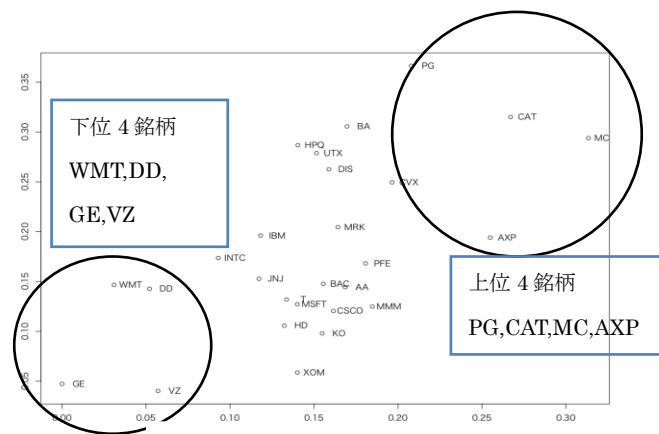


図 1 n 日トレンドより得られた効率的トレンド比率の銘柄分布
縦軸=30日効率的トレンド比率 横軸=20日効率的トレンド比率

連絡先:海野一則, 東京工業大学大学院総合理工学研究科
知能システム科学専攻 k1.umino@gmail.com

たとえば、nDaysTrend(up,5)においては、上昇トレンドで設定日数が5日であり、過去5日の安値を下回らなければトレンドが持続していると考え、連続した日数をカウントする。下落トレンドでは、その逆となる。

米国ダウ30銘柄のnDyasTrendを求め、その4倍の期間(n=10日であれば、40日以上トレンドが続く割合)がどの程度発生するかを効率的トレンド比率と定義している。n=20,30の際の効率的トレンド比率とその分布を図1に示している。上位と下位の4銘柄ではその比率に3倍以上の開きがある。

2.2 折れ線による株価変動の近似

株価の変動を抽象化する。これにより、トレードプランを構築する際のエントリー・イグジットする価格の決定が明確になる。我々の折れ線への変換手法は、日足の終値のみを利用し前後n日間における高値・安値を変換点として単純化する。これらの手法は、機械学習させる教師信号として用いられている[3]。赤線はトレンドが変化したと考えられるため、図2に折れ線表現と損失を限定するためのロスカットラインを示す。

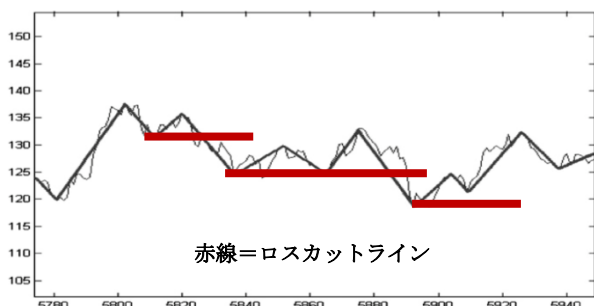


図2 株価変動の折れ線表現と

変換点に基づいたロスカットレンジの設定

3. ポートフォリオ再構成によるシミュレーション

シミュレーションの対象は、2011年に組み込まれている米国のnasdaq100指数の銘柄を対象とし、2000年から2011年までのデータを利用した。

3.1 モデル獲得

モデル獲得の第一フェーズでは、有効と思われるパラメータおよびその利用すべき指標の選別を行う。第二フェーズでは、第一フェーズで得られた指標およびパラメータの精緻化により、短い期間での学習とテストで有効な精緻なモデルをファンドから株式の投資比率の投資比率のルールを構築した。これは、一定期間で損失が発生した場合、次の期間の株式投資の比率を一定比率で下げる。成功した場合は一定比率で上げていく。ただし、最大は1.0、最小は0.03であり資産額以上の株式ポジションは持たない。

一般的な論文では、学習期間およびテスト期間は数年以上必要としていることに対し、我々は数か月程度の学習期間とテスト期間を採用した。短期で株式の変動の性質を解析しモデルに反映させることにより、マーケットの状況や性質の変化を素早く織り込めるからである。

3.2 シミュレーション

60日の学習期間で、その後30日がテスト期間としている。また、実際の運用に近くするために、運用開始日を1日毎にずらして平均を取る操作で、成績の偏りがないようにしている。

シミュレーション結果を図3に示す。

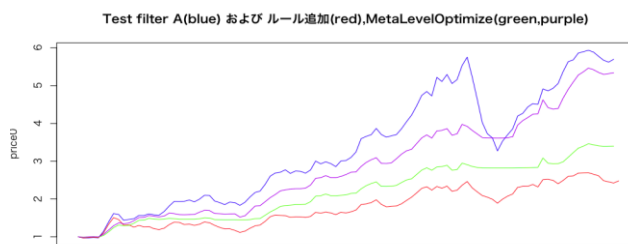


図3 各手法による資産曲線の比較

縦軸=資産

横軸=インデックス (30日毎) 2000~2011年

青色=最適な投資戦略(株式比率を増減を行わない場合)

紫色=最適な投資戦略(適切な株式比率の増減)

緑色=最適な投資戦略(不適切な株式比率の増減)

赤色=最適な投資戦略に明示的な以下のルールを記述

if(MA(t,10)<MA(t,40)) then {株式を購入しない}

結果的には、株式比率の増減を行わないケースが最も高いパフォーマンスを示しているが、最大ドローダウンが心理的な負担に大きく関わると考えると、紫線のケースが最も心理的負担が少なくパフォーマンスの高い優れたモデルと考えられる。

紫線と緑線のわずかな株式比率増減ルールの違いがパフォーマンスの大きな違いになっている。

また、人間が明示的にルール記述を埋め込む単純な手法では、パフォーマンス低下を起こすことが分かった。

4. まとめ

年率20%強のパフォーマンス(手数料および価格への影響を0.3%として)と、リーマンショック時にも20%程度のドローダウンに抑えることのできるモデルを構築できた。

ただし、基本的な指標を利用したものであり、さらに有効な指標やモデルを構築できる可能性がある。そのために、パラメータや指標の探索やモデルの評価を自動化することが必要と考える。

また、シミュレーション結果において示された資産曲線も、nasdaq100に組み入れられた株式を対象にしているため、生存バイアス(Survivor bias)の影響を受けている。多数の倒産した企業の株価などが選択されないからである。今後は、上昇下落した株式を様々な比率で構成した仮想市場において、どの程度有効性があるか検証する必要がある。

参考文献

- [1] J.O.J.W.Lee, and B.-T.Zhang, "Dynamic Asset Allocation for Stock Trading Optimized by Evolutionary Computation" IEICE TRANS. INF. & SYST., VOL.E88-D, NO.6 JUNE pp.1217-1223 2005
- [2] Iba, H., Aranha, C.C., "Practical Applications of Evolutionary Computation to Financial Engineering: Robust Techniques for Forecasting, Trading and Hedging", ISBN-10: 3642276474, Springer-Verlag New York Inc, 2012
- [3] P.-C. Chang, C.-Y. Fan, C.-H. Liu, "Integrating a Piecewise Linear Representation Method and a Neural Network Model for Stock Trading Points Prediction" IEEE TRANS. SYST. APP. & REVIEWS, VOL., 39, NO.1, JANUARY pp.80-92 2009
- [4] X. Lin, Z. Yang, Y. Song, "Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network" Expert Systems with Applications, VOL. 38 pp.11347-11354 2011