

## テクニカル指標組合せルールの学習に基づく投資家意思決定支援

## Decision-Making Support for Investors

## Based on the Combination of the Indices of Technical Analysis for Stock Market

内藤 憲吾<sup>\*1</sup>  
Kengo Naito平林 悟<sup>\*1</sup>  
Satoru Hirabayashi阿部 秀尚<sup>\*2</sup>  
Hidenao Abe山口 高平<sup>\*1</sup>  
Takahira Yamaguchi<sup>\*1</sup>慶應義塾大学  
Keio University<sup>\*2</sup>島根大学  
Shimane University

This paper discusses decision tree learning to combine the indices of technical analysis for stock market. Simple decision tree learning method is evaluated by asset basis and risk-return basis with the dataset from Kaburobo. Furthermore, it is compared with random method and popular method to combine volume ratio, envelope and RSI.

## 1. はじめに

近年、インターネットの普及により株式取引の手数料の低コスト化が実現されるとともに、株式に関する情報をインターネット上で簡易に取得できる環境が誰にでも与えられるようになった。これにより、個人投資家の数が激増した。

本研究では、個人投資家が売買判断を下す際に参考にするテクニカル指標を、決定木学習を用いて解析することにより、複数のテクニカル指標を組み合わせたルールを作成し、個人投資家の売買判断を支援することを目的とする。

また、作成された組合せルールを株ロボというソフトウェアによって提供されているデータを用い、実際の株式市場においてどの程度の有効性を示すかを分析し、その有効性について考察する。

## 2. テクニカル指標組合せルールの学習

## 2.1 テクニカル指標組合せルール

株式売買の判断を行うにあたり、個人投資家たちはテクニカル分析とファンダメンタル分析というふたつの分析方法を用いるが、多くの投資家たちはテクニカル分析のみを重視している。ここで、テクニカル分析とは、過去から現在に至るまでの数値の動きからパターンを予測する手法であり、過去の相場の動きをチャート化したり、あるいは決められた計算式で特定の指数を計算したりして、株の売買において良いタイミングを探すことをサポートするものである。このテクニカル分析に用いるテクニカル指標は数百種類存在し、投資家たちはその中のいくつかを組合せたり、個別に見たりしながら売買判断を決定していく。本研究ではこのような組合せルールを作成することを目的としている。

## 2.2 学習方法

過去のテクニカル指標のデータおよび「正しい判断」を訓練データとして、過去の株価変動から得られるデータにより、予測される売買判断を得る。ここでは決定木学習を行う。

決定木の帰納学習は、単純なデータ分類手法の一つであり、人間にとっても理解しやすい。決定木学習の手法では、あらかじめ分類しておいたデータ集合の法則性を推定することによって、決定木を自動生成するものである。決定木は、属性・属性

値ペアのリストとして与えられる入力データを受け取り、それがあらかじめ定められたカテゴリのどれにあたるかを分類するためのものである。決定木は分類の仕方を記述した木構造として与えられる。各葉ノードは分類結果となる概念を表す。葉ノード以外の中間ノードは入力データに対するテストを表す。テストの結果が  $n$  通りあるときは、それぞれの結果に対して  $n$  個のアーキを持つ。各中間ノードにおけるテストとしては唯一の属性値の検査だけが許されており、そのノードからのアーキは可能な属性値に対応している。

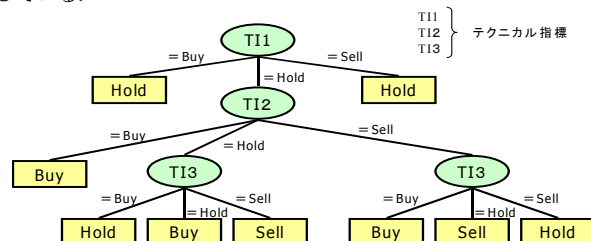


図1 決定木学習

本研究においては、このノード同士をつないだパスを1つの「テクニカル指標組合せ」として考えている。葉が複数のテクニカル指標における売買判断を総括した売買判断を示し、それぞれのノードはテクニカル指標名を表している。ここで、葉に達するまでの枝を売買判断の根拠として考える。葉とノードをたどることによって、数値の中に隠れていた法則性をたどることができる。図1から、例えば「TI1がHOLDでTI2がSELLでTI3がBUYなら「買い」といった組合せルールを得ることができる。

ここで、決定木学習により得られる売買判断の根拠である組合せルールを分析することは、それぞれのテクニカル指標における売買判断とそれらを総括した売買判断の妥当性を分析することになる。テクニカル指標自体を分析するので、熱心に分析を行う意欲のある個人投資家のために提供すべき売買判断の根拠としては、単純であるが有効であると考えられる。また、解釈の根拠を示すことは単純ではなくなるが、より複雑な学習アルゴリズムを用いることにより、精度を上げることが可能であると言える。本研究においては、投資家にルールを提供することを目的としているため、前者である決定木学習を使用してシミュレーションを行い、その結果を示す。ケーススタディ

## 2.3 株ロボ

株ロボは、「スーパー株ロボコンテスト」において使われるソフトウェアである。このコンテストは、過去二回の「株ロボコンテスト」を経て、昨年度から「スーパー株ロボコンテスト」となった。コ

ンテストの内容としては、自動で株を売買するロボットの運用成績を競争し、株の銘柄や株価は実際のものを用いて行われる。参加者は仮想資金 5000 万円と独自のプログラミングに基づいた自動売買ロボットを用いて売買をする。コンテスト自体がまだ発展段階で、内容やルールなどが年々変化している。

また、この株ロボには SDK が付されている。自動売買を行うプログラムでは、過去の株価を分析し、その傾向から自動で売買を行うというスタイルが一般的であるため、株ロボ SDK には過去の株価に関する様々なデータが用意されている。また、各銘柄のテクニカル指標の値も簡単に取得できるようになっている。

しかし、大会ではない独自のテストで使用できる銘柄は 50 種類のみとなっていて、用いることができるテクニカル指標の種類も 10 種類程度となっている。得られるデータは 2004 年 6 月から 2006 年 1 月までの 2 年半分となっている。また、株ロボを用いることにより、用意された 2 年半分のデータを用いて売買シミュレーションを行うことができる。本研究ではその株価データを使用した。

## 2.4 シミュレーション

カブロボ SDK に存在する 50 銘柄について、過去の株価データおよびそのテクニカル指標の値を取得する。得られた値を訓練データとし、Weka を用いて決定木学習を行う。各テクニカル指標名を属性とし、各指標の数値および「買い」か「売り」か「保持」かの判断を属性値とする。さらに、その時点で下すべきであった正しい売買判断を「BUY」「SELL」「HOLD」とし、これを予測すべき属性とする。

「BUY」とは、その後株価が上昇したため、その時点で「買うべきだった」という意味である。「SELL」は逆に、以降株価が下がったため、その時点で「売るべきだった」ことをあらわす。「HOLD」とは、以降しばらく目立った株価の動きがなかったため、正しい判断は「保持する」ことだったことを表す。

ここで、「BUY」「SELL」「HOLD」の 3 つの判断基準について述べる。銘柄によっては、通常の判断では制約が強すぎる場合があったので、以下の 2 つの判断を用いた。10%判断については、これ以上、大きく増加、または減少が起こるといことが稀という専門家の意見を元としている。また、5%判断を用意したのは、銘柄によっては、さらに、10%判断によっても、「BUY」「SELL」「HOLD」を決めるのが難しいという理由からである。

### 1. 10%判断の場合

- ✓ 20 日間で終値が 10%増加し、上昇した日から 10 日間 5%上昇値まで終値が下がらなかった→「BUY」
- ✓ 20 日間で終値が 10%減少し、減少した日から 10 日間 5%上昇値まで終値が上がらなかった→「SELL」
- ✓ 上のいずれでもなかった→「HOLD」
- ✓ 10%増減が複数ある場合→増減率が大きい方を採用

### 2. 5%判断の場合

- ✓ 20 日間で終値が 5%増加し、上昇した日から 10 日間元の値の終値まで終値が下がらなかった→「BUY」
- ✓ 20 日間で終値が 5%減少し、減少した日から 10 日間元の値の終値まで終値が上がらなかった→「SELL」
- ✓ 上のいずれでもなかった→「HOLD」
- ✓ 5%増減が複数ある場合→増減率が大きい方を採用

機械学習により得られた組合せルールに基づいてカブロボ SDK に存在する 50 銘柄について以下の条件で売買シミュレ-

ーションを行う。このシミュレーションはカブロボを用いて以下の条件で行う。

1. 資金:5000 万円
2. 期間:2005 年 6 月～2007 年 1 月末
3. 一日のうち前場、後場に一度ずつ注文を出す。
4. 一度に注文する株数は、銘柄によって判断する。一度の取引額がおおむね、初期投資金額の 10%程度におさまるようにする。具体的には、
  - 株価が 1000 円未満のものは 10000 株購入
  - 株価が 10000 円未満のものは 1000 株購入
  - 株価が 10000 円以上のものは 100 株購入
 といった条件で売買を行う。

## 2.5 考察

ここでは、本研究の有効性を示すために、総資産による考察を行う。作成した組合せルールの評価における指標として、「総資産の増加」を用いる。ここでいう総資産とは、「所持金額+株式評価額」のことである。初期投資額の 5000 万円から総資産がどれくらい増加したか、また、その増加にはどれくらいリスクが伴ったのかを分析する。結果を図 2～図 5 に示す。図では見やすいように、総資産ではなく、「総資産 - 初期投資額」を縦軸にとっている。この値を「利益」と呼ぶことにする。ここで、それぞれの図は以下のように銘柄によって、グルーピングを行い、比較を容易にした。

- ランダムで売買を行って利益が大きく出た銘柄
- ランダムで売買を行って利益が出た銘柄
- ランダムで売買を行って利益があまり出なかった銘柄
- ランダムで売買を行って損失が出た銘柄

また、図については視覚的に比較できるように最後にまとめて載せる。

カブロボ SDK によって得られたデータについて決定木学習を行い、作成した組合せルールに基づいて売買シミュレーションを行った。ただし、50 銘柄中 9 銘柄は学習期間の間に株価の上下を経験できず、組合せルールが作成できなかったためシミュレーションは行わなかった。

図 2～図 5 より、ほとんどの銘柄が利益を出しており、総資産は増加したといえる。損失を出したものもあるが、わずかな減少にとどまっている。減少した銘柄については、最も減少した銘柄でも 100 万円以内の減少に収まっている。

### (1) ランダム取引との比較

組合せルールを用いた売買と、ランダムで売買を行った場合との総資産の増加を比較した。ランダム売買とは、「BUY」「SELL」「HOLD」をランダムで行うことである。ランダム売買で利益が出ている銘柄は、株価が上昇傾向にあり、比較的上下の波もゆるやかで、適当に売買を行っても総資産が増加したと考えられる。そのような銘柄において、組合せルールを用いた売買では、ランダム売買よりも総資産を増加させることができた。これはつまり、組合せルールが株価の上昇ポイントをうまく判断できたためである。

ランダム売買であまり利益がでなかった、または損失が出た銘柄は、株価が下降傾向または横ばい傾向にあったか、上下が激しく適当に売買を行ったのでは利益がでなかったものと判断できる。このような銘柄においても、ランダム売買よりも組合せルールによる売買の方がおおむね成果はよかったといえる。

(2) 3点チャージ法との比較

3点チャージ法とは、ボリュームレシオ、エンヴェロップ、RSIの3つのテクニカル指標が「買い」サインを出したときに「買い」を行うという方法である。この方法は売買判断の精度が高いと言われており、投資家の間でも信頼度が高い。3点チャージ法により売買を行うカプロボを作成し、組合セルールによる売買シミュレーションと同じ条件で売買シミュレーションを行った。

図2～図5より、3点チャージ法で売買を行った場合よりも組合セルールによる売買の方が、利益が出ている。そもそも、3点チャージ法による売買では利益がでないものが多い。3点チャージ法は買いサインができればほぼ確実に利益が出るが、慎重すぎるためなかなか売買を行わないという特徴が見える。しかし、本来ならこの3点チャージ法は確実に利益が出る銘柄を大量に注文することによって利益を出すという方法をとるので、今回の実験結果は一概には比較対照とすることはできない。慎重すぎず各銘柄の適切な売買ポイントを抑えることができたかという点で比較する。

組合セルールによる売買は個々の銘柄の特徴を得て、適切なタイミングで売買を行っているといえると考えられる。この3点チャージ法を用いたカプロボは第一回カプロボ大会でユニークアルゴリズム賞を受賞し、それなりの成果を挙げたカプロボである。相対的に評価しても、本実験で行った組合セルール売買は有効であったといえる。ここで、図2～図5の3つの場合を比較するため、図を作成した。

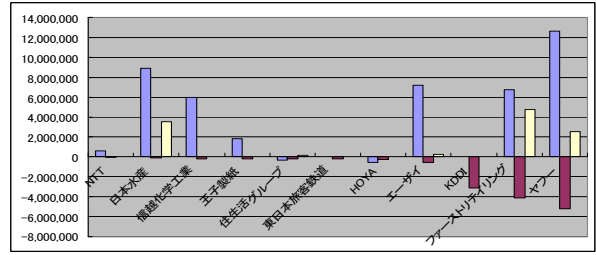


図5 ランダム売買で損失が出た銘柄

(3) シャープレシオによる評価

シャープレシオとは、「リターンを得るためにどのくらいリスクをおかしたか」を表す指標である。一般的な数値は図6の通りである。

数値	評価	リスクに対するリターン
～0	不可	より低い
0～1	可	低い
1～2	良	中程度
2～3	優	高い
3～	特優	高い

図6 シャープレシオの見方

各銘柄におけるシャープレシオの値については、図7から図10に示す。

総資産を増加させていた銘柄の多くは、シャープレシオにおいて高い値、つまりはリスクに対して高いリターンを得ていることがわかる。シャープレシオの値がマイナスになってしまった銘柄、つまりリスクに対してリターンが大きかった銘柄は、一年という短い学習期間において学習がうまくできず、メタルルールがうまく作成できなかったことが原因だと考えられる。

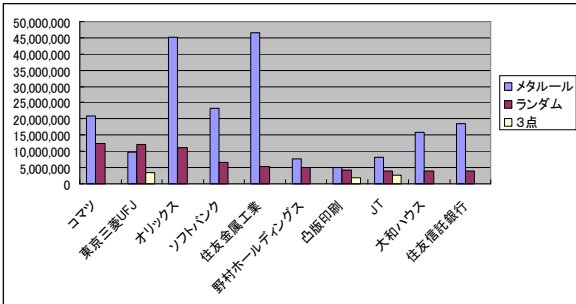


図2 ランダム売買で大きく利益が出た銘柄

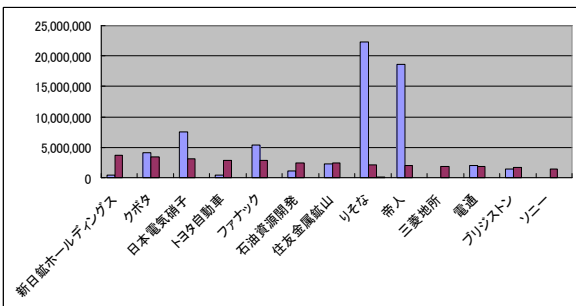


図3 ランダム売買で利益が出た銘柄

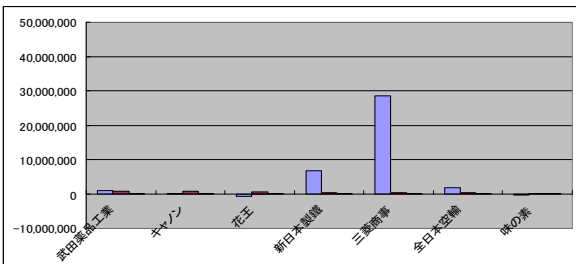


図4 ランダム売買で利益が出なかった銘柄

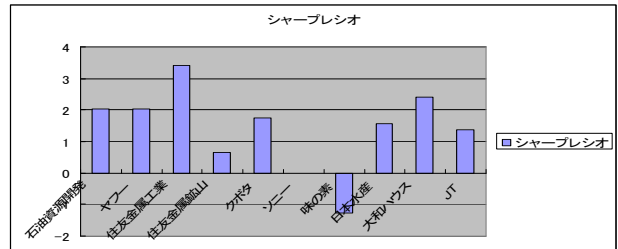


図7 シャープレシオ(1)

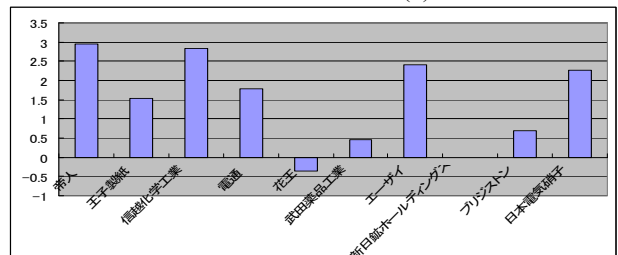


図8 シャープレシオ(2)

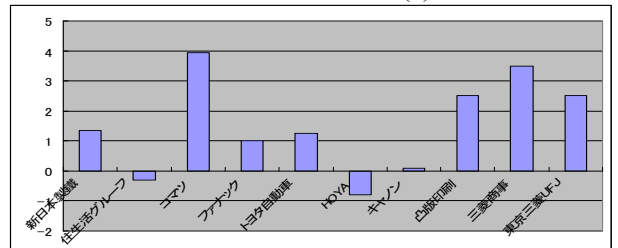


図9 シャープレシオ(3)

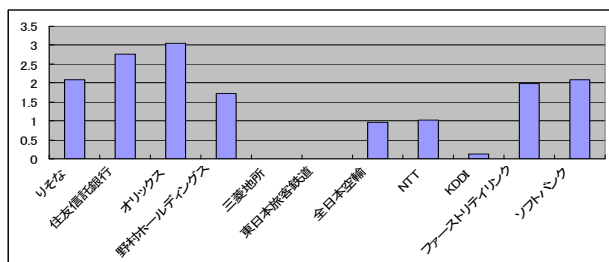


図 10 シャープレシオ(4)

## 2.6 組合セルールの評価

作成された組合セルールは各テクニカル指標を組合せたものであり、このように組合セルールを多く組み合わせた判断をすることは個人投資家にとって容易ではない。それを考慮すると、機械学習を用いることは有効であると考えられる。作成された組合セルールの中には、

「一目均衡表、エンヴェロップ、MACD が「売り」を表しているも、モメンタムが1000より大きければ「買い」

といったような、その銘柄独特であると思われる特徴を得ることができた。これはヤフーで得られた「買い」組合セルールのひとつだが、実際このような組合セルールを用いてヤフー銘柄は総資産を増加させることができた。

このように、データマイニングを用いて分析することで、その銘柄の特徴を得ることができるという点でも、株式売買判断における組合セルールを作成し、それを使用することの有効性を見ることができた。

## 3. おわりに

本研究では、一般に投資家が株の売買において使用するテクニカル指標を複数組合せ、その組合セルールを用いて、実際に、株ロボに付属しているデータに適用し、シミュレーションを行った。そして、その結果をランダム売買、3点チャージ法とそれぞれ比較し、有用性を見いだせることが実証された。

また、本研究では、投資家へ提供されるべきルールの根拠を提示することに重きを置き、決定木学習を利用した。しかし、より有効なアルゴリズムも存在する。一例としては、CAMLET という帰納アプリケーション構築支援ツールがある。CAMLET では、まず人手により従来の学習アルゴリズムを分析し、機能単位であるメソッドを同定する。次に、これらのメソッドを体系化し、データセットにあわせて学習アルゴリズムを再構築することを可能にする。このような手法は、構成型メタ学習と呼ばれている。CAMLET では目標となる正解率を入力するのだが、目標正解率に達しなかった場合、現在までに構築した帰納アプリケーションの中で最も正解率が高い機能アプリケーションと正解率を出力する。これによって、より有用な組合セルールの作成が可能になると考えられる。

## 参考文献

- [1]マイケルJA・ベリー, ゴードン・リノフ, マスタリング・データマイニング理論編, 海文堂出版, 2002
- [2]マイケルJA・ベリー, ゴードン・リノフ, マスタリング・データマイニング事例編, 海文堂出版, 2002
- [3]海鳥不二夫, 自動株式売買ソフトウェア・スーパー株ロボを作ろう! 秀和システム, 2006
- [4]元田 浩, 山口 高平, 津本 周作, 沼尾 正行, データマイニングの基礎, オーム社, 2006