

F-044

銘柄の特徴に基づく指標の重み付けを用いた自動株式取引システム An automatic stock trading system which uses weighted indices based on features of brands

大石 正志† 尾崎 昭剛‡ 原尾 政輝‡
Masashi Ohishi Shogo Ozaki Masateru Harao

1. はじめに

近年、計算機の進歩に伴い、大規模なデータを扱うことが容易になったため、シミュレーションやデータマイニングなどといった手法を金融関連分野へ応用する研究が行われている。

特に、人間に代わり、自動的に取引の判断を行うシステムトレードやアルゴリズムトレードが注目されている。その中の一つに、カプロボ[1][2]があり、株式を自動で売買するロボット（株式取引エージェント）の構築のための開発環境が提供されている。この開発環境を用いて、いろいろな特徴を持った株式取引エージェントが開発されているが、そこでは株式取引におけるいろいろな判断材料（取引指標）から如何にして有用な取引銘柄選択規則（以下、取引銘柄規則）を構築するかが重要な問題である。

一つだけの取引指標を用いて取引銘柄規則を構築する場合、一般に、銘柄によってその指標の有用性にばらつきがある。そのため、複数の取引指標を組み合わせ、より有用な取引銘柄規則を構築することが考えられる。

本稿では、用いる複数の取引指標の各々に対して重要度（重み）を与え、取引結果及び、当日と前日の価格差に基づいて各取引指標の重みを学習させ、得られた学習結果から取引指標の組み合わせを決定する強化学習による取引銘柄選択規則構築法を提案し、それが他の規則よりも高い勝率を実現していることを示す。また、銘柄毎に得られた有効な取引指標の特徴から銘柄群の分類を行う。

2. カプロボによる自動株式取引シミュレータの構成

本研究では、自動株式取引エージェントをカプロボを用いたソフトウェア・エージェントとして構築する。カプロボとは、Javaを用いてプログラミングされたソフトウェア・ロボット（エージェント）による実際の株式取引に即した仮想的な株式取引のためのプラットフォームである。カプロボと仮想証券会社との関係を図1に示す。

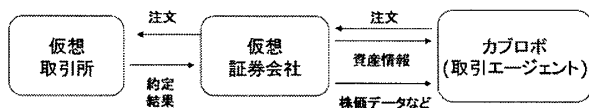


図1: カプロボと仮想証券会社との関係

カプロボでは、取引エージェントが決められた額の仮想

資金を元手に、指定された銘柄を対象として実際の株式市場の値動きに連動した仮想的な取引を自動的に行う。また、取引結果を基に取引エージェントの評価を行うことができる。

取引エージェントの1日の行動パターンを図2に示す。

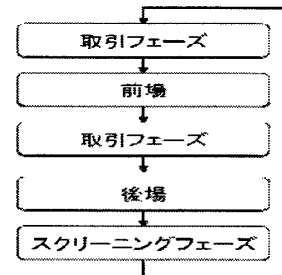


図2: 取引エージェントの1日の行動パターン

取引フェーズとは、取引エージェントが株式の売買注文を行う時間のことをいい、このフェーズは、前場、後場の直前に1回ずつある。このフェーズ中に出された売買注文は、取引フェーズ内に約定するかどうか計算され、前場で発注した取引が成立しなかった場合は自動的に後場へ、後場に出して取引が成立しなかった場合は注文自体が取り消される。スクリーニングフェーズとは、スクリーニングを行うための時間である。このフェーズは、当日の取引終了後に1回あり、翌日の注文内容を決定する。

3. 株式取引システム

3.1 取引指標

一般的な株式取引の判断には、テクニカル指標[2][3]や、ファンダメンタル指標[3][4]といったものが用いられる。テクニカル指標とは株価の動き、出来高、時間などのデータを加工して、現在の株の状態や今後の株価動向予測を分析するために作られたもので、代表的なものとして、移動平均線、RSI などがある。また、ファンダメンタル指標とは、株式の投資価値を分析するために作られたもので、売上高や利益、純資産価値などの財務データから得られたものであり、代表的なものとして PBR, PER などがある。本システムでは、以下の4つ取引指標を用いて、取引指標のそれぞれが、買いであれば1, 売りであれば-1, どちらでもなければ0の状態であるとする。

3.1.1 移動平均線

移動平均線とは、時系列データを平滑化するテクニカル指標の一つである。株価の方向性を抽出するために用いる分析手法で、毎日、過去 n 日間の平均値を計算することで移動平均を求め、それを線で結び移動平均線とする。順張

† 崇城大学大学院 工学研究科 電気・電子工学専攻
Division of Electricity and Electronics, Graduate School of Engineering Mater Course, Sojo University
‡ 崇城大学 情報学部 情報学科
Department of Computer and Information Science, Faculty of Computer and Information Sciences, Sojo University

り系の指標とされ、相場が高くなると買い、安くなると売ろうとする考え方である。そこで、期間の異なる移動平均線の動きに注目し、短期移動平均線が長期移動平均線を下から上に突き抜けたことを、一般的にゴールデンクロスと呼び、買いのタイミングであると見る。逆に、短期移動平均線が長期移動平均線を上から下に突き抜けたことを、デッドクロスと呼び、売りのタイミングであると見る。そのため、移動平均線では、ゴールデンクロスが発生していれば1、デッドクロスが発生していれば-1、どちらでもなければ0の状態であるという。

3.1.2 RSI(Relative Strength Index : 相対力指数)

RSIとは、逆張り系の分析手法とされ、相場が売られすぎ（価格が安い）の時に買い、買われすぎ（価格が高い）時に売ろうとする考え方である。過去 n 日間における値動き幅に対する上昇幅の割合（0～100%）を求める。一般的に、20%割れは売られすぎと考えられるため買い、80%を超えると買われすぎと考えられるため売りのタイミングであると見る。そのため、RSIでは、RSIの値が20%以下であれば1、80%以上であれば-1、それ以外であれば0の状態であるという。

3.1.3 PBR (Price Book-Value Ratio : 株価純資産倍率)

PBRとは、ファンダメンタルズ指標の一つで、株価が1株当たり純資産の何倍まで買われているかを表す指標である。一般にPBR=1倍が株価の下限と考えられ、PBRが1倍を割っていればその会社の清算価値より株価総額が下回っていることとなり、割安な株であると考えられている。本研究では、PBRが1倍未満であれば買い、PBRが1.5倍以上であれば売りとする。そのため、PBRでは、PBRの値が1倍未満であれば1、1.5倍以上であれば-1それ以外は0の状態であるという。

3.1.4 外国為替

その他の市場情報として、為替市場の情報を取引の判断に用いる。本論で述べる為替情報とは、円とドルの為替レートをを用いたものである。為替の変化は、輸入関連企業と輸出関連企業に影響を与えられている。また、円高の時は、景気が良いとされ、それに伴い日経平均が上昇すると考えられたこともある。そのため、本稿では為替の終値が2日間で1.5円以上ドルが下落した時、円高と判断し、全銘柄に対して買い判断とする。逆に、終値が2日間で1.5円以上ドルが上昇した時、円安と判断し、売りとする。そのため、1.5円以上ドルが下落した場合は1、1.5円以上上昇した場合は-1、それ以外は0の状態であるという。

3.2 自動株式取引システム

これまでにも、ニューラルネット、遺伝アルゴリズム、学習といった手法を用いた株式自動取引システムの提案がなされている[5]が、カブロボプラットフォームを基にしたものとして、強化学習手法を導入した研究がある[6]。しかしながら、そこではすべての銘柄に対して有効な学習に用いる状態空間の設定が難しいといった問題があるため、特定の銘柄の組みを基に状態空間を設定するなどの手法が用いられており、汎用的な銘柄選択規則を構成するには格っていない。

取引対象となる銘柄毎に取引指標の有効性にもばらつきがある。そのため、提案システムでは、複数の取引指標を用いて銘柄選択規則を構築する手法を用いる。そこでは用

いる銘柄毎に重みを付け、その重みは学習機能によって決定される。環境（市場）から得られた取引指標の状態と重みから取引の判断を行う。

3.3 取引銘柄選択規則

本稿における取引エージェントの株式取引手法を図3に示す。

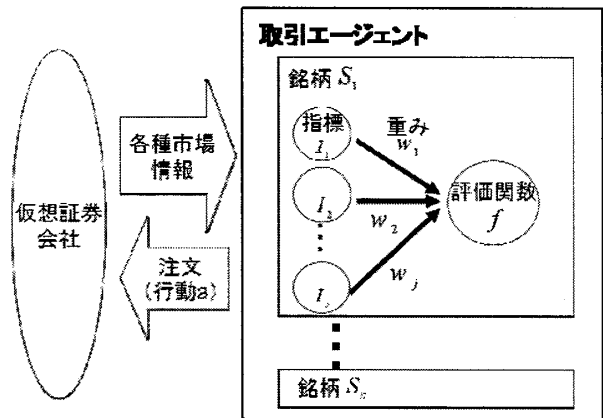


図3：取引エージェントの株式取引手法

取引エージェントは、各種市場情報（環境）から用いる指標の状態を抽出し、評価関数 f を用いて行動 $a \in \{1, 0, -1\}$ を決定する。ここでは、1 破壊を、0 は保留を、-1 は売りを表す。

用いる指標の数を k とし、指標 j の状態を $I_j \in \{1, 0, -1\}$ で表す。また、各指標 $j (1 \leq j \leq k)$ には重み w_j が付けられているとし、評価関数 f を $I_1 \times \dots \times I_k$ から、 $\{1, 0, -1\}$ への写像として次のように定義する。

$$f(I_1, \dots, I_k) = \sum_{i=1}^k w_j I_j \quad (1)$$

w_j : j 番目の指標の重み（実数値、初期値 1.0）

I_j : j 番目の取引指標の値 $I \in \{1, 0, -1\}$

閾値 θ （実数）と w_j に初期値として 1.0 を与え、行動 a を次のように決定する。ここで、(1) 式を f と以下略記する。

$$a = \begin{cases} 1(\text{買い}) & \text{if } f > \theta \quad \& \& \text{非所持} \\ 0(\text{保留}) & \text{if } -\theta \leq f \leq \theta \\ -1(\text{売り}) & \text{if } f < -\theta \quad \& \& \text{所持} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、所持とは対象の銘柄を保有していることを意味し、非所持とは、対象の銘柄を保有していないことを意味する。

4. 学習アルゴリズム

本研究における、学習アルゴリズムでは、対象銘柄を決済した後、売却銘柄の購入時価格と売却時価格を比較して

学習させる方式（決済方式）と、すべての銘柄を毎日、当日終値と前日終値を比較して学習させる方式（逐次方式）を組み合わせる。また、銘柄を S_n ($n=1\dots n$)、取引指標の状態を I_{nj} 、 I_{nj} に対する重みを w_{nj} とし、それぞれの学習で与える報酬を α 、 β と定義し、以下に重みの更新方法を示す。

決済方式： S_n に対して：

If 株式を売却したならば：

case1: 売却時価格-購入価格 > 0 の時

$$w_{nj} := \begin{cases} w_{nj} + \alpha & \text{if } I_{nj} = 1 \\ w_{nj} & \text{if } I_{nj} = 0 \\ w_{nj} - \alpha & \text{if } I_{nj} = -1 \end{cases}$$

case2: 売却時価格-購入時価格 < 0 の時

$$w_{nj} := \begin{cases} w_{nj} - \alpha & \text{if } I_{nj} = 1 \\ w_{nj} & \text{if } I_{nj} = 0 \\ w_{nj} + \alpha & \text{if } I_{nj} = -1 \end{cases}$$

逐次方式： S_n に対して：

If 当日終値-前日終値 > 0 であれば

$$w_{nj} := \begin{cases} w_{nj} + \beta & \text{if } I_{nj} = 1 \\ w_{nj} & \text{if } I_{nj} = 0 \\ w_{nj} - \beta & \text{if } I_{nj} = -1 \end{cases}$$

If 当日終値-前日終値 < 0 であれば

$$w_{nj} := \begin{cases} w_{nj} - \beta & \text{if } I_{nj} = 1 \\ w_{nj} & \text{if } I_{nj} = 0 \\ w_{nj} + \beta & \text{if } I_{nj} = -1 \end{cases}$$

α と β の値は、定数値 ($\alpha=0.1$, $\beta=0.01$) で与える。 α と β の値の違いは、学習する頻度が逐次方式の方が多いためである。

5. 実装と実験

カプロボ公式サイトより提供されているカプロボ SDK(取引エージェント作成用 SDK) を用いて以上の機能を実装した。実験は付属の検証データを用いて行った。

まず、株式取引において、取引の判断に用いる指標を複数組み合わせる用いることが有用であることを示す。その後、銘柄毎に複数の指標を用いて学習させ、取引した結果及び学習させた場合の結果を比較し、有用であることを示す。この際、閾値の値を変化させた場合の変化も見る。また、銘柄毎に得られた有効な取引指標の特徴から銘柄群の類別を行う。

5.1 実験方法

本実験では以下の3種類のエージェントを用いた実験を行う。

- 単独指標エージェント：各指標1つを用いた取引判断を行う
- 複数指標エージェント：複数の指標を用いた取引判断を行う
- 学習エージェント：学習機能を実装した複数指標を用いて取引判断を行う

また、実験条件は以下のとおりである。

- 上記の3種類のエージェントの取引結果の比較をするためのシミュレーション期間を検証期間とする。また、学習エージェントに関しては、予め2年間の学習期間を設ける。
 - 学習期間 2年間(2004/1/5~2005/12/30)
 - 検証期間 1年間(2006/1/4~2006/12/19)
- 式(2)において、閾値 θ を変化(0,1)させた場合の取引結果を比較する。
- 単独指標エージェントと複数取引エージェントにおいて、式(2)における j 番目の指標の重み w_j は常に1とする。
- シミュレーションの環境を以下の条件とする
 - 初期資産 5000万円
 - 発注回数 1日2回(前場・後場各1回)
 - 注文の有効期間 1日
 - 約定に対する手数料 0.1%
 - 取引対象銘柄はカプロボ開発環境から標準で提供されている東証一部主要50銘柄とする
 - 取引の際には単元株数分でのみ取引を行う
 - 株式の買い増しは行わない(1単元株のみしか保有することができない)

5.2 実験結果

各表の項目は以下のように定義する。

- 総トレード数：新規売買と反対売買をあわせて1件と数えた約定件数
- 勝率(%)：全取引のうち、利益が出た取引の割合
- 総純損益(%)：最終的な純損益
- 最大ドローダウン(DD)(%)：過去の総資産の最大値から最大でどのくらい目減りしたかを示す

各指標を単独で用いた取引判断を行う単独指標エージェントの取引結果を表1に、複数指標を用いて取引判断を行う複数指標エージェントとそれに学習機能を実装した学習エージェントの取引結果を表2に示す。

表1 指標別取引結果

	移動平均	RSI	PBR	外国為替
総トレード数	41	58	5	300
勝率(%)	53.66	70.69	60.00	68.33
総純損益(%)	2.21	4.49	0.15	14.31
最大DD(%)	5.08	6.00	0.56	7.11

表2 複数取引エージェント及び学習エージェントの取引結果 $\theta=0$

	複数指標	学習
総トレード数	70	353
勝率(%)	67.14	61.19
総純損益(%)	1.47	2.61
最大ドローダウン(%)	1.51	2.81

表3 複数指標エージェント及び学習エージェントの取引結果 $\theta=1$

	複数指標	学習
総トレード数	6	18
勝率(%)	83.33	83.33
総純損益(%)	0.29	1.00
最大DD(%)	0.56	0.51

5.3 考察

表1より、採用する取引指標によって、取引結果にばらつきがある事が分かる。表2より閾値が0の場合の複数指標エージェントと学習エージェントの取引結果は、指標を単独で用いた場合(RSI, 外国為替)と比べ良い結果を出したとは言えない。これは、閾値が0のため、取引銘柄規則が錯綜してしまい、結果として悪くなったと考える。

そこで、表3より、閾値を変化させ、取引の数を減らす。これによって、取引銘柄規則は取引指標による共通の見解を重視するようになり、取引結果の改善を図ることが出来たと考える。また、複数指標を用いた場合、適切な取引銘柄規則で取引したため、精度の高い取引銘柄規則ができたと考える。指標を単独で用いる場合と比べ、トレード数と純損益は低くなっているが、勝率及び最大ドローダウンが改善されているため、大きな損失を出す可能性が低いことを示している。

表3より、学習エージェントに関しては、銘柄別の指標による取引銘柄規則を学習させることによって、複数指標と勝率こそ同率なものの、トレード数の増加分を加味すれば、良くなったと考えられる。これは、銘柄毎の最適な取引指標の重みの変化によってより良い取引銘柄規則が構築できことを示している。

また、性能の良かった閾値を1にした学習エージェントの取引結果より、最も重みの大きい指標別に銘柄群の分類を行い、銘柄毎に各指標の持つ重みに着目し、最も重みの大きい指標によって分類を行う。その最も重みの大きい指標を単独で用いて取引を行って利益が出た銘柄の割合を表4に示す。このように最大重みに基づいて、分類を行って取引をした場合のほとんどの銘柄が、利益を出しているこ

とが分かる。このことから、学習機能は銘柄の特徴を捉えていると考えることができる。

表4 閾値を1にした学習エージェントの取引結果による重みの類別による利益が出た銘柄の割合

指標	利益が出た銘柄割合(%)
移動平均	66.67
RSI	85.71
PBR	100.00
外国為替	92.86

6. まとめと今後の課題

本研究では、用いる複数の取引指標の各々に対して重要度(重み)を与え、取引結果及び、当日と前日の価格差に基づいて各取引指標の重みを学習させ、得られた学習結果から取引指標の組み合わせを決定する強化学習による取引銘柄選択規則構築法を提案し、評価実験を行った。また、銘柄毎に得られた有効な取引指標の特徴から銘柄群の分類を行った。

実験より、提案した銘柄選択規則構築法を用いた取引で、閾値大きくすることで取引数を減らすことにより、高い勝率を得ることができた。また、銘柄毎に得られた有効な取引指標の特徴から銘柄の分類を行い、それを基にした取引での有用性を確認できた。

本稿では、取引銘柄規則に性格の異なる4つの指標を用いて、有効性を示すことができたが、指標の組み合わせには相性があるため、より組合せに関して考慮する必要がある。また、学習機能の関係により、同一銘柄をすでに所持している場合の買い増しを許していないため、すべての判断を有効活用できていない。そのため、学習機能の修正をすることが今後の課題としてあげられる。

参考文献

- [1] 自動株式売買ロボット・カブロボ, <http://www.kaburobo.jp/>
- [2] 大矢 倫靖, 中山 慎一郎, 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-”, 人工知能学会誌, Vol.24, No.3 (2009)
- [3] 小山 哲, “株式投資これができれば百発百中”, 株式会社すばる舎, (2003)
- [4] 藤本 竜, “インターネットでわかる株の銘柄選びと売買タイミング”, 株式会社自由国民社, (1999)
- [5] 電気学会, “学習とそのアルゴリズム(第6章)”, 森北出版, (2002)
- [6] 松井 藤五郎, 大和 田勇人, “強化学習を用いた株式取引エージェントにおける汎用政策の学習”, 人工知能学会全国大会, 3D9-5, (2007)