

テクニカル指標による株式投資の戦略木構築  
Construction of Strategy using Binary Decision Diagram  
in Stock Investment using Technical Indicators

加藤 旺樹<sup>\*1</sup>                      穴田 一<sup>\*1</sup>  
Ohki Kato                              Hajime Anada

<sup>\*1</sup> 東京都市大学  
Tokyo city university #1

In recent year, many researchers pay attention to stock trading using technical analysis. In the investment using technical analysis, we predict future price movements from patterns of past price movements and trade by using technical indicators to judge turning point and trends of the market. However, it is necessary to have expert knowledge and there is a problem that it is difficult to make a profit. Therefore, we construct investment strategy that can make a good profit using technical indicators.

1. はじめに

近年、テクニカル分析を用いた株式売買に関する研究が多く行われている。テクニカル分析を用いた投資では、相場のトレンドや転換点を判断するテクニカル指標を用いることで、過去の値動きのパターンから将来の値動きを予測し売買を行う。しかし、そのためには専門的な知識を必要とする上、利益を上げにくいという問題がある。

そこで、本研究ではテクニカル指標を用いた高確率で利益を生み出す投資戦略の構築を目的とする。

2. 既存研究

松村らは、戦略木としてテクニカル指標を用いた投資戦略を木構造で表現し、それぞれの個体がその戦略木に従い株式売買を行うモデルを構築した[松村 06][松村 08]。遺伝的操作を用いることでより利益が高くなるように戦略木を進化させ、その戦略木の特徴を分析した。

2.1 テクニカル指標

テクニカル指標は株式の売買タイミングを判断するために使われる指標で、トレンド系、オシレータ系、出来高系の 3 つがある。トレンド系は株価の推移からトレンドの上昇や下降を判断する指標、オシレータ系は株価の推移からトレンドの転換点を判断する指標、出来高系は売買が成立した株数の推移からトレンドの転換点を判断する指標である[藤本 04][吉見 03][山中 15]。

2.2 戦略木

戦略木は、図 1 の例のように複数の非終端ノードと終端ノードからツリー状に構成される。それぞれの数字がテクニカル指標や売買行動を表し、各ノードから 1 番上のノードまでのノード間を結ぶ枝の数を各ノードの深さとする。非終端ノードでは、テクニカル指標に基づく判定処理によって左右どちらかのノードを実行する。終端ノードでは、株式の売買行動を実行する。非終端ノードによる分岐を終端ノードにたどり着くまで繰り返すことで行動を決定する。表 1 に非終端ノードの例と終端ノードを挙げる。

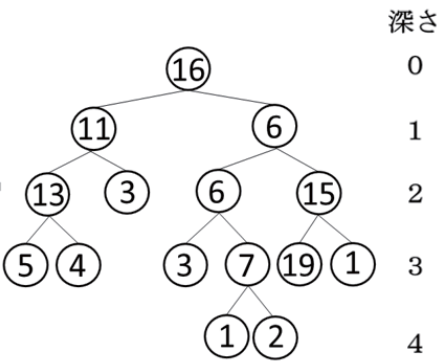


図 1 戦略木の例

個体は、戦略木に従って当日の行動を決定する。一番上のノードからテクニカル指標に基づく判定処理により、左右どちらのノードを実行するのか決定していく。この操作を繰り返し、到達した終端ノードの行動を実行する。判定に使用するデータは、各指標に必要な日数分の始値、高値、安値、終値、出来高の日足データである。

表 1 ノードの例

種類	番号	内容
終端ノード	1	1 株購入, 資金がないときは待機
	2	1 株売却, 株式がないときは待機
	3	待機
	4	保有している株式をすべて売却
	5	資金が許す限り株式を購入
非終端ノード	6	前日の終値が前々日の終値を上回れば左のノードを実行, それ以外であれば右のノードを実行
	⋮	⋮
	34	前日の総資産が前々日の総資産を上回れば左のノードを実行, それ以外であれば右のノードを実行

2.3 シミュレーション

戦略木を個体の遺伝子として、交叉や突然変異、淘汰の操作

連絡先:加藤旺樹, 東京都市大学, 〒158-8557  
東京都世田谷区玉堤 1-28-1

でより高い利益を生み出す個体を作り出していく。

### 2.3.1 初期個体生成

表 1 のノードの中からランダムに 1 つを選択する。そのノードが終端ノードであれば、戦略木の生成を終了する。非終端ノードであれば、その非終端ノードの左右にノードをランダムに選択して付け加える。この作業を、全ての非終端ノードの左右に終端ノードが付け加えられるまで繰り返す。初期個体の生成は、初めからノード数の多い木になることを防ぐため、深さ 4 には終端ノードを付け加える。

### 2.3.2 評価

個体を評価した値である適応度  $F$  は総資産とする。総資産とは、取引後の個体の現金残高と保有株式の時価総額の全銘柄の総和である。

### 2.3.3 遺伝的操作

以下の操作 (i) ~ (iii) を順に行うことで、より適応度の高い個体を作り出す。

#### (i) 複製

現世代において適応度の高い上位 20% の個体を、そのまま次世代に残す。

#### (ii) 交叉

現世代の全個体から適応度を用いたルーレット選択により親となる 2 個体を選択する。それぞれの個体からランダムに 1 つずつノードを選び、そのノード以下の部分木を交換することで子を 2 個体作り出す。これらの操作を繰り返すことで次世代に残す  $N$  個体の 80% を作り出す。

#### (iii) 突然変異

次世代に残す全ての個体について適応度の順位に基づいて突然変異を施すか決定する。個体  $i$  の突然変異率  $P_i$  は次式で定義される。

$$P_i = (\text{Rank}_i - 1) \times 0.1 \quad (\%) \quad (1)$$

ここで、 $\text{Rank}_i$  は個体  $i$  の適応度の順位である。これにより、順位の高い個体は突然変異する確率が低くなる。突然変異を施す場合ランダムにノードを 1 つ選び、終端ノードなら他の終端ノード、非終端ノードなら他の非終端ノードにランダムに変化させる。これらの個体を次世代に残す。

### 2.3.4 シミュレーションの流れ

個体を  $N$  個体用意する。個体はそれぞれ戦略木と現金残高、保有株式数の情報を持ち、1 日 1 回行動する。各個体は独立して、戦略木に従い複数銘柄でそれぞれ取引を行う。1 銘柄につき元金を 10 万円とし 2 年間の取引を行う。取引は過去のデータを用いて実市場と同じ値動きを再現した市場で行い、株式の注文は注文を出した日の終値で成立させる。シミュレーションは以下の流れで行う。

#### I) 初期個体生成

#### II) 評価

#### III) 複製

#### IV) 交叉

#### V) 評価

#### VI) 突然変異

II) ~ VI) を、終了条件を満たすまで繰り返す。V) の評価は突然変異を行う際に個体の順位を用いているため、複製した個体と交叉によって作り出された個体の順位を求めるために行う。

## 3. 提案手法

### 3.1 既存手法の問題点

既存手法には大きく 3 つの問題点がある。

1 つ目の問題点は、交叉で親を選び出す際の総資産によるルーレット選択では、総資産の増えた戦略木と減った戦略木で選択確率に差が出にくい点である。

2 つ目の問題点は、戦略木によって行動を決定する際に同じ数字のノードを 2 回目以降実行する場合、そのノードでは左右どちらに分岐するのか決まっているため、絶対に到達できないノードが生まれてしまう点である。例えば、図 1 では、深さ 1 と深さ 2 に 6 番のノードがある。深さ 1 にある 6 番で左のノードを実行する場合、深さ 2 の 6 番も左のノードを実行することになり、その逆側の深さ 3 の 7 番のノード以下には到達できない。これらのノードは売買行動に関係なく適応度に影響を与えないが、ノード数を制限していないためこのようなノードが際限なく増えていく。これでは、交叉の際、適応度に影響を与える部分が選ばれにくくなるため、進化が停滞しやすく効率的な学習が妨げられる。

3 つ目の問題点は、交叉によってできた個体をそのまま次世代に残しているため、適応度の低い個体が次世代に多く残る点である。

### 3.2 提案

本研究では、1 つ目と 2 つ目の問題点を解決するため個体  $i$  の適応度  $F_i$  を次式のように定義した。

$$F_i = \text{Profit}_i - \alpha \times \text{NodeNumber}_i \quad (2)$$

ここで、 $\text{Profit}_i$  は個体  $i$  の利益、 $\text{NodeNumber}_i$  は個体  $i$  の戦略木のノード数、 $\alpha$  は戦略木のノード数に関する重みを表す。

適応度に利益を用いることで、既存手法の総資産によるルーレット選択より戦略木ごとの選択確率に差が出るようにしている。また、戦略木のノード数を引くことでノード数の多い戦略木の適応度を小さくし、ノード数の多い戦略木を生き残りにくくしている。しかし、このままでは適応度が負になることがありルーレット選択の選択確率を求めることができない。そこで、適応度が負の場合、戦略木の中で最も小さい適応度の絶対値を全ての戦略木の適応度に足すことで補正する。

さらに 3 つ目の問題点を解決するため次世代に残す個体を現世代の個体と交叉によってできた個体から適応度の順位を用いたルーレット選択によって選び出す。こうすることで、個体の多様性を保ちつつ順位の高い個体を次世代に残りやすくする。本研究では交叉によって  $N$  個体を作り出し、そこに現世代の  $N$  個体を合わせた  $2N$  個体から次世代の  $N$  個体を決定する。

### 3.3 提案手法の流れ

提案手法によるシミュレーションは以下の流れで行う。

#### I) 初期個体生成

#### II) 評価

#### III) 交叉

#### IV) 評価

#### V) 次世代に残す個体の選択

#### VI) 突然変異

II) ~ VI) を、終了条件を満たすまで繰り返す。IV) の評価は次世代に残す個体を決定する際に適応度の順位を用いたルーレット選択を用いているため、現世代の個体と交叉によって出来た個体の順位を求めるために行う。

4. 結果

本研究では、取引に東京証券取引所 1 部に上場している銘柄を使用した。使用したのは、酒造関連のアサヒ、麒麟、サッポロ、IT 関連のヤフー、オービック、KDDI、消費関連のイオン、イズミの 8 銘柄である。シミュレーションを行う条件として、個体数  $N=100$ 、世代数 5000、試行回数 50 とし、 $\alpha$  は 10 ～ 150 を 10 刻みで、戦略木の学習を行う学習期間とテストを行うテスト期間を表 2 のように設け、シミュレーションを行った。

表 2 取引期間

ケース	学習期間	テスト期間
1	2013 年 1 月～2014 年 12 月	2015 年 1 月～2016 年 12 月
2	2011 年 1 月～2012 年 12 月	2013 年 1 月～2014 年 12 月
3	2009 年 1 月～2010 年 12 月	2011 年 1 月～2012 年 12 月

図 2 にケース 1 におけるテスト期間の全個体の中で最も高い利益(best)を示す。この図は  $\alpha = 50$  において、50 試行を平均した結果である。縦軸は利益(万)、横軸は世代数を表し、オレンジ線は既存手法の best、青線は提案手法の best を表す。

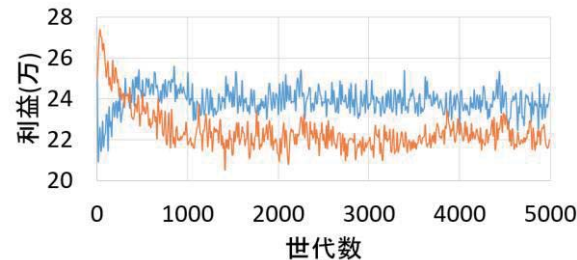


図 2 ケース 1 テスト期間の best

学習期間において提案手法ではどのケースにおいても best で既存手法を上回った。さらに、テスト期間において既存手法では世代数が進むにつれて best が下がっているが、提案手法では世代数が 0 ～ 1000 の間は上がっており既存手法を上回っている。ケース 1、3 において既存手法による戦略木の学習では世代が進むにつれてテスト期間の best の上昇を確認することができなかったが、提案手法では確認することができ、学習によって資産を増やすことができる戦略を獲得できたと考えている。これは提案手法の戦略木では、戦略木のノード数を制限したことで交叉によって適応度に影響を与える部分が交換されやすくなっている。その結果、効率的な学習ができ、より適応度の高い戦略木ができやすくなったからだと考えられる。

図 3 にケース 2 におけるテスト期間の全個体の中で最も高い利益(best)を示す。この図は  $\alpha = 50$  において、50 試行を平均した結果である。縦軸は利益(万)、横軸は世代数を表し、オレンジ線は既存手法の best、青線は提案手法の best を表す。

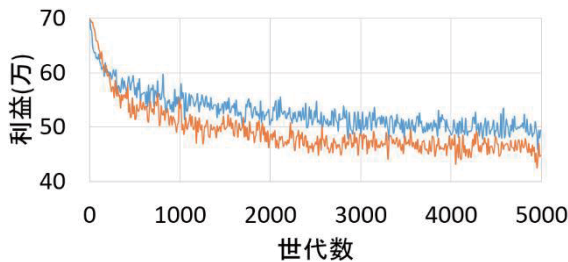


図 3 ケース 1 テスト期間の best

ケース 2 のテスト期間では提案手法、既存手法のどちらにおいても世代が進むにつれて best が下降してしまった。これは学

習期間に値上がり幅の大きい上昇トレンドの銘柄が存在するため、上昇トレンドのみで資産が増えるように戦略木が進化してしまいテスト期間の株価変動に対応できなくなったからだと考えられる。

図 4 にケース 1 におけるその世代の戦略木の平均ノード数を示す。この図は  $\alpha = 50$  において、50 試行を平均した結果である。縦軸は平均ノード数、横軸は世代数を表し、オレンジ線は既存手法による戦略木の平均ノード数、青線は提案手法による戦略木の平均ノード数を表す。

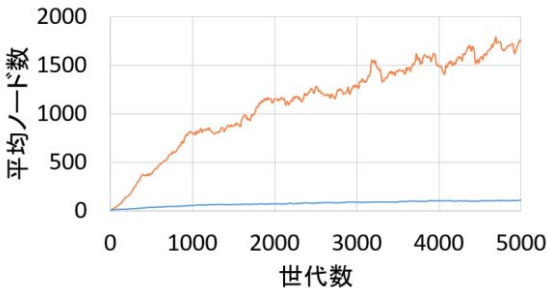


図 4 ケース 1 平均ノード数

最終世代において、既存手法による戦略木の平均ノード数は約 1700 であるが、提案手法による戦略木の平均ノード数は約 100 であり、提案手法では既存手法による戦略木よりはるかに少ないノードで戦略木を構築することができている。提案手法では、ケース 2、3 においても同様に既存手法による戦略木より少ないノードで戦略木を構築することができた。

表 3 にケース 1 の学習期間で最も総資産が高かった戦略木のノード数と無効なノードの割合を表 3 に示す。

表 3 無効なノード

	既存手法	提案手法
ノード数	787	47
無効な割合	76%	28%

既存手法による戦略木はノード数 787 に対して無効な割合が 76% と戦略木を構築するノードの約 4 分の 3 が無効なノードとなっているが、提案手法による戦略木はノード数 47 に対して無効な割合が 28% と既存手法より無効なノードを大幅に減らすことができている。

5. 今後の課題

既存手法、提案手法のどちらにおいても学習期間に偏った変動の銘柄が存在すると、その変動時のみでしか稼げないように戦略木が進化してしまい、他の株価変動に対応できなくなっている。様々なパターンの株価変動に対応する戦略木を構築するため、学習期間において様々な変動で利益をあげている戦略木を評価する方法の検討が必要である。

提案手法では、既存手法に比べ戦略木の無効なノードを大幅に減らすことができたが、無効なノードが残っており完全に削除することができていない。戦略木から全ての無効なノードを削除する方法の検討が必要である。

これらを検討した結果についても発表を行う。

参考文献

[松村 06] 松村幸輝, 国屋美敬, 木村周平: “遺伝的プログラミング手法に基づくエージェントベーストレーダモデル” 情報処理学会論文誌, Vol.47, No9, pp.2869-2886, 2006

- [松村 08] 松村幸輝:“進化計算手法にクラスタリングを応用した株式投資の戦略木最適化モデル”情報処理学会論文誌, Vol.49,No1,pp.457-475, 2008
- [藤本 04] 藤本竜:株価チャート分析大全, 自由国民社, 2004.
- [吉見 03] 吉見俊彦:決定版チャート分析の真実, 日経ラジオ社, 2003.
- [山中 15] 山中康司:相場で勝つための基本と実践 テクニカル指標の読み方・使い方, 2015.
- [Koza 92] Koza, J:Genetic Programming, MIT Press, 1992