

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

加藤 旺樹[†]
Ohki Kato

穴田 一[†]
Hajime Anada

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
	⋮	⋮

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, テクニカル指標を用いた投資戦略を木構造で表現した戦略木をそれぞれの個体を持ち, その戦略木に従い株式売買を行うモデルを構築した[1]. 遺伝的操作を用いることでより利益が高くなるように個体を進化させ, 各個体を持つ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, テレンド系, オシレータ系, 出来高系の3つがある. テレンド系は株価の推移からトレンドを判断する指標, 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.

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. 表 1 に終端ノードと非終端ノードの例を挙げる.

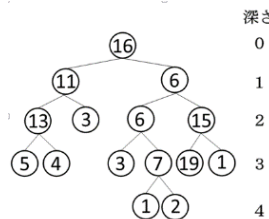


図 1 戦略木の例

各個体は戦略木を持ち, 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, 左右どちらかのノードを実行するのか決定していくことを繰り返す, 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.

[†] 東京都市大学, Tokyo City University

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 のノードの中から無作為に 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無作為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

個体の適応度は総資産とする. 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無作為に 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, 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無作為にノードを 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無作為に変化させる. これらの個体を次世代に残す.

2.4 既存手法の流れ

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 回売買行動する。各個体は独立して、戦略木に従い定めた期間において複数銘柄でそれぞれ取引を行う。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。既存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)複製
IV)交叉 V)評価 VI)突然変異
III)~VI)を、決められた世代数まで繰り返す。

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のノードを実行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る点である。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。これでは交叉時、適応度に影響を与える部分が選ばれにくくなり、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、交叉と突然変異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 つ目の問題点を解決するために適応度に幾何平均利益を使用する。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する。しかし、利益は負になることがあり、その場合適応度を求めることができない。そこで、利益が負の場合、取引させた中で最も小さい利益の絶対値を全ての利益に足すことで補正する。そして、適応度を複数期間でそれぞれ取引を行った時の利益の幾何平均とすることで、どの期間でも利益を上げている個体の適応度が高くなるようにする。さらに、学習データを銘柄ごとに短く分割することでトレンド等の時系列の特徴を出やすくし学習を行う。期間をより細かく分割し、分割したそれぞれの期間で取引させた時の利益の幾何平均を適応度とすることで、多くの変動パターンを学習出来ると考えたからである。

2 つ目の問題点を解決するため、100 世代以降では毎世代評価で使われなかったノードの削除を行う。ノードの削除を 100 世代以降で行うのは、初期世代から行くと戦略木が大きくなるようになってしまうからである。

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、交叉と突然変異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。本研究では交叉と突然変異によって 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)ノード削除 IV)交叉 V)評価 VI)突然変異 VII)評価 VIII)次世代に残す個体の選択 III)~VIII)を、決められた世代数まで繰り返す。

4. 結果

本研究では、取引に既存研究で用いられた 8 銘柄を使用する。個体数 $N=100$ 、世代数 5000、試行回数 50 とし、学習を行う学習期間とテストを行うテスト期間を表 2 のように分け、シミュレーションを行った。学習期間の分割の刻みは、2 年、1 年、6 ヶ月の 3 つである。分割した期間においてそれぞれ元金 10 万円とし取引を行い、2 年刻みであれば、1 銘柄につき 6 年間の学習期間を 3 期間に分け、8 銘柄分の 24 期間で取引し適応度を計算する。

表 2 取引期間

ケース	学習期間	テスト期間
1	2005 年 1 月~2010 年 12 月	2015 年 1 月~2016 年 12 月
2		2013 年 1 月~2014 年 12 月
3		2011 年 1 月~2012 年 12 月

図 2 にケース 1 における学習期間で適応度が最も高い個体のテスト期間での利益(best)を示す。この図は、50 試行を平均しており、縦軸は利益(万円)、横軸は世代数を表し、黒線は既存手法の best、オレンジ線は 2 年刻みによる提案手法の best、青線は 1 年刻みによる提案手法の best、黄線は 6 ヶ月刻みによる提案手法の best を表す。

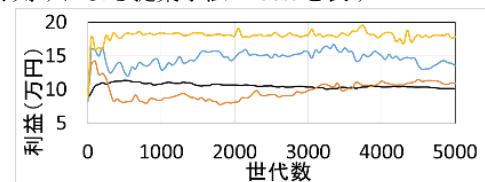


図 2 ケース 1 におけるテスト期間の best

ケース 1 のテスト期間において、最終世代ではどの刻みによる提案手法も既存手法の best を上回っている。また、最も細かく分割した 6 ヶ月刻みによる提案手法が最も利益を上げている。また、ケース 2, 3 でも全ての刻みにおいて提案手法が既存手法を上回っていた。

5. 今後の課題

既存手法、提案手法のどちらにおいても突然変異の際、その個体に突然変異を施すか決定し、施す場合は個体を構成するノードを 1 つ無作為に変化させているが、本来の生物は遺伝子それぞれがある確率で突然変異を起こす。従って本研究では、個体を構成するそれぞれのノードがある確率で突然変異をするように修正を加えるべきだと考えている。この検討結果についても発表で述べる。

参考文献

- [1] 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, No.9, pp.2869-2886 (2006).