

テクニカル指標による金融取引の戦略木構築

加藤 旺樹† 穴田 一†

東京都市大学 大学院総合理工学研究科†

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。松村らは、テクニカル指標を用いた投資戦略を木構造で戦略木として表現した。そして、それぞれの個体が戦略木を持ち、その戦略木に従い株式売買を行うモデルを構築した。このモデルでは、戦略木を個体の遺伝子として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、各個体が持つ戦略木の特徴を分析している[1]。しかし、その戦略木は上昇トレンドのみでしか稼ぐことが出来ないものとなっていた。

そこで本研究では、松村らの研究で用いられた戦略木を用いて、様々な変動に対応することが出来る、テクニカル指標を用いたより利益を生み出す投資戦略の構築を目的とする。

2. 提案手法

それぞれの個体が戦略木を持ち、その戦略木にしたがって取引を行う。その取引結果から個体を評価するための値である適応度を求める。そして、戦略木を個体の遺伝子として遺伝的操作を用いることで、より適応度が高くなるように個体を進化させていく。

2.1. テクニカル指標

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、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[1]。図1に戦略木の例を示す。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

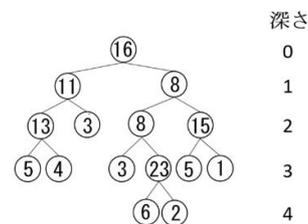


図1 戦略木の例

る。各個体は戦略木を持ち、戦略木に従って行動を決定する。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。

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。使用するノードは松村らの研究に用いられたノードに加え、ある程度まとめて株式を売買することが出来るようにするため、終端ノードに「初期資産の10%を使い株式を購入」と「所有株式の10%を売却」のノードを追加した。

2.3. 遺伝子操作

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. 評価

個体の適応度は、複数の銘柄において複数のあらかじめ定めた長さの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、どの銘柄の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。

2.3.2. 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

Construction of a Strategy Tree in Financial Transaction using Technical Indicators

Ohki Kato†, Hajime Anada†, †Graduate School of Integrative Science and Engineering, Tokyo City University

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。そして、これらの操作を繰り返すことで N 個体を作り出す。

2.3.3. ノード削除

戦略木がある程度大きくなってから必要ないノードを削除するために、101世代以降では毎世代使われなかったノードの削除を行う。これらのノードが残ると進化が停滞しやすくなり効率的な学習が妨げられる。ノードの削除を101世代以降で行うのは、初期世代から行うと戦略木が大きくならなくなってしまうからである。

2.3.4. 突然変異

現世代の N 個体と交叉によって出来た N 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 の突然変異が起きる確率 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、個体を構成する各ノードが突然変異率 $p(\%)$ に基づき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。

2.3.5. 次世代に残す個体の選択

次世代に残す個体を現世代の N 個体と、交叉と突然変異によってできた N 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。

2.3.6. 提案手法の流れ

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、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。提案手法は以下の流れで行う。

- I) 初期個体生成 II) 初期個体の評価
- III) 交叉 IV) 交叉によって出来た個体の評価
- V) 交叉によって出来た個体の使われないノード削除(101世代以降)
- VI) 突然変異 VII) 突然変異した個体の評価
- VIII) 突然変異した個体の使われないノード削除(101世代以降)
- IX) 次世代に残す個体の選択

III)~IX)を、決められた世代数まで繰り返す。

3. 結果

本研究では、取引銘柄は東京証券取引所1部に

上場している銘柄とし、様々な変動を学習させるために10業種から、出来高が多く長い期間データを取ることが出来る銘柄を1つずつ選び出した、キャノン、極洋、日鉄鉱業、積水ハウス、野村ホールディングス、三井不動産、KDDI、大阪ガス、セコム、イオンの10銘柄である。個体数 $N=100$ 、世代数5000、試行回数50、 $p=0.5(\%)$ とし、学習期間は2000年から2005年とした。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10万円とし全銘柄で取引を行う。テスト期間は2006年から2016年とし1年ごとにテストを行った。

図2に2009年においてテストを行った結果を示す。2009年は下降トレンド後、上昇トレンドまたは横ばいの銘柄が多い期間である。図2は、その世代で適応度が最も高い個体の1銘柄あたりの1年間に換算した平均利益の世代推移を表しており、50試行の平均した結果である。縦軸は平均利益(万円)、横軸は世代数を表し、黒線は既存手法、オレンジ線は2年刻みによる提案手法、青線は1年刻みによる提案手法、緑線は6ヶ月刻みによる提案手法の平均利益を表す。

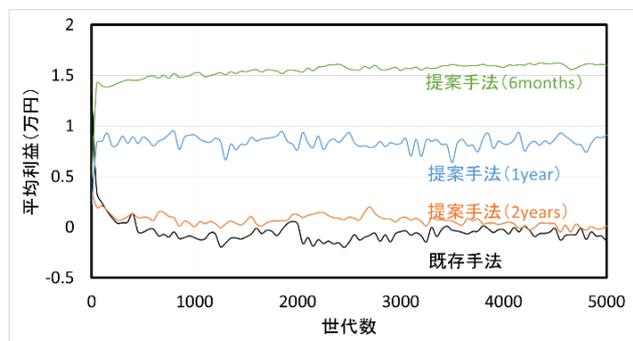


図2 最良個体の平均利益の世代推移 (2009年)

最終世代ではどの刻みによる提案手法も既存手法の利益を上回っており、短く分割し学習を行ったものほど利益を上げることが出来ている。

他の期間でもテストを行ったところ提案手法は、上昇トレンドでは既存手法に劣るが、他の変動では上回ることが出来た。詳しい結果と考察については発表時に述べる。

4. 今後の課題

より多くの変動パターンを学習させるために、学習期間をさらに細かく区切ることや、季節や年度を考慮して区切ることも考えている。

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, No9, pp.2869-2886 (2006).