

# 遺伝的プログラミングを用いた 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精力的に行われている。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。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[1]。戦略木を構成するノード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た。ところが、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、様々なトレンドで利益を生み出す、テクニカル指標を用いた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した値である適応度を求め、戦略木を構成するノード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。本研究では、既存手法を改良するために、適応度の定義、突然変異の方法、次世代に残す個体の選択方法の変更、使用するノードの種類の変更と戦略木から使用されないノードの削除を行った。

### 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、

Construction of a Strategy Tree in Financial Transaction by  
Technical Indicators using Genetic Programming  
Ohki Kato†, Hajime Anada†, †Graduate School of Integrative  
Science and Engineering, Tokyo City University

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。

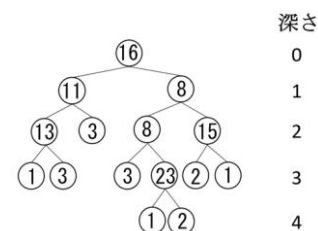


図1 戦略木の例

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。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。

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。

### 2.3. 遺伝子操作

戦略木を構成するノード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  $F$  を次式のように定義した。

$$F = \frac{\text{総利益}}{\text{総損失}} \times \text{勝率} \times \log(\text{総取引数})$$

ここで、総利益は複数銘柄の複数期間でそれぞれ取引を行った時の利益の合計、総損失は複数銘柄の複数期間でそれぞれ取引を行った時の損失の合計、勝率は総取引数のうち利益を得た取引数の割合である。

学習データを短く分割することで時系列の特徴を出やすくして学習を行う。こうすることで、

それぞれの期間で取引させた時の損失を小さくし、利益を大きくするように学習が行われ、多くの変動パターンに対応することが出来るようになると考えたからである。

### 2.3.2. 交叉

現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。

### 2.3.3. ノード削除

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。101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ってしまふからである。

### 2.3.4. 突然変異

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、 $\text{Rank}_i$ 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、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) 交叉によってN個体生成
  - 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
  - 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
  - IX) 次世代に残す個体の選択
- I), II)の後 III) ~ IX)を、決められた世代数繰

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とし、突然変異率*p*は最も良かった $p=0.5$ (%)とした。学習期間は2000年から2005年とした。学習期間には様々な変動が存在するが、上昇トレンドが多い期間となっている。学習期間の分割の刻みは、2年、1年の2つである。分割した全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は各世代で適応度が最も高い個体の1銘柄あたり1年間に換算した利益率の50試行平均を表している。この図の横軸は世代数、縦軸は1銘柄あたり1年間に換算した利益率を表し、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を表す。

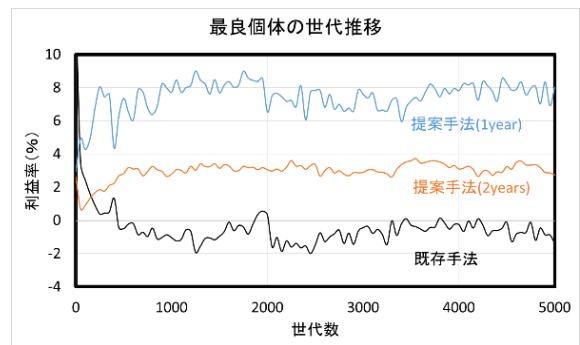


図2 最良個体の平均利益率の世代推移 (2009年)

最終世代ではどちら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、1年刻みによる提案手法が最も利益を上げることが出来ている。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

本研究では、株式を扱ったが為替などの別の金融取引に対しての適用も考えている。

## 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).