

遺伝子アルゴリズムを用いた テクニカル指標による金融取引の戦略木構築

加藤旺樹^{†1} 穴田一^{†1}

概要: 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、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。

キーワード: テクニカル分析, 遺伝的プログラミング, 投資戦略

Construction of a Strategy Tree in Financial Transaction by Technical Indicators using Genetic Programming

OHKI KATO^{†1} HAJIME ANADA^{†1}

Abstract: In recent years, many researchers have studied stock trading using technical analysis. However, it is necessary to have deep knowledge to use such technical analysis and it is difficult to make a profit using such techniques. Therefore, we construct an evolutionary model to create a profitable investment strategy using technical indicators. We confirmed the effectiveness of our model using historical data of the stock market. We confirmed the effectiveness of our model using historical data of the stock market.

Keywords: technical analysis, genetic programming, investment strategy

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][2][3]。戦略木を構成するテクニカル指標を示すノードを個体の遺伝子として遺伝的操作用用することで、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用用す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と使用するノードの種類の修正、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

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。[4][5][6]

2.2 戦略木

表1に戦略木に使用するノードを示す。松村らの研究に用いられたノードに加え、長期の変動も考慮するため、20番、21番、23番、25番、30番、31番のノードを追加したものである。戦略木は、表1に示す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。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る。

^{†1} 東京都市大学大学院 総合理工学研究科
Graduate School of Integrative Science and Engineering, Tokyo City University

深さ

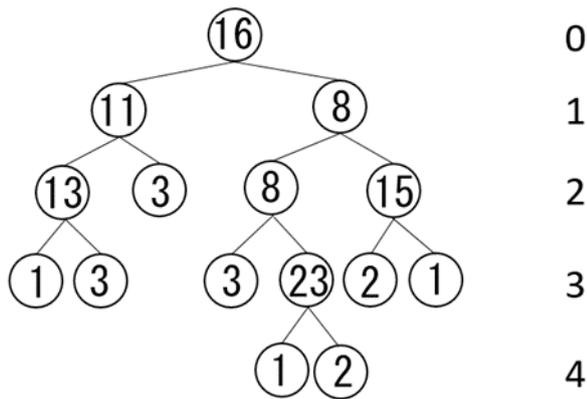


図 1 戦略木の例

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。

使用しているテクニカル指標を以下に示す。

- STC-slow, STC-fast (ストキャスティクス値)
一定期間の株価の最高値と最安値から株価の転換点を判断するオシレータ系の指標
- RSI
一定期間の株価の値上がり幅と値下がり幅から株価の転換点を判断するオシレータ系の指標
- %R
一定期間の株価の最高値と最安値から株価の転換点を判断するオシレータ系の指標
- VR1, VR2, WVR (ボリュームレシオ)
出来高の推移から株価の転換点を判断する出来高系の指標

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。[7]

2.3.1 初期個体生成

表 1 のノードの中から無作為に 1 つノードを選択する。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。初期個体は N 個体生成する。

2.3.2 評価

本研究では、個体の適応度 F を次式のように定義した。

$$F = \frac{\text{総利益}}{\text{総損失} + \alpha} \times \text{勝ち取引数} \quad (1)$$

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、 α はパラメータ、勝ち取引数は利益を得た取引の数である。

複数の期間でそれぞれ取引を行った時の損失が小さく利益が大きいため、つまり様々な変動で利益を上げることが出来る個体の適応度が高くなるようになっている。さらに、勝ち取引数をかけることによって勝った取引の多い個体の適応度が高くなるようになっている。

さらに、学習データを銘柄ごとに期間を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た状態で学習を行う。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。

2.3.3 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。これらの操作を繰り返すことで子を N 個体作り出す。

2.3.4 ノード削除

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てしまう。例えば、図 1 では、深さ 1 と深さ 2 に 8 番のノードがある。深さ 1 にある 8 番で左のノードを実行する場合、深さ 2 の 8 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 23 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。そこで、戦略木がある程度大きくなってから必要ない部分を削除するために、101 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 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いうからである。

2.3.5 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。

$$P_i = (\text{Rank}_i - 1) \times 0.1 \quad (\%) \quad (2)$$

表 1 終端ノードと非終端ノード

種類	番号	内容
終端ノード	1	資金が許す限り株式を購入
	2	所有している株式をすべて売却
	3	待機
非終端ノード	4	前日の終値が前々日の終値より高け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
	5	前日の出来高が前々日の出来高より高け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
	6	前々日 $STC \cdot slow < STC \cdot fast$, 前日 $STC \cdot slow > STC \cdot fast$ なら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
	7	前々日 $STC \cdot slow > STC \cdot fast$, 前日 $STC \cdot slow < STC \cdot fast$ なら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
	8	%Rを用いて0が連続して3回出た後に前日の値が20以上なら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
	9	%Rを用いて100が連続して3回出た後に前日の値が80以上なら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
	10	RSI > 70%なら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
	11	RSI < 30%なら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
	12	短期移動平均と前日の終値の間に+10%以上の乖離があ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
	13	短期移動平均と前日の終値の間に-10%以上の乖離があ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
	14	長期移動平均と前日の終値の間に+10%以上の乖離があ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
	15	長期移動平均と前日の終値の間に-10%以上の乖離があ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
	16	ゴールデンクロスであ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
	17	デッドクロスであ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
	18	短期移動平均との間に+2σ以上の乖離があ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
	19	短期移動平均との間に-2σ以上の乖離があ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
	20	長期移動平均との間に+2σ以上の乖離があ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
	21	長期移動平均との間に-2σ以上の乖離があ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
	22	VR1 ≤ 70%なら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
	23	VR1 ≥ 45%なら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
	24	VR2 ≤ 30%なら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
	25	VR2 ≥ 70%なら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
	26	WVR ≤ 40%なら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

ここで, $Rank_i$ は個体 i の子個体群で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。

2.3.6 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。

2.4 学習の流れ

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回売買行動を行う。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
- 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)全個体の評価

X)次世代に残す個体の選択

I), II) の後 III) ~ X)を, 決められた世代数まで繰り返す。

3. 結果

本研究で用いる取引銘柄は, 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つずつ選び出した表2の10銘柄である。

表 2 取引銘柄

業種	銘柄
製造業	キヤノン
水産・農林業	極洋
鉱業	日鉄鉱業
建設業	積水ハウス
金融保険業	野村ホールディングス
不動産業	三井不動産
運輸・情報通信業	KDDI
電気・ガス業	大阪ガス
サービス業	セコム
商業	イオン

個体数 $N=100$, 世代数 5000, 試行回数 50 とし, 適応度のパラメータ α は $\alpha = 100000$, 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。学習期間の分割の刻みは, 2 年, 1 年の 2 つである。それぞ

れの刻みの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。例えば、2 年刻みであれば、1 銘柄につき 6 年間の学習期間を 2000 年 1 月～2001 年 12 月、2002 年 1 月～2003 年 12 月、2004 年 1 月～2005 年 12 月の 3 期間に分け、10 銘柄分で 30 パターンの株価変動で取引を行う。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 にその世代で適応度が最も高い個体の 1 年間に換算した学習期間での平均利益を示す。この図は、50 試行を平均したものであり、縦軸は平均利益(万円)、横軸は世代数を表し、黒線は既存手法の平均利益、オレンジ線は 2 年刻みによる提案手法の平均利益、青線は 1 年刻みによる提案手法の平均利益を表す。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。

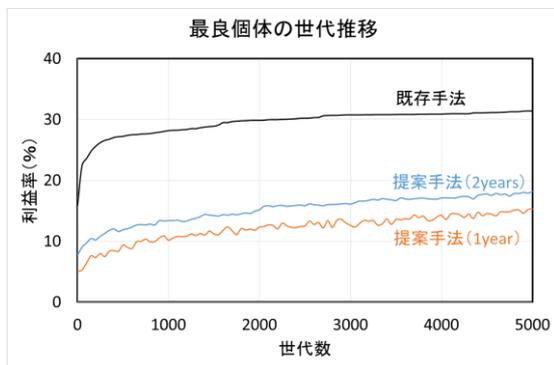


図 2 最良個体の平均利益の世代推移 (学習期間)

既存手法の戦略木、提案手法の戦略木ともに世代が進むにつれて利益率が上がっており、学習が進んでいることがわかる。学習期間において既存手法の戦略木が最も利益を上げることが出来ている。これは既存手法の戦略木は稼ぎやすい上昇トレンドのみで利益を上げるように進化しており、提案手法の戦略木は様々なパターンの変動で利益を上げようと進化しているため上昇しているところで十分に稼ぐことが出来ていないためである。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ないのは、より多くのパターンで利益を上げようと進化しており、上昇トレンドで稼ぐことがより難しくなっているためである。

図 3 に 2009 年においてテストを行った結果を示す。図 3 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を表す。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。

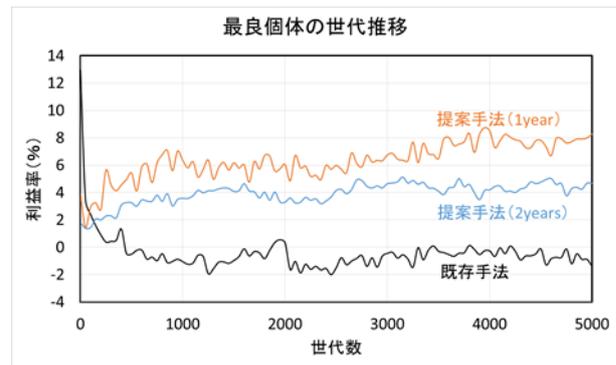


図 3 最良個体の平均利益の世代推移 (2009 年)

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 1 年刻みによる提案手法の戦略木が最も利益を上げることが出来ている。提案手法は学習期間では既存手法より利益を上げることが出来ていなかったが、このテスト期間では利益を上げることが出来ている。これは、既存手法は上昇トレンドのみでしか稼ぐことが出来ないように進化したため、テスト期間の変動に対応できず、提案手法は様々なパターンの変動で利益を上げようと進化しているためテスト期間の変動にも対応することが出来たからだと考えられる。

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。また、学習期間を変えて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

様々な変動に対応することが出来るように進化したと述べたが、上昇トレンドではあまり利益を上げることが出来ておらず、それぞれのトレンドに対応したとは言い難い。現在の木構造では様々なトレンドに対応した戦略の記述は難しいのではないかと考えており、新たな戦略の記述方法の検討を行う必要がある。

本研究では、学習期間を 2 年、1 年の 2 種類に区切り学習を行っている。より多くの変動パターンを学習させるため、さらに細かく区切ることも考えている。また本研究では、学習期間を区切る際に 1 月を初めとしている。そこで、学習期間を年度や季節によって区切ることも考えている。年度を考慮した区切り方であれば、4 月を初めとして学習期間を区切り学習を行う。季節を考慮した区切り方であれば、春を 3 月～5 月、夏を 6 月～8 月、秋を 9 月～11 月、冬を 12 月～2 月として区切り学習を行う。

また、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).
- [2] 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).
- [3] 松村幸輝: Walsh 変換を用いた遺伝的プログラミング手法に基づくファジィ交渉エージェント, 情報処理学会論文誌, Vol.46, No1, pp.267-278 (2005).
- [4] 藤本 竜: 株価チャート分析大全, 自由国民社 (2004).
- [5] 決定版チャート分析の真実, 日経ラジオ社 (2003).
- [6] 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).
- [7] Koza, J : Genetic Programming, MIT Press (1992).