

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、テクニカル指標を用いた利益を生み出す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 using Technical Indicators

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.

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。

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]。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た。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、より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

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。

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][2]。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。

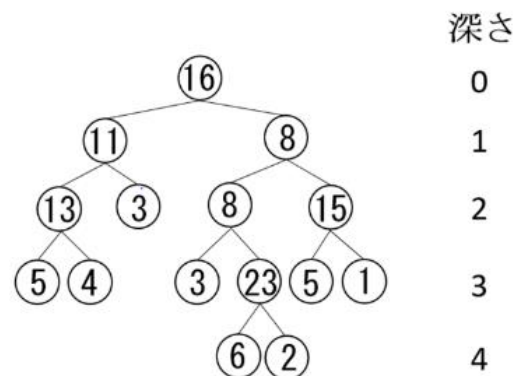


図1 戦略木の例

^{†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

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	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	所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
	6	初期資産の10%を使い株式を購入
	7	所有株式の半数を売却
非終端ノード	8	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
	9	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
	10	前々日 STC-slow < STC-fast, 前日 STC-slow > STC-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
	11	前々日 STC-slow > STC-fast, 前日 STC-slow < STC-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
	12	%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
	13	%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
	14	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
	15	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
	16	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
	17	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
	18	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
	19	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
	20	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
	21	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
	22	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
	23	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
	24	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
	25	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
	26	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
	27	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
	28	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
	29	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
	30	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
	31	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

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。

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」という6番のノードと「所有株式の半数を売却」という7番のノードを追加する。表1に終端ノードと非終端ノードを示す。

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

個体の適応度は、複数の銘柄において複数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。し

かし、利益が負になることがあるため、利益が負の個体が存在する場合、全個体中で最も小さい個体の利益の絶対値を全ての個体の利益に足すことで補正する。

2.3.3 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N個体を作り出す。

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、初期世代から行うと戦略木が大きくなってしまってしまうからである。

2.3.5 突然変異

現世代の個体N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。

2.3.6 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 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た。使用したのは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25、 $p=0.5(\%)$ 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3のように設け、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10万円とし全銘柄で取引を行う。2年刻みであれば、1銘柄につき6年間の学習期間を2005年1月~2006年12月、2007年1月~2008年12月、2009年1月~2010年12月の3期間に分け、10銘柄分で30パターン of 株価変動で取引し適応度を計算する。テスト期間のほとんどの銘柄の特徴として、ケース1は横ばい、ケース2はなだらかな上昇トレンド、ケース3は激しい上下変動をともなう上昇トレンドとなっている。

表 3 取引期間

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

以下に示す結果は全て 25 試行を平均したものである。図 2 に学習期間においてその世代で適応度が最も高い個体の 1 パターンあたりの 1 年間に換算した平均利益を示す。縦軸は 1 パターンあたりの 1 年間に換算した平均利益(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、緑線は 6 ヶ月刻みによる提案手法の平均利益を表す。

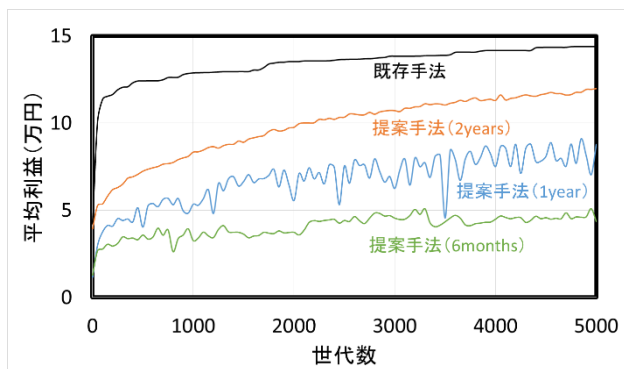


図 2 最良個体の平均利益の世代推移 (学習期間)

学習期間において既存手法が最も利益を上げることが出来ている。これは既存手法で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、提案手法で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 にケース 1 のテスト期間においてその世代で適応度が最も高い個体の 1 年間に換算した平均利益を示す。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、緑線は 6 ヶ月刻みによる提案手法の平均利益を表す。

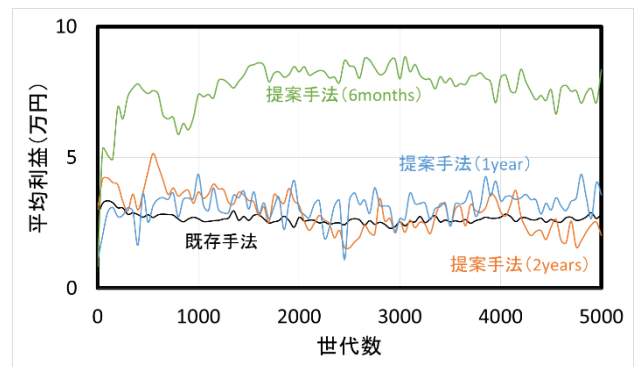


図 3 最良個体の平均利益の世代推移
 (ケース 1: 横ばい)

ケース 1 のテスト期間において、最終世代では 6 か月刻みによる提案手法は既存手法の利益を大きく上回っている。既存手法は学習期間では最も利益を上げることが出来ていたが、ケース 1 のテスト期間では成果を上げることが出来ていない。6 か月刻みによ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、ケース 1 のテスト期間では成果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、6 か月刻みによる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ケース 1 の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。

図 4 にケース 2 のテスト期間においてその世代で適応度が最も高い個体の 1 年間に換算した平均利益を示す。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、緑線は 6 ヶ月刻みによる提案手法の平均利益を表す。

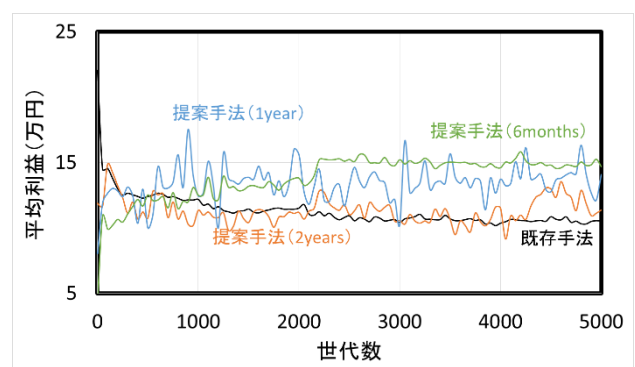


図 4 最良個体の平均利益の世代推移
 (ケース 2: ならやかな上昇トレンド)

ケース 2 においては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た。

図5にケース3のテスト期間においてその世代で適応度が最も高い個体の1年間に換算した平均利益を示す。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、緑線は6ヶ月刻みによる提案手法の平均利益を表す。

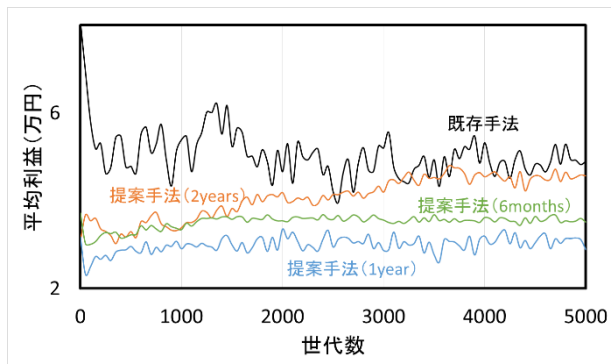


図5 最良個体の平均利益の世代推移
(ケース3: 激しい上下変動をとまなう上昇トレンド)

この期間は強い上昇トレンドの期間であるため上昇トレンドに特化するように進化した既存手法が成果を上げることが出来ている。提案手法も学習が進むにつれて利益が上がっているが、既存手法に劣っている。これは学習期間と同じように提案手法は様々な変動で利益を上げることが出来るように進化しているため、上昇しているところで十分に稼ぐことが出来ていないからだと考えられる。2年刻みによるものが提案手法では最も利益を上げているが、これは刻み方によって学習させる変動の特徴が異なるため、それがこのテスト期間の変動と合ったからだと考えられる。

4. 今後の課題

本研究では、学習期間を2年、1年、6ヶ月の3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、学習期間を季節や年度によって区切ることも考えている。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。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。

また、構築された戦略木の分析を行うことが出来ていないので分析も行っていく。

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).