

# 進化計算手法による外国為替取引ルールの生成

## Automatic Construction of Trading Rules in Foreign Exchange Based on Evolutionary Computation

辻岡卓<sup>1</sup> 山本耕司<sup>1</sup>

Suguru Tsujioka<sup>1</sup>, Kohji Yamamoto<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 四国大学経営情報学部

<sup>1</sup> Faculty of Management and Information Science, Shikoku University

**Abstract:** In this research, we propose a method of construction of trading rules based on evolutionary computation. In our proposed method, trading rules are expressed by binary trees(so-called strategy trees). They include both technical indicators and their parameters. We tried to optimize the strategy trees using Genetic Programming. Then, we simulated using real foreign exchange market data. As a result, it showed high win probability.

### 1. はじめに

金融市場において市場参加者が市場動向を判断する材料のひとつとしてテクニカル分析がある。テクニカル分析は過去の値動きから指標( :テクニカル指標)を算出、市場の現状把握・将来予測を行う市場分析手法であり、その有効性の検証報告もなされている[1]。しかし、その利用方法は各市場参加者の裁量によるところが大きい。「数多くのテクニカル指標のうちどれを用いるのか?」「テクニカル指標算出に必要なパラメータの値は?」「算出されたテクニカル指標をどう解釈する?」など、市場参加者が考慮すべき点が非常に多い。また、対象とする市場や期間によりその個性が異なるため、そのそれぞれに対して最適なテクニカル分析の利用方法を試行錯誤する必要がある。

本研究ではテクニカル分析を基にした取引ルールの自動生成手法について検討する。具体的には複数のテクニカル指標とそれらのパラメータから最適な組み合わせを進化計算手法により探索、獲得することを目指す。

### 2. 関連する先行研究

進化計算手法を用いて取引ルールを生成する方法については、これまでいくつかの提案がなされている。その中に売りと買いの取引条件をそれぞれに二分木で表現し、これを遺伝的プログラミング(GP)による探索で市場に適合させるものがある。これらの報告は、二分木表現に演算子を適用して算術式を生成し、右辺と左辺の比較を売買条件とするもの[2]

と各ノードにテクニカル指標を用いたもの[3]に大別できる。後者では各テクニカル指標から導出された真偽値を終端ノードから論理演算し、根ノードの値により売買条件への合致を判定している。どちらの手法もともに決済条件を別に準備する必要があり、また、信用取引の場合、ドテン売買をどうするかを考慮する必要がある。

一方、それらと同様に二分木と GP を用いているが、売り条件と買い条件を 1 本の 2 分木に織り込む手法も報告されている[4]。この手法では非終端ノードに各種テクニカル指標、終端ノードに売買ポジションの有無を配置し、根ノードから下位ノードに向けて条件分岐を繰り返すことで取引判定を行う。この手法には非終端ノードに決済処理を配置することで決済条件を別に準備する手間を省けるというメリットがある。

また、テクニカル指標のパラメータ最適化に進化計算手法を用いた報告もなされている。指標パラメータを市場に適合させるだけの目的であれば論理式を必要としないことから遺伝的アルゴリズム(GA)を用いることが有用である[4]。しかし、一般にバイナリ型 GA は対象の探索領域を等間隔に区切ることから、テクニカル指標パラメータの最適化手段という視点で捉えた場合、改善の余地がある。これに対し、松井らは間接コーディングを用いることでより望ましい結果が得られると提案している[6]。

### 3. 提案手法

本研究は、別個の取引ルールを有する個体群がそれぞれに取引を行った結果を元に進化計算による学

習を行うことで、より良い取引ルールを探索する。そして、その結果得られた最良個体の取引ルールを用いてシミュレーションを行う。提案手法の流れを図1に示す。

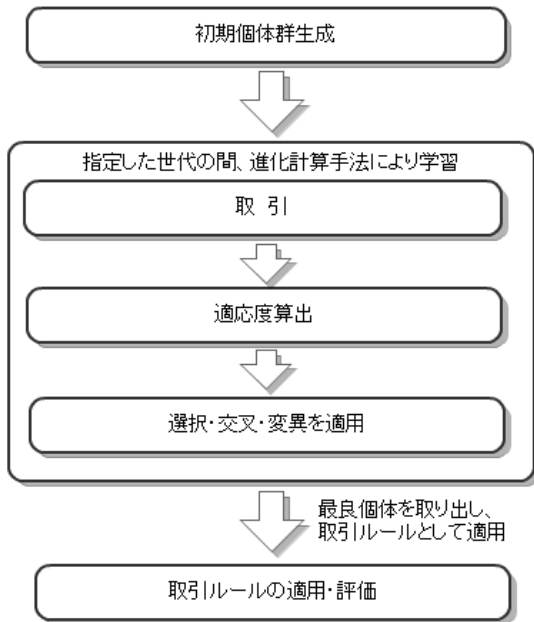


図1: 提案手法の流れ

### 3.1 個体表現

進化計算手法に用いる個体の取引ルール例を図2に示す。各個体は取引ルールを2分木状表現で保持している。以降、これを戦略木と記載する。戦略木の非終端ノードにはテクニカル指標とそれを算出する際に必要なパラメータ、終端ノードには取引判定処理が格納されている。

過去の市場データを与えられた各個体は根ノードから順に指標値を算出・条件判定を行い、条件に合致すれば右子ノードへ、条件に合致しなければ左子ノードを実行し、非終端ノードに到達するまでこれを繰り返す。

### 3.2 条件判定を行う非終端ノード

非終端ノードに格納するテクニカル指標として、SMA、ボリンジャーバンド、RSI(Relative Strength Index)、チャンネルブレイクアウトを採用した。これらの指標は解釈、運用方法によりトレンド系の指標として順張りに使われることも、オシレータ系の指標として逆張りに使われることもある。本研究ではその解釈方法を作為的に与えることはせず、各個体が進化計算による学習途上でその解釈を獲得する

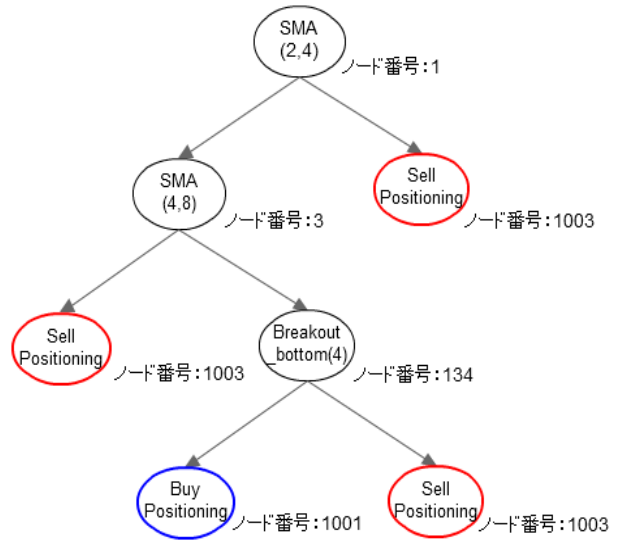


図2: 個体の取引ルール例

ことを目指した。具体的には各非終端ノードを市場価格を入力とした関数とみなすことで、左右いずれの子ノードを実行するかという分岐判定だけを行うこととした。

各テクニカル指標の算出方法と分岐条件等を以下に示す。なお、当該時点  $t$  における終値を  $C_t$  とした。

#### SMA(Simple Moving Average: 単純移動平均)

過去  $n$  期間の終値の単純平均(式1)。本研究では同時に短期  $s$  期間と長期  $l$  期間の SMA を算出し、「短期 SMA  $\geq$  長期 SMA」であれば右子ノードを実行。それ以外であれば左子ノードを実行することとした。

$$SMA_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{t-i} \quad (式1)$$

#### ボリンジャーバンド(Bollinger Bands)

過去  $n$  期間の SMA に過去  $n$  期間の標準偏差  $\sigma$  の  $x$  倍を加減することで算出(式2)。本研究では SMA に  $x\sigma$  を加算したものを Bollinger\_top、SMA から  $x\sigma$  を減じたものを Bollinger\_bottom と 2 関数に分割した。Bollinger\_top は  $t-1$  時点の終値がバンドを上回っていれば右子ノードを実行し、下回っていれば左子ノードを実行することとした。逆に Bollinger\_bottom は  $t-1$  時点の終値がバンドを下回っていれば右子ノードを実行し、上回っていれば左子ノードを実行することとした。

$$BB_n(t) = SMA_n(t) \pm x\sigma \quad (式 2)$$

$$\text{ただし、} \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (C_{t-i} - SMA_n(t))^2}$$

### RSI (Relative Strength Index)

過去  $n$  期間の上昇幅と下落幅の割合 (式 3)。本研究では RSI\_top と RSI\_bottom の 2 関数に分割した。RSI\_top は RSI の値が  $limit$  を上回っていれば上回っていれば右子ノードを実行し、下回っていれば左子ノードを実行することとした。逆に RSI\_bottom は RSI の値が  $limit$  を下回っていれば右子ノードを実行し、上回っていれば左子ノードを実行することとした。

$$RSI_n(t) = \frac{UP_n}{UP_n + DOWN_n} \times 100 \quad (式 3)$$

ただし、 $UP_n$  は  $n$  期間の上昇幅平均、  
 $DOWN_n$  は  $n$  期間の下落幅平均

### チャンネルブレイクアウト

過去  $n$  期間の最高値、最安値。本研究では Breakout\_top と Breakout\_bottom の 2 関数に分割した。Breakout\_top は  $t-1$  時点の終値が過去  $n$  期間の最高値を上回っていれば右子ノードを実行し、下回っていれば左子ノードを実行することとした。逆に Breakout\_bottom は  $t-1$  時点の終値が過去  $n$  期間の最安値を下回っていれば右子ノードを実行し、下回っていれば左子ノードを実行することとした。

以上に挙げた各テクニカル指標のパラメータは、計算量を減少させるとともに学習時のオーバーフィッティングを避ける目的で間接コーディング [6] を用いて {2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256} と対数状の間隔で与えた。以上のテクニカル指標を基にした関数とパラメータの組み合わせから非終端ノードは構成され、その種別数は 140 となった。非終端ノードの一覧と設定パラメータを表 1 に示す。

### 3.2 取引処理を行う終端ノード

終端ノードは Long (買いポジション)、No\_position (ポジションなし)、Short (売りポジション) の 3 種からなる取引命令関数が格納されている。t 時点において戦略木の示した取引命令関数が t-1 時点と異なる場合、仕掛け(エントリー)または決済(エ

表 1: 非終端ノード種別

ノード番号	関数名	パラメータ
1~28	SMA	$s=\{2,4,8,16,32,64,128\}$ $l=\{4,8,16,32,64,128,256\}$ ただし、 $s < l$
29~52	Bollinger_top	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$ $x=\{1,2,3\}$
53~76	Bollinger_bottom	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$ $x=\{1,2,3\}$
77~100	RSI_top	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$ $limit=\{60,70,80\}$
101~124	RSI_bottom	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$ $limit=\{20,30,40\}$
125~132	Breakout_top	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$
133~140	Breakout_bottom	$n=\{2,4,8,16,32,64,128,256\}$

表 2: 時系列変化による取引処理

(t-1)時点の関数	t 時点の関数	取引処理
Long	Long	Long 維持
Long	Short	Long 決済、Short 仕掛けのドテン売買
Long	No_position	Long 決済
Short	Long	Short 決済、Long 仕掛けのドテン売買
Short	Short	Short 維持
Short	No_position	Short 決済
No_position	Long	Long 仕掛け
No_position	Short	Short 仕掛け
No_position	No_position	現状維持

なお、ノード番号は (Long:1001, No\_position:1002, Short:1003)。

グジット)の取引処理を行う。また現ポジションを決済し、逆ポジションの取引を行うドテン売買を許可した。時系列変化による取引処理を表 2 に示す。表 2 に示すとおり、一度に保持するポジションは 1 種類であり、両建ては行わない。

## 4. 進化計算手法による学習

個体群の中でも市場に適した戦略木を有する個体を次世代に多く残し、有用な形質を保存することで市場における最適解を探索する。このための手法と

して本研究では線形 GP[7]を用いた。以下に本研究における線形 GP の実装仕様を記載する。

#### 4.1 初期個体の生成

各個体は戦略木を表現する遺伝情報および遺伝情報と対になる構造情報を有している。これらはともに1次元配列で記述される。遺伝情報配列は prefix 形式で戦略木の各ノードが格納される。構造情報配列には非終端ノードであれば-1、終端ノードであれば1が格納される。以下に図2の戦略木を元に記述した遺伝情報配列及び、構造情報配列を示す。

遺伝子情報 (1, 3, 1003, 134, 1001, 1003, 1003)  
 構造情報 (-1, -1, 1, -1, 1, 1, 1)

初期個体の生成はまず、配列の先頭要素として表1に挙げた非終端ノードのいずれかを格納し、以後の各要素に(非終端ノード, 終端ノード)=(50%, 50%)の割合で無作為に格納した。これを構造情報配列の要素合計が1になるまで繰り返す。しかし、極端に遺伝子長の長い個体が生成されるのを防ぐため、本研究では遺伝子長が10になった時点で以後の遺伝子は全て終端ノードが格納されることとした。これにより初期個体の最大遺伝子長は21となる。

#### 4.2 個体評価

本研究では個体評価方法として、勝敗差と総損益を用いた。これらの値が高い個体ほど市場への適応度が高いと設定した。

勝敗差は所定の取引期間中において「利益の発生した取引回数-損失の発生した取引回数」で算出される。本来であれば「利益の発生した回数/損失の発生した回数」での中率を算出し、これを用いるべきところであるが数回の試行実験で「所定取引期間中の取引回数が少ない個体が非常に高い適応度を示す傾向がある」ことが判明したため、勝敗差を用いることとした。

もう一方の指標である総損益は所定取引期間後の総利益と総損失を合計し、利益が大きいほど適応度が高いこととした。

#### 4.3 遺伝オペレータ

旧世代の個体群を基に遺伝オペレータを実行することで、より市場に適応した個体群を保存、または新規生成することができる。以下に本研究における遺伝オペレータの概要について記載する。

**交叉：** 旧世代から親となる2個体を無作為に選択する。2個体の構造情報配列を先頭から比較し、要素が同じ部分までを上限として交叉点が無作為に選択する。遺伝情報配列、構造情報配列ともに交叉点以後の要素を交換することで戦略木の部分木交換が行われる(表3)。新世代の個体の多く(「1-エリート保存率」にて算出)はこの方法で生成される。

表3: 交叉における配列操作の例

親 1	遺伝情報 ( 1, 3, 1003, 134, 1001, 1003, 1003)
	構造情報 (-1, -1, 1, -1, 1, 1, 1)
親 2	遺伝情報 ( 8, 75, 1002, 1001, 1003)
	構造情報 (-1, -1, 1, 1, 1)
	↓ 交叉点
子 1	遺伝情報 ( 1, 3, 1002, 1001, 1003)
	構造情報 (-1, -1, 1, 1, 1)
子 2	遺伝情報 ( 8, 75, 1003, 134, 1001, 1003, 1003)
	構造情報 (-1, -1, 1, -1, 1, 1, 1)

**変異：** 交叉で生成した新世代を対象に、所定の変異率で無作為に個体を選択する。選択された個体で無作為に変異点を選択し、それ以後の部分木を新規に生成する。

**選択：** 旧世代のうち、適応度の高い個体を所定の所定の割合(エリート保存率)で次世代に保存する。

### 5. 実験

#### 5.1 設定

2009年はじめから2010年6月までの18ヶ月を6ヶ月ごとの3期に分割し、提案手法の有効性を検証した。

本論では検証対象通貨ペアとしてUSD/JPYを選択、スプレッドは0.02円に設定した。取引は日足を用いることとし、取引処理を行うにあたっては当日の始値を用い、取引単位は常に1万通貨単位とした。実験期間3期それぞれの直前に学習期間を設け、

線形 GP による戦略木最適化を行い、そこで得られた戦略木(取引ルール)を基に検証実験を行った。学習期間の長短による取引ルールへの影響を検証するため、学習期間は1年と2年の2種を用いた。

実験は10回行い検証はその平均を用いた。市場の学習に用いた線形 GP のパラメータ設定を表4に示す。

表 4: 線形 GP のパラメータ

個体数	100
エリート保存率	0.2
変異率	0.05
世代数	50

## 5.2 結果

実験結果として表5に利益取引率(全取引中に占める勝ちトレード)の割合)を示す。なお、本節において表中に示した期間は(1期:2009年1月~6月,2期:2009年7月~12月,3期:2010年1月~6月)の各検証期間を指している。

利益取引率は全条件において6割近い値を示している。しかし、損益よりも利益取引率に重きを置いて学習を行わせるために適応度に勝敗差を用いた場合と、損益を重視して総損益を適応度として用いた場合に有意な差が見て取れない。損益を重視するにあたっては一定以上の利益取引の回数が必要であるためと考えられる。

表 5: 利益取引率一覧

適応度	学習期間	1期	2期	3期	全期間平均
勝敗差	1年	0.6116	0.6268	0.5885	0.61
	2年	0.5957	0.6635	0.5553	0.60
総損益	1年	0.6310	0.5616	0.6185	0.60
	2年	0.5617	0.6526	0.7577	0.66

次に表6に総損益額を示す。残念ながらどの条件においても全期間平均は損失を出している。利益取引率が5割を上回っているにもかかわらず、損失が出ているのは取引1回当たりの損失が取引1回あたりの利益を上回っているためである。学習期間2年、適応度に総損益を用いた場合の検証結果を表7に示す。表7において最大利益・損失額、平均利益・損失額は取引1回あたりの最大・平均の利益/損失額を示している。総損益額が損失を示している期間では最大・平均ともに損失額が利益額を大きく上回って

いる。表7と同条件で3期を通して取引した場合の累計損益額の推移を図3に示す。損失を抱えている期間が非常に長く、良い結果とはいえない。

表 6: 総損益額一覧

適応度	学習期間	1期	2期	3期	全期間平均
勝敗差	1年	-20540	-22920	27500	-5320.00
	2年	640	-920	-12300	-4193.33
総損益	1年	-23480	-72440	33440	-20826.67
	2年	-40000	-12240	45100	-2380.00

表 7: (学習期間2年, 適応度:総損益)の検証結果

	1期	2期	3期	全期間平均
取引回数	28.4	42.6	22.2	31.07
利益取引率	0.5617	0.6526	0.7577	0.66
最大利益額	21420	17120	29300	22613.33
最大損失額	-64300	-32880	-16280	-37820.00
平均利益額	10162.85	5274.44	9542.81	8326.70
平均損失額	-17411.05	-10695.86	-5067.56	-11058.15
総損益額	-40000	-12240	45100	-2380.00

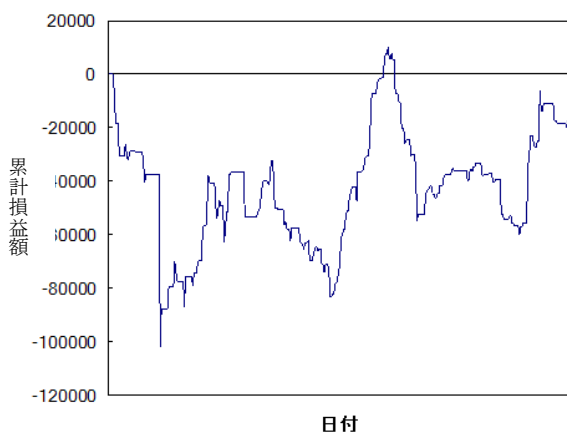


図 3: 累計損益額推移

## 6. 考察

利益取引率が高いにもかかわらず、損失が出た取引の損失額が大きいことから損失を出してしまっている。この原因の一つとして、各個体が戦略木を1本しか保有していないことが考えられる。仕掛け戦略と決済戦略を1本の戦略木で表現しているために、①確実にトレンドが発生してから仕掛け、②深追いせず利食い、または早めに損切りを行うという相反する2判断を行えていない。

売り・買い、仕掛け・決済の4本の戦略木を用いる手法が対策として考えられるが、この場合、ボトムアップ型の戦略木を準備する必要がある[3]。また他の対策として、利食い・損切りの金額を定めておくという方法もある。この場合、各個体の利食い・損切り金額を戦略木とは別に保持させ、遺伝的アルゴリズム等で適切な値を探索することが有効であると考えられる。

また、本論では実験の対象期間が短く、対象通貨ペアもUSD/JPYに限られている。これらの対象範囲を広げ実験・検証を重ねる必要がある。また、その際には線形GPに用いた各個体の戦略木を精査することで様々な情報が得られる可能性がある。

## 7. まとめ

本研究では進化計算手法で市場に適した取引ルールを生成することを目指して、戦略木を線形GPで最適化することを試みた。提案手法は売買ポジションの仕掛け・決済を1本の戦略木で表現している。また、テクニカル指標を判断材料として用い、そのパラメータ群も戦略木のノードとして内包する。これらの特徴から提案手法の戦略木表現は非常に見通しの良い表現手法として発展が期待できる。

また、提案手法を基にした実験の結果、利益取引率の高い(勝率の高い)取引ルールの生成に成功した。しかし、「損失が少なく高い収益を上げる」という取引ルールの望ましい形を達成することはできなかった。残念な結果ではあるが、提案手法は「戦略木表現」「進化計算による学習」「個体およびその構成ノードの分析」など多くの課題を残しており、改善・発展の可能性がまだ十分にある。

## 参考文献

- [1] W. Brock, J. Lakonishok, B. LeBaron: "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns", *Journal of Finance*, vol.47, no.5, pp.1731-1764, 1992.
- [2] Allen Franklin, Risto Karjalainen, "Using genetic algorithms to find technical trading rules", *Journal of Financial Economics*, vol.51, pp.245-271, 1999.
- [3] 藤原健太, 伊庭斉志, "進化計算手法に基づく外国為替の自動取引", *SIG-FIN-003*, pp.89-96, 2009.
- [4] 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, 2006.
- [5] 平林 明憲, 伊庭 斉志, "遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化", *The 22nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2008.
- [6] 松井和宏, 佐藤春夫, "GAによる株取引戦略獲得における指標とパラメータのコーディング方に関する検討", *The 23rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2009.
- [7] 伊庭 斉志, "遺伝的プログラミングと進化論的計算手法", *信学技法*, AI2000-8, pp.53-60, 2000.