

進化計算手法による解釈可能な外国為替証拠金取引戦略の構築

内田 純平[†] 穴田 一[†]東京都市大学[†]

1. はじめに

近年、テクニカル分析を用いた株式売買や外国為替証拠金取引(Foreign exchange, FX)に関する研究が精力的に行われている。為替市場での分析方法は、各国や世界全体の財政面や景気の指標などを見るファンダメンタル分析と、過去の時系列データを数理的に扱うテクニカル分析に大きく分けることができる。

テクニカル分析を用いた投資戦略に関する研究では、間普らによって考案された遺伝的ネットワークプログラミング [1]を用いた株式売買に関する研究[2]などがあり、これらの研究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組み合わせるにより売買戦略を構築している。しかし、テクニカル指標の売買シグナルには、取引のタイミングではないにも関わらず誤って売買シグナルを出すといったダマシが存在し、テクニカル指標の売買シグナルのみを頼りにして利益を常に上げることは難しい。そこで我々は、テクニカル指標による売買シグナルのダマシで取引をしないための信頼度の1つとして売買シグナルの強弱を定義し、GNPを用いて為替取引戦略の進化モデル GNP with Signal Strength を構築し、その有効性を確認した[3]。しかし、GNPによる売買戦略構築では、テクニカル指標の組み合わせ候補数が多く、解空間が大きい、という問題があった。そこで、本研究ではGNPの解表現と進化の方法を改良した Full Range Genetic Network Programming(FRGNP)を構築することでこの問題を解消した。また、FRGNPはGNPよりもネットワーク構造が単純なため、意思決定のプロセスを解析することが容易であることが考えられる。そして、新たに損切り・利益確定機能、トレンド判定機能、空売り機能を持つノードを追加し、その有効性を確認した。

2. 提案手法

それぞれの個体が売買戦略のネットワークと2進数で表されるオシレーター系指標の閾値のリスト、損切り利確価格リストを持ち、ネットワークで表された戦略に従って取引を行う。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、ネットワークとオシレーター系指標の閾値のリス

Constructing Interpretable Forex Trading Strategy Using Evolutionary Computation Methods

Jumpei Uchida[†], Hajime Anada[†], [†]Tokyo City University Graduate School, Department of Information Science, Graduate School of Science and Engineering

ト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

テクニカル指標は金融取引の売買タイミングを判断するために使われる指標であり、トレンド系、オシレーター系の2つがある。トレンド系は為替の推移からトレンドを判断する指標で、オシレーター系は為替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. FRGNP の構造

FRGNPでは、判定ノードと処理ノードを機能ごとに1つずつ配置している。判定ノードは条件判定を行い、その判定結果に基づき次に実行するノードを決定し、処理ノードは決められた処理を行う。FRGNPのノード遷移は開始ノードから始まり、開始ノードは条件に従い遷移を行うノードを決定する役割のみを持つ。また、FRGNPはノードの遅れ時間、終了条件の意味を持つネットワークの総遅れ時間が定義されている。また、各オシレーター系指標の閾値、損切り価格、利益確定価格、単純移動平均によるトレンド判定日数、指数平滑平均によるトレンド判定日数を2進数でそれぞれ表現し、Binary GAで用いる遺伝子情報として保存している。

2.3. FRGNP のノード遷移および学習

本研究では、各判定ノードの遅れ時間を1、各処理ノードの遅れ時間をR、総遅れ時間をRに設定した。ここで総遅れ時間Rは売買の意思決定を行なう際、1日あたり最大何個のテクニカル指標を使用するかを意味する。よって、本研究における1日の取引は、R-1回以下の判定の後1回の処理を行って終了するか、R回の判定で終了するかが考えられる。また、ノード遷移は開始ノードから始まり、ノード間の接続と判定ノードでの判定結果に従って行われる。

I. 開始ノード

自分の所持するポジションの有無と種類によって遷移先を変更することで、多点スタート戦略を可能にした。

II. 判定ノード

各判定ノードが、1つのテクニカル指標(接続数(判定条件の数)が異なる)を所持し、それぞれの判定条件に従って遷移する。

III. 処理ノード

処理ノードは買いポジション獲得か売りポジション獲得、ポジション解消、いずれかの

処理機能を持ち、処理ノードに遷移した時に買いポジション獲得の機能を持っていたら買い、売りポジション獲得の機能を持っていたら売り、ポジション解消の機能を持っていたら、現在持っているポジションを解消する。また、ポジション解消ノードは、ポジション解消を行ったときに解消したポジションに応じて1つ遷移を行う

2.4. 遺伝的操作

ネットワークとテクニカル指標のパラメータの閾値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かつ安定した運用をする個体を作り出していく。

2.4.1. 初期個体生成

初期個体は、全種類のノードを1つずつ用意し、自分以外の他のノードに無作為に接続することでネットワークを構成することによって生成し、 N 個体生成する。

2.4.2. 評価

個体の適応度fitnessを次式で定義する。

$$\text{fitness} = \begin{cases} \text{profit}(1-Q) & \text{if } 0.0 < p < 1.0 \\ 0 & \text{else if count} = 0 \\ \text{profit} & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} px^{(k+1)} + 1 - p - x = 0 \\ Q = x^r \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 Q はバルサラの破産確率、 profit は売買を行う期間の損益の合計(銭)、 count は取引回数、 p は勝率、 k は損益率、 r は資本比率、 x は式(2)の上の式(バルサラの破産確率の特性方程式)の解を表し、この解を用いて破産確率 Q を求める

2.4.3. エリート上位1個体保存

適応度が最も高い個体を1つそのまま次世代に保存し、残りの個体は交叉と突然変異によって新しく生成されたものと入れ替える。

2.4.4. 進化的操作

- (1) 現世代から2個体をサイズ T のトーナメント選択で選択
- (2) 交叉操作
 - A) 交換するノードを選択
確率 P_c でノード番号をそれぞれが交叉番号となるか判定し、交叉する。
 - B) 交換する遺伝子の選択
全遺伝子番号についてそれぞれ一様交叉で交叉遺伝子となるか判定し、交叉する。
- (3) 突然変異
 - A) 変異する接続を選択
交叉番号と判定されたノードのそれぞれの接続において確率 P_m で接続先を変更するか判定し、無作為に変更する。

B) 変異する遺伝子の選択

交叉遺伝子番号についてそれぞれ確率 P_m で突然変異をするか判定し、無作為に変更する。

生成された個体が $N - 1$ 個になるまで繰り返す。

3. 結果

本研究では、提案モデルの有効性を確認するために提案モデルを含めた4つのモデルを用いた実験を行った。GNPを用いて取引を行うModel1, Model1にGAによるパラメータの進化を加えたModel2, FRGNPを用いて取引を行うModel3, Model3にGAによるパラメータの進化を加えたProposedとした。また、適応度は、Profit(総利益)とProposed(提案適応度)のそれぞれを用いて実験を行った。データは、日足のドル円ペアを用い、取引手数料は0.4pipsとした。また、学習は2001年から2003年の2年間、テストは2004年から2021年のそれぞれの年を対象とした。また、以下の表1にGNP及びFRGNPで使用したパラメータを示す。さらにテスト期間における最良個体の総利益の50試行平均の結果を表2に示す

表1 進化と学習のパラメータ

	GNP	FRGNP
世代数	300	300
個体数 N	101	100
交叉確率 P_c (%)	25.0	25.0
突然変異確率 P_m (%)	1.0	1.0
トーナメントサイズ T	2	2
総遅れ時間 R	5	5
突然変異数	60	
交叉数	40	
判定ノード数	54	
処理ノード数	20	
試行回数	50	50

表2 テスト期間における最良個体の総利益の50試行平均

Currency pairs	fitness	model1	model2	model3	Proposed
USD/JPY	Profit	155.9	687.9	284.6	1139.1
	Proposed	2461.5	2714.9	2861.4	3925.9

参考文献

- [1] 間普真吾, 平澤宏太郎: 遺伝的ネットワークプログラミングのアーキテクチャについて, システム制御情報学会誌, Vol. 55, No. 11, pp. 480-485, 2011
- [2] S. Mabuchi, K. Hirasawa, and T. Furuzuki: Trading Rules on Stock Markets Using Genetic Network Programming with Reinforcement Learning and Importance Index, IEEJ Trans. EIS, Vol. 127, No. 7, pp. 1061-1067, 2007
- [3] 内田純平, 穴田一: 売買シグナルの強弱を考慮したGenetic Network Programmingによる外国為替取引戦略の構築, 第34回人工知能学会全国大会, 2020