

Restricted Genetic Network Programming による リスク回避型外国為替取引戦略の構築

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. 為替市場での分析手法は, 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すぎる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に制限を付けた制限付き遺伝的ネットワークプログラミング (Restricted GNP ; R-GNP) を構築し, 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. R-GNP の構造

R-GNP 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. R-GNP のノード遷移は開始ノードから始まり, 条件に従い遷移を行いノードを決定する役割のみを持つ. また, R-GNP 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. R-GNP 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場合が考えられる. 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. 売買シグナルの強弱

テクニカル指標による売買シグナルの強さはテクニカル指標の種類によって2つに分けて定義した. 1つ目は, 設定された値をテクニカル指標によって計算された値が越える度合い, 2つ目は, 短期で計算されたテクニカル指標と長期で計算されたテクニカル指標が交差する角度の大きさによる定義である. 本研究では, テクニカル指標がシグナルを出した値と設定された値との差分, テクニカル指標がシグナルを出した時の交差の角度を個体毎に記憶し, それらを利用することで売買シグナルの動的な強弱の判断基準を計算し, ノード遷移の際に差分や角度がその判断基準を越え

Constructing a Risk-Averse Forex Trading Strategy Using
Restricted Genetic Network Programming
Junpei Uchida[†], Hajime Anada[†], [†]Tokyo City University
Graduate School, Department of Information Science, Graduate
School of Science and Engineering

ている時を強いシグナル, 越えていないときを弱いシグナルとした.

II. 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.

III. 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.

IV. 処理ノード

処理ノードは買い行動か売り行動どちらかの処理機能を持ち, 処理ノードに遷移した時に買い行動の機能を持っていたら買い, 売り行動の機能を持っていたら売る.

2.4. 遺伝的操作

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.

$$fitness = (1 - Q) + \frac{profit}{allprofit} \quad (1)$$

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

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), $allprofit$ は期間内の上り幅の合計から取引手数料を上昇回数分引いたもの, p は勝率, k は損益率, r は資本比率を表す. また, 式(2)の上の式はバルサラの破産確率の特性方程式を表し, この解を用いて Nauzer J. Balsara によって考案された破産確率 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

使用したパラメータを表 1 に示す.

表 1 進化と学習のパラメータ

世代数	200
個体数 N	100
交叉確率 $P_c(\%)$	25.0
突然変異確率 $P_m(\%)$	1.0
トーナメントサイズ T	2
総遅れ時間 R	5
試行回数	50

本研究では, 提案手法である R-GNP の優位性を確認するために, 比較手法として適応度を $profit$ とし, 空売りができない GNP(以下比較手法を GNP とする)を用いた. そして, 日足ドル円レートを用いて 2 年間学習を行い, 16 年間テストを行った. 図 1 に各世代で最も適応度が高い個体の 16 年間各年の 1 ドル当たりの年間平均利益を示す. この図は, 50 試行を平均したもので, 縦軸は 1 ドル当たりの平均利益(銭), 横軸は時間(年)を表し, 青色の棒グラフは比較手法である GNP, オレンジ色の棒グラフは提案手法である R-GNP を表す.

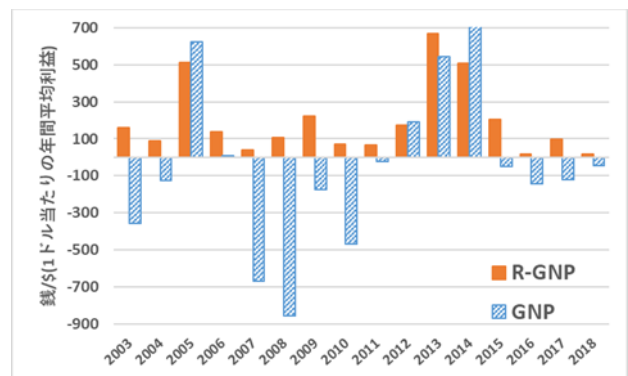


図 1 最良個体の各年平均利益(テスト期間)

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. Mabu, 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