

Restricted Genetic Network Programmingによる リスク回避型外国為替取引戦略の構築 Constructing a Risk-Averse Forex Trading Strategy Using Restricted Genetic Network Programming

内田 純平*¹
Jumpei Uchida

穴田 一*¹
Hajime Anada

*¹ 東京都市大学
Tokyo City University#1

Recently, many researchers have studied foreign exchange trading using technical analysis. However, it is difficult to achieve profitability using this technique. Therefore, using Genetic Network Programming, we construct a model that considers the technical index signal strength for devising a profitable trading strategy. Finally, we confirmed the effectiveness of our model using historical data of the exchange market.

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、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm ; GA)によってテクニカル指標のパラメーターを最適化する研究[平林 08] や、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 (Genetic Network Programming ; GNP)[間普 11]を用いた株式売買に関する研究[間普 07]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こと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[内田 20]。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、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、用意した全ての判定ノードと処理ノードを機能ごとに 1 つずつ配置し、無作為に自分以外のノードに接続する、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(day_{SMA})、指数平滑平均によるトレンド判定日数(day_{EMA})を 2 進数でそれぞれ表現し、Binary GA で用いる遺伝子情報を保存している。その遺伝子情報を以下の図 1 に示す。



図 1 Binary GA の遺伝子構造

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、短期日数で計算されたテクニカル指標と長期日数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。1 つ目の場合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。2 つ目の場合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強弱の判断基準を計算し、ノード遷移の際に計算された差分や角度が基準を越え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。

売買シグナルの強弱の判断基準については以下の通りである。

① 差分と角度の記憶

テクニカル指標の種類によって差分か角度どちらかをテクニカル指標毎にメモリに保存する。表 1 に角度または差分を記憶するテクニカル指標を分類して示す。

表 1 テクニカル指標の分類

角度	差分
短期中期 SMA	RSI
短期長期 SMA	Williams %R
Perfect Order SMA	単純移動平均乖離率
短期中期 EMA	指数移動平均乖離率
短期長期 EMA	CMO
Perfect Order EMA	ROC
MACD	Psychological line

Fast stochastic	
Slow stochastic	
DMI (+DMI & -DMI)	
DMI (ADX & ADXR)	

判定ノードの各テクニカル指標で、シグナルが出た時の差分または角度を、買いサインと売りサインで分けて個体毎に損益が確定するまでメモリに保存する。Stochastic は、差分と角度の両方を扱うテクニカル指標であるが、両方を考慮することは難しいため、交差の角度のみを売買シグナル強弱に利用している。

② 基準差分と基準角度の更新

全てのテクニカル指標(全 18 個)に、買いシグナルのメモリと売りシグナルのメモリの 2 つのメモリが存在する。従って、全テクニカル指標で 36 (18 × 2) 個のメモリが存在する。決済が確定した時の各テクニカル指標のメモリ内の平均を計算し、 J_{ij} ($i = 1, 2, \dots, 18, j = 1, 2$) とする。ここで i はテクニカル指標の種類を表し、 $j = 1$ のときに買いシグナル、 $j = 2$ のときに売りシグナルの判断基準を表している。そして、決済の結果、利益が出ている時、 J_{ij} が 0 ではないテクニカル指標において売買シグナルの強さの判断基準 $B_{ij,t}$ の更新を次式で定義する

$$B_{ij,t} = B_{ij,t-1} + \frac{2(J_{ij} - B_{ij,t-1})}{t + 1} \quad (1)$$

ここで t (1, 2, ...) は更新回数を表す。

②において決済の結果、損失が確定した場合、個体のメモリをリセットする。

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 つの判定条件を所持する。表 2 にノードの判定条件を示す。

表 2 ノードの判定条件

機能番号	判定条件
1~18	買いサインかつシグナル強度が強い
	買いサインかつシグナル強度が弱い
	売買サインが無い
	売りサインかつシグナル強度が弱い
19	売りサインかつシグナル強度が強い
	$3\sigma < Close$
	$2\sigma \leq Close \leq 3\sigma$
	$-2\sigma \leq Close \leq 2\sigma$

20	$-3\sigma \leq Close \leq -2\sigma$
	$-3\sigma > Close$
	$s2 < Close \leq s3$
	$s1 < Close \leq s2$
	$r1 \leq Close \leq s1$
21	$r2 \leq Close < r1$
	$r3 \leq Close < r2$
	$Long_{sma} < Short_{sma} < SMA_t$
	$\frac{Short_{sma} + Long_{sma}}{2} < SMA_t$
	$SMA_t < Short_{sma} < Long_{sma}$
22	$SMA_t < \frac{Short_{sma} + Long_{sma}}{2}$
	else
	$Long_{ema} < Short_{ema} < EMA_t$
	$\frac{Short_{ema} + Long_{ema}}{2} < EMA_t$
	$EMA_t < Short_{ema} < Long_{ema}$
23	$EMA_t < \frac{Short_{ema} + Long_{ema}}{2}$
	else
	$profit < 2L$
	$2L \leq profit < L$
	else
	$2G \geq profit > G$
	$profit > 2G$

ここで、 $Close$ は終値を表している。また、ノード番号 19 は Bollinger Band, 20 は Pivot という指標を表し、売買シグナルの強弱による遷移を行わない為、遷移方法が異なる。また、ノード番号 21 は単純移動平均(SMA)によるトレンド判定ノード、22 は指数平滑平均(EMA)によるトレンド判定ノードを表し、 $Long$ と $Short$ を次式で定義する。

$$Long_{sma} = SMA_{t-long_day_{SMA}} \quad (2)$$

$$Short_{sma} = SMA_{t-short_day_{SMA}} \quad (3)$$

$$Long_day_{SMA} = 2 \times Short_day_{SMA} \quad (4)$$

$$Short_day_{SMA} = 5 \times ([day_{SMA}]_{2 \rightarrow 10} + 1) \quad (5)$$

ここで、 t は開始から現在までの日数、 $[\cdot]_{2 \rightarrow 10}$ は 2 進数から 10 進数への変換を表す。また、 day_{SMA} は各個体を持つ Binary GA の遺伝子情報を用いる。EMA の式についても同様である。

ノード番号 23 は損切り・利益確定ノードを表し、 $profit$ は現在のポジションを解消したときの手数料を考慮した利益を表す。ここで、買いポジションを持っているときの L と G は次式で定義する。

$$L = -(6.25 \times ([loss_{buy}]_{2 \rightarrow 10} + 1))^V \quad (6)$$

$$G = (6.25 \times ([get_{buy}]_{2 \rightarrow 10} + 1))^V \quad (7)$$

$$V = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (n = 5) \quad (8)$$

ここで、 $loss_{buy}$ は買いポジションを持っているときの損切り価格、 get_{buy} は買いポジションをも

っているときの利益確定価格であり、遺伝子上に個体ごとで保存されている。また、 V は(8)式で算出されるボラティリティを用いる。(8)式は過去 n 日間の終値の標準偏差を表している。

IV. 処理ノード

処理ノードは買いポジション獲得、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空売りを行う。しかし、複数のポジションを持つことはできないため、既に関済ポジションを持っている状態のポジション獲得や、ポジションを持っていないにもかかわらずポジションの解消はできない。しかし、ポジション解消ノードの遷移先がポジション獲得ノードであった場合、総遅れ時間を超えていても機能に応じたポジションを獲得する。

2.4 遺伝的操作

2.4.1 初期個体生成

ネットワークはスタートノード 1 個、判定ノード m 個、処理ノード n 個の合計 $m + n + 1$ 個のノードで N 個体生成する。ノードの機能は表 2 を参考にする。また、ノードの接続は自分以外の他のノードに無作為に接続する。そして、Binary GA の初期生成時に各オシレーター系テクニカル指標の閾値に振り分けられる領域 (bits) を以下表 3 に示す。

表 3 各テクニカル指標の割り当て領域

テクニカル指標	下限	上限
RSI	3bits	3bits
Williams %R	3bits	3bits
単純移動平均乖離率	5bits	5bits
指数移動平均乖離率	5bits	5bits
CMO	3bits	3bits
Psychological line	3bits	3bits
Fast stochastic	3bits	3bits
Slow stochastic	3bits	3bits

また、上記の閾値をデコードするとき用いる式を次に示す。

$$\begin{cases} \text{上限} : 5 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \\ \text{下限} : 100 - 5 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \text{上限} : 0.3 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \\ \text{下限} : -0.3 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 TI は 2 進数で表現されたテクニカル指標の閾値を表す。 TI が 3bits であるときは(9)式、5bits であるときは(10)式を用いる。

2.4.2 評価

個体の適応度 *fitness* を次式で定義する.

$$\text{fitness} = (1 - Q) + \frac{\text{profit}}{\text{allprofit}} \quad (11)$$

$$\begin{cases} px^{(k+1)} + 1 - p - x = 0 \\ Q = x^r \end{cases} \quad (12)$$

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, x は式(12)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 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 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 $m + n + 1$ 個のノード番号をそれぞれが交叉番号となるか判定する.
 - 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_c 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, 表 4 で示す判定条件による遷移を行い, 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表 5 に示す期間で学習とテストを行った. また, 進化と学習のパラメータを表 6, 各テクニカル指標の設定日数について表 7 に示す. 取引を行う売買手数料は標準的な FX 会社に合

わせて 0.4 銭に設定した. なお, パラメータは結果が最も良いものを使用した.

表 4 ノードの判定条件

機能番号	判定条件
1~18	買いサイン
	売買サインが無い
	売りサイン
19	$3\sigma < Close$
	$2\sigma \leq Close \leq 3\sigma$
	$-2\sigma \leq Close \leq 2\sigma$
	$-3\sigma \leq Close \leq -2\sigma$
	$-3\sigma > Close$
20	$s2 < Close \leq s3$
	$s1 < Close \leq s2$
	$r1 \leq Close \leq s1$
	$r2 \leq Close < r1$
	$r3 \leq Close < r2$

表 5 取引期間

学習期間	2001年1月1日~2002年12月31日
テスト期間	2003年1月1日~2018年12月31日

表 6 進化と学習のパラメータ

世代数	2000
個体数 N	101
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

表 7 テクニカル指標の設定日数

テクニカル指標	設定日数		
SMA	5	10	25
EMA	5	10	25
MACD	12	26	9
Stochastic	9	3	3
DMI	14	14	14
Williams %R	10		
Psychological line	8		
単純移動平均乖離率	5		
指数移動平均乖離率	5		
CMO	14		
ROC	10		
RSI	14		
Bollinger Band	20		

3.1 学習期間

各世代で最も適応度が高い個体の 1 年間の学習期間の 1 ドル当たりの平均利益の世代推移を図 2 に示す. この図は, 50 試行を平均したものであり, 縦軸は平均利益(銭), 横軸は世代数を表し, 青色の点線は比較手法である GNP, オレンジ色の実線は提案手法である R-GNP を表す.

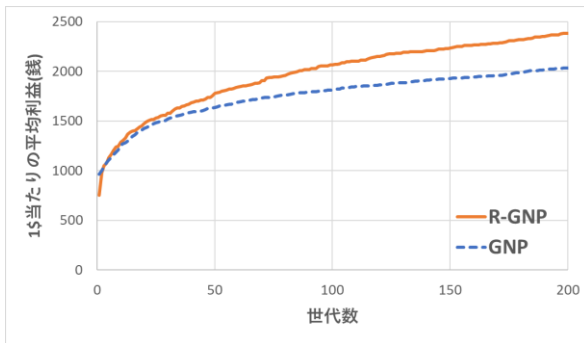


図2 最良個体の平均利益の世代推移(学習期間)

学習期間において提案手法である R-GNP の方が利益を上げることができている。これは、比較手法である GNP は空売りができないため提案手法よりも利益を出せなかったと考えられる。

3.2 テスト期間

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図3に示す。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。

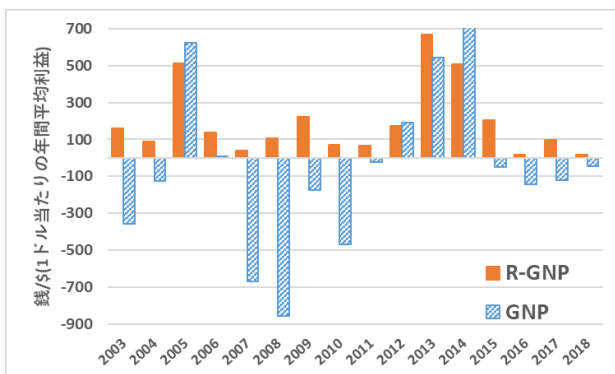


図3 最良個体の各年平均利益(テスト期間)

テスト期間において、提案手法である R-GNP は全ての期間で利益を出せていることがわかる。

4. 今後の課題

本研究では、複数のポジションを所持する事が出来ず、買い増しなどの戦略を取る事が出来ない。資産の 10%を購入などといったより複雑な売買ルールを導入する事を考えている。

参考文献

- [平林 08] 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, 第 22 回人工知能学会全国大会, 2008
- [間普 11] 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

- [間普 07] 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
- [内田 20] 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