

Weighted Genetic Network Programming を用いた 外国為替証拠金取引戦略の構築 Constructing a Forex Margin Trading Strategies using Weighted 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

In recent years, research on stock trading and foreign exchange trading using technical analysis has been vigorously conducted. In the research on investment strategies using technical analysis, it is popular to construct trading strategies using deep reinforcement learning and neural networks. However, trading strategies constructed by these methods cannot be interpreted because they are not algorithms that take interpretability into account. Therefore, it is difficult to analyze the reasons for the actual trades. In this study, we propose a new algorithm, Weighted Genetic Network Programming, which is an improvement of Full Range Genetic Network Programming, one of the evolutionary computation methods. We propose a new algorithm, Weighted Genetic Network Programming, which is a modification of Full Range Genetic Network Programming, one of the evolutionary computation methods.

1. はじめに

近年、株式売買や外国為替証拠金取引に関する売買戦略を構築する研究が精力的に行われている。機械学習を用いた売買戦略を構築する際に、テクニカル分析[1]が多く用いられている。テクニカル分析では、過去の時系列データを数理的に扱うことで算出される様々な種類のテクニカル指標を用いる。テクニカル指標は、相場のトレンドを表すトレンド系テクニカル指標と相場の転換を表すオシレーター系テクニカル指標に大きく分けることができ、それぞれ売買のタイミングを知らせる売買シグナルと言われるものがある。トレンド系テクニカル指標は、設定日数の異なるトレンド系指標の交差で売買シグナルを表すことが多い。例えば、2つの移動平均線を使って表されるゴールデンクロスやデッドクロスなどが有名である。また、オシレーター系テクニカル指標は、パラメーターとして設定された値をオシレーター系テクニカル指標の値が越えたときを売買シグナルとして表すものが多い。例えば、一定期間の相場における値動きの強弱を数値で表す相対力指数(RSI)などが有名である。テクニカル分析を用いる投資家達は、テクニカル指標の組み合わせやパラメーターを独自に定めることで取引を行っている。本稿では、このテクニカル分析に焦点を当てた売買モデルの構築を行った。

ニューラルネットワークや強化学習などの技術は、市場の予測や投資戦略、取引モデルなどの分野で数多く応用されている。例えば、ニューラルネットワークを用いることで株の市場におけるトレンドの予測[2]や深層強化学習や強化学習を用いた取引モデルの構築[3][4]などがある。しかし、これらの計算手法を応用する場合、長所と短所がある。例えば、ニューラルネットワークは、学習や予測には優れているが、説明能力に欠けるため、ブラックボックスモデルになってしまう。また強化学習は、人間には発見できない行動パターンの学習などには優れているが、行動に対する説明能力がないといったことが挙げられる。そのため、これらの手法を用いて構築された取引モデルは取引理

由に関する分析が難しい。そこで、我々は解釈可能性に優れているという点から進化計算手法に着目した。

進化計算手法とは、一般的に個体を進化させることで適応度を高め、行動規則を表す最適または最適に近い個体を得ることができる。進化計算手法の中でも、Genetic Programming(GP)[5]は、ゲノムを木構造に組み合わせることによって解を表現する手法であり、複雑な行動ルールを作成して問題を解決するような現実の問題にも適用できることから、為替市場における取引モデルの構築[6]や株式市場における取引モデルの構築[7]など取引モデル構築に頻繁に用いられている。また、解表現の特性上、構造を見ることで構築された取引方法の分析や、取引理由の解析が容易なため、解釈可能な取引モデルの構築が可能である。しかし、一般的に GP は、解の探索空間が肥大化するために最適解の探索が困難な場合があり、探索効率があまり良くない。GPの問題点を克服するために、ゲノム構造をネットワーク構造にした遺伝的ネットワークプログラミング(GNP)[8][9]というグラフベースの進化アルゴリズムが提案されている。GNP は、スタートノード、判定ノード、処理ノードの3種類のノードを用いた有向グラフ構造であるため、GPと比較してコンパクトなプログラムを作成することができる。スタートノードは、プログラムの開始位置を表す。判定ノードは定められた条件判定を行い、判定結果に従って次の遷移先を選択する。処理ノードは、定められた処理を行い、次のノードへ実行を遷移させる。これらのノード間の接続と遷移によって行動ルールが生成される。GNPは、主に自律エージェントの行動決定に適用され、一般的な GP よりも高い性能を示していることが確認されている[10]。また、GNPもGPと同様にして、取引モデル構築に用いられており、取引モデル構築に有効であることが確認されている[11][12]。

GNP は、パラメーターで決められたノード数で個体の生成を行うため、パラメーターの設定によってプログラムの表現力が変わってくる。そのため、取引モデル構築のよう

な解空間が大きい問題に GNP を適用する場合、パラメータの設定によって結果が大きく変わると考えられ、最適なパラメータを見つけることは難しい。また、取引モデル構築に GNP を適用する場合、同じ判定が繰り返される可能性があるため、GP の枝刈り[13]のような機能が必要だと考えられる。これらの問題に対して、パラメータの削減と GP の枝刈りに代わる機能を導入することに成功した。Full Range GNP(FRGNP)[14]が提案されている。

また、テクニカル分析を用いた売買戦略の構築においてテクニカル指標の売買シグナルに強弱[15]を付けることが提案されている。テクニカル指標の売買シグナルによる売買のタイミングは、必ずしも正しい売買タイミングではない。例えば、買いシグナルが出ているため相場が上昇することを見込んで取引を行ったにもかかわらず相場が下降してしまい、損失を出すことがある。これを、売買シグナルのダマシという。テクニカル分析による取引モデル構築において、売買シグナルのダマシに引っかからないような取引モデル構築が重要だと考えられる。そこで、売買シグナルに強弱を付けることで売買シグナルのダマシを回避する。売買シグナルの強弱とは、それぞれのテクニカル指標が売買シグナルを出した時の特徴を用いて売買シグナルの強弱の基準値を算出し、それに基づいて強弱を判定したものである。ここでいう売買シグナルの特徴とは、トレンド系テクニカル指標では、2 つのテクニカル指標が交差したときの角度、オシレーター系テクニカル指標では、設定された値をテクニカル指標の値が超えているときの設定値との差分を特徴である。売買シグナルの強弱を導入することで、新しい分岐先が増えることによる取引モデルの表現力向上および 安定的な取引モデル構築に役立つことが期待されている。

本研究は FRGNP を基にした新しいアルゴリズム Weighted Genetic Network Programming (WGNP) を考案した。WGNP ではポジション獲得からポジション解消までの間における機会損失の値を用いてネットワークの重みを更新する。その重みを用いて進化操作を行うことで機会損失が小さい戦略を保持するように学習することで生成された個体による効率的な進化が期待できる。

我々は、売買シグナルの強弱、判定に関わるパラメータやオシレーター系テクニカル指標の設定値を Binary Genetic Algorithm(BGA) で WGNP による取引モデル構築と同時に進化させることで取引モデルに適したパラメータの獲得を WGNP に導入した売買戦略モデルの構築を行った。

2. Full Range Genetic Network Programming

ここでは、GNP を拡張したアルゴリズム Full Range Genetic Network Programming (FRGNP) について説明する。FRGNP が GNP と異なる部分は、個体の生成方法と進化の方法である。遷移方法やノードの種類、遺伝子構造などは GNP と同じである。

3.1 初期個体の生成

FRGNP では判定ノードと処理ノードの数は機能の数によって決まり、全ての機能が 1 つずつ配置される。例えば、設計者が定めた判定ノードの機能が J_1, J_2, J_3 の計 3 種類、処理ノードの機能が P_1, P_2 の計 2 種類であるとする。この

とき、FRGNP ではスタートノード 1 つと判定ノードの機能の種類数 3、処理ノードの機能の種類数 2 を合わせた 6 個のノードで個体が生成される。GNP では、個体の判定ノードと処理ノードの数をパラメータとして設定することで、個体を生成していた。さらに、個体上のノードの機能をランダムに設定していたため、 $J_1 \rightarrow J_1 \rightarrow P_1$ のように 1 ステップで同じ機能を複数回使う無駄な遷移があるという問題点があった。一方、FRGNP では、全ての機能が 1 つずつ配置され、進化操作で機能が変わることはないため無駄な遷移が生じない。

この個体生成を繰り返すことで、あらかじめ定められた数 N の個体を生成する。

FRGNP では、ノードの機能数に依存してネットワーク上のノード数が変わる。そのため、GNP で設定していた判定ノード数 a 、処理ノード数 b といったパラメータが削減された。

2.2 進化方法

FRGNP での進化は、GNP と同じく最も高い適応度を示したエリート個体 1 体を保存した後に行う。GNP では、次世代個体群をエリート個体と交叉で生成された個体群、突然変異で生成された個体群で構成されていた。一方、FRGNP では、残りの個体群を一連の進化操作で生成する。FRGNP の進化操作は、2 個の親個体間で行われ、2 個の子個体を生成する(図 4)。手順は以下の通りである。

- i. 親個体の選択
任意の選択法 (トーナメント選択など) を用いて 2 個の親個体を選択する。
- ii. 交叉ノードの選択
個体中の各ノード番号を確率 P_c で交叉ノード番号とする。
- iii. 遺伝子の交換および変異
親個体間で、同じノード番号の交叉ノードの遺伝子をすべて交換する。交叉ノードの各接続枝について確率 P_m で選択し、選択された接続をランダムに選ばれた他のノードへの接続に変更する。

生成された 2 個の子個体が次世代の個体となる。子個体が $N-1$ 個生成されるまで繰り返す。

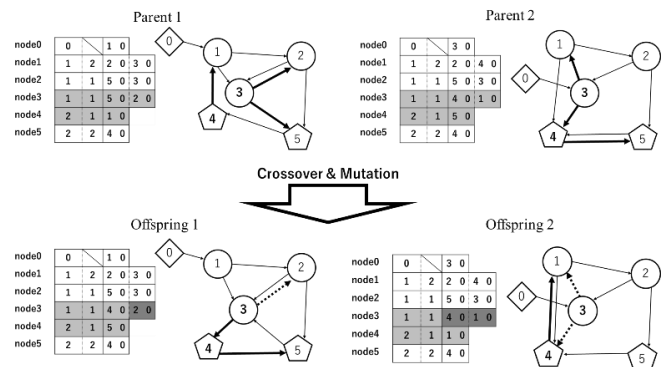


図4 FRGNPの進化操作

FRGNPの進化操作では、各ノードが接続枝を持ったまま交叉を行った後、交叉を行ったノードについて接続枝の突然変異を行うことで個体を進化させる。また、GNPとは異なりノードの機能を進化させないため、突然変異によってノードの機能が変わってしまうことによる良い遷移の消失という問題もなくなる。例えば、個体上で $J_1 \rightarrow J_2 \rightarrow P_1$ のような適応度に貢献する遷移があるとすると、このとき、GNPではノードの機能の突然変異によって $J_1 \rightarrow J_1 \rightarrow P_1$ のような遷移に変わり、良い遷移が消失してしまう可能性がある。また、個体上に J_2 が1つしかなく、この機能が個体の適応度向上に大きく関わる機能である場合、その機能が使われる個体群へと進化するには、多くの世代がかかることがわかる。一方、FRGNPのように、ノード間の繋がりのみに着目した進化を行うことで、個体上から機能が消失することはないため、適応度に貢献するノード間の繋がりを消失した場合もより早くそのノード間の接続を修復できるため効率的に個体の進化ができる。さらに、FRGNPの進化操作では、交叉と突然変異を一連の流れとして行っているため、GNPのような突然変異で生成する個体数、交叉で生成する個体数といったパラメーターが削減されている。これにより、パラメーターの影響が少ない進化が可能になった。

3. Weighted Genetic Network Programming

ここでは、FRGNPを拡張した新しいアルゴリズム Weighted Genetic Network Programming (WGNP)について説明する。WGNPがFRGNPと異なる部分は、個体群で共通の重み行列を持ち、それを用いて突然変異操作を行うことである。遷移方法やノードの種類、遺伝子構造などはFRGNPおよびGNPと同様である。

3.1 機会損失とルールプール

本研究では、機会損失をポジション解消獲得時の機会損失(GL)とポジション解消時の機会損失(CL)の二種類で定義している。ポジション獲得時の機会損失とは、ポジション獲得からポジション解消までの間の最も利益が高くなる終値との差分で算出される。また、ポジション解消時の機会損失も同様に、ポジション獲得からポジション解消までの間の最も利益が高くなる終値との差分で算出される。そして、理想的なポジションを獲得可能な時(最高値か最安値の時)そのポジションを取れるようにその場所のネットワーク上の遷移ルールの最後に売買行動ノードをつなぎ、その遷移全体を機会損失値の絶対値とともにプールする。例えば、現在買いポジションを持っており、1週間保持したのちにポジション解消を行ったものとする。ポジション獲得からポジション解消までの価格変動において最も低い終値とポジション獲得時の終値の差分をポジション獲得時の機会損失値GL(負)とし、ポジション獲得時のネットワーク上の遷移と共にプールする。そして、最も低い終値の時、つまり理想的なポジション獲得可能な時には獲得するようにネットワーク上の遷移ルールの最後に売り行動ノードをつなぎ、その遷移全体を-GL(正)の報酬とともにプールする(図5)

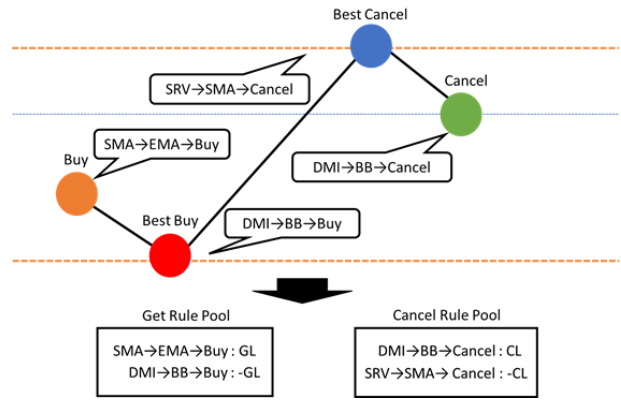


図5 遷移ルールプールの例

3.2 重みの更新

WGNPにおける重みは初期値を0としており、各世代で初期値にリセットする。また、重み行列はブランチの数(本研究では5)所持している。重みの更新にはルールプールのルールおよび機会損失値を用いる。また、重み行列の行は接続元のノード、列は接続先のノードとなっており、自分以外の全てのノードと接続するようになっている。以下の図6に重み行列の例を示す。

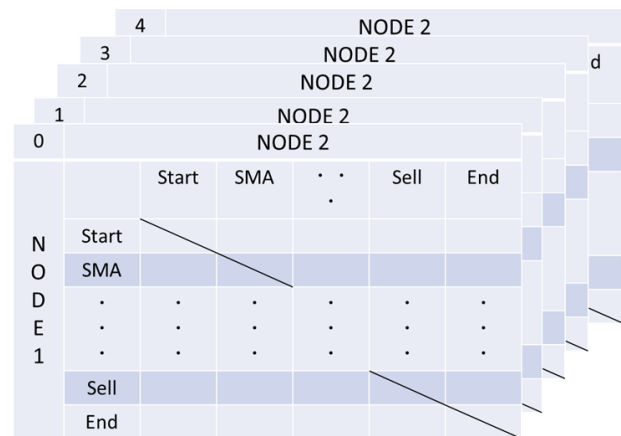


図6 重み行列の例

重みの更新はプールされている各ルール及び機会損失値を用いる。次式に重みの更新式を示す。

$$w_{node1,node2}^b = w_{node1,node2}^b + \frac{l}{d-1} OL \quad (1)$$

ここで、bはブランチの番号、node1は接続元、node2は接続先、dはルールの長さ、lは更新回数(1...d-1)、OLは、ルールとセットで記録されている機会損失値の値である。

3.3 突然変異操作

本研究では、突然変異を行う際に、重みリストの値を用いることで、機会損失値が低い戦略が生成されるようにしている。

突然変異操作については以下の通りである。

1) 重みの正規化
重みのリストの各行で0以上1以下に正規化する。

2) 突然変異
突然変異を行うブランチの重み行列における接続元ノードに対応する行を抜き出し、重みの値を用いてルーレット選択で接続先を決定する。

4. 取引モデル

本研究では、取引戦略の構築はWGNPを用いて行った。判定ノードでは、テクニカル指標を用いた判定や、損切り/利益確定などの判定条件を使用した。また、処理ノードでは、ポジションを獲得/解消する機能を持たせた。判定ノードの判定条件に関わるパラメータは、組み合わせが膨大であるため戦略に最適なパラメータの組み合わせを見つけることが難しい。そこで、BGAによってパラメータを進化させることで戦略に適したパラメータを探索させた。したがって、本研究で提案する取引モデルは、取引戦略の構築をWGNP、判定ノードで使用されるパラメータをBGAによって同時に進化させるモデルである(図7)。

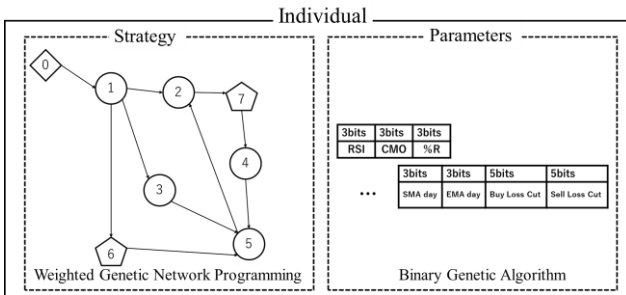


図7 提案モデルの個体例

4.1 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、オシレーター系テクニカル指標において、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、トレンド系テクニカル指標における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。

3) 差分と角度の記憶

テクニカル指標の売買シグナル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

Angle	Diff
Short SMA & Middle SMA	RSI
Short SMA & Long SMA	%R
Middle SMA & Long SMA	SMA Divergence Rate
Short EMA & Middle EMA	EMA Divergence Rate
Short EMA & Long EMA	Chande Momentum Oscillator
Middle EMA & Long EMA	Psychological line
MACD	ROC
Fast Stochastic	
Slow Stochastic	
+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、設定値を超えて交差したときの角度のみを売買シグナル強弱に利用している。また、Bollinger BandとPivotはこの枠組みに当てはまらないため、今回は売買シグナルの強弱を考慮しない。

4) 基準差分と基準角度の更新

表1で分類した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。

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

ここで*t*(1,2,...)は更新回数を表す。

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

4.2 ノードの種類

1) 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。具体的には、売りポジションを持っている場合、買いポジションを持っている場合、ポジションを持っていない場合の3つに分岐する。

2) 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 判定ノードの判定条件

Function Number	Judgement content
1~18	Buy sign \cap strong sign
	Buy sign \cap weak sign
	No Buy/ Sell sign
	Sell sign \cap weak sign
	Sell sign \cap strong sign
19	$2\sigma < Close$
	$\sigma < Close \leq 2\sigma$
	$-\sigma \leq Close \leq \sigma$
	$-2\sigma \leq Close < -\sigma$
	$-3\sigma > Close$
20	$s2 < Close \leq s3$
	$s1 < Close \leq s2$
	$r1 \leq Close \leq s1$
	$r2 \leq Close < r1$
	$r3 \leq Close < r2$
21	$Long_{sma} < Short_{sma} < SMA_t$
	$\frac{Short_{sma} + Long_{sma}}{2} < SMA_t$
	$SMA_t < Short_{sma} < Long_{sma}$
	$SMA_t < \frac{Short_{sma} + Long_{sma}}{2}$
	else
22	$Long_{ema} < Short_{ema} < EMA_t$
	$\frac{Short_{ema} + Long_{ema}}{2} < EMA_t$
	$EMA_t < Short_{ema} < Long_{ema}$
	$EMA_t < \frac{Short_{ema} + Long_{ema}}{2}$
	else
23	$profit < 2L$
	$2L \leq profit < L$
	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。

$$Long_{sma} = SMA_{t-long_day_{SMA}} \quad (3)$$

$$Short_{sma} = SMA_{t-short_day_{SMA}} \quad (4)$$

$$Long_day_{SMA} = 2 \times Short_day_{SMA} \quad (5)$$

$$Short_day_{SMA} = 5 \times ([day_{SMA}]_{2 \rightarrow 10} + 1) \quad (6)$$

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} は各個体が持つ BGA 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。

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

$$G = (6.25 \times ([get_{buy}]_{2 \rightarrow 10} + 1))^V \quad (8)$$

$$V = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p}_n)^2} \quad (n = 5 \times ([vola_{buy}]_{2 \rightarrow 10} + 1)) \quad (9)$$

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、 $vola_{buy}$ は買いポジションを持っているときのボラティリティで使用日数であり、遺伝子上に個体ごとで保存されている。また、(9)式で算出される V は過去 n 日間の終値 p_i の標準偏差である。

3) 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、既に買いポジションを持っている状態で買いポジションの獲得や、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。通常、処理ノードに到達した時に遷移を終了する。しかし、ポジション解消の機能を有する場合は、ポジション解消時の損益に応じた遷移を行う。買いポジションを解消したときの損益による遷移、売りポジションを解消したときの損益による遷移を行う。ポジション解消後の遷移は、 $delay_{after}$ を総遅れ時間としてネットワーク上で遷移を行う。なお、ポジション解消後の遷移を 2 回以上続けて行わない。

4.3 遺伝的操作

1) 初期個体生成

N 個体生成する。ノードの機能は表3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、BGAの初期生成時に振り分けられる領域 (bits) を以下表3に示す。

表3 BGAにおける割り当てBits

Function	Allocated bits	
TREND JUDGE BY SMA	3bits (day_{SMA})	
TREND JUDGE BY EMA	3bits (day_{EMA})	
SECURE PROFIT	5bits(get_{buy})	5bits(get_{sell})
LOSS CUT	5bits($loss_{buy}$)	5bits($loss_{sell}$)
VOLATILITY	3bits ($vola_{buy}$)	3bits ($vola_{sell}$)
Technical indicator	Buy line	Sell line
RSI	3bits	3bits
%R	3bits	3bits
SMA Divergence Rate	5bits	5bits
EMA Divergence Rate	5bits	5bits
Chande Momentum Oscillator	3bits	3bits
Psychological line	3bits	3bits

また、テクニカル指標の閾値をデコードするときに用いる式を次に示す。

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

$$\begin{cases} \text{Sell line} : 0.3 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \\ \text{Buy line} : -0.3 \times ([TI]_{2 \rightarrow 10} + 1) \end{cases} \quad (11)$$

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(10)式、5bitsであるときは(11)式を用いる。

2) 評価

個体のfitnessを次式で定義する。

$$\text{fitness} = \begin{cases} \text{profit}(1 - Q) & \text{if } 0.0 < p < 1.0 \\ 0 & \text{else if count} = 0 \\ \text{profit} & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} px^{(k+1)} + 1 - p - x = 0 \\ Q = x^r \end{cases} \quad (13)$$

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(13)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。

3) 進化的操作

提案モデルでは、WGNPの進化方法と同様の操作を行う。それに加えて、提案モデルでは、個体毎にWGNPの判定ノードのパラメーターを表すBinary遺伝

子の進化操作も行う。最も適応度が高いエリート個体を1体保存した後に以下の進化操作を行う。

- i. 親個体の選択
任意の選択法(トーナメント選択など)を用いて2個の親個体を選択する。
- ii. 交叉ノードの選択
個体中の各ノード番号を確率 P_c で交叉ノードとなるか判定する。
- iii. 遺伝子の交換および変異
親個体間で、同じノード番号の交叉ノードの遺伝子をすべて交換する。交叉ノードの各接続枝について重み行列を用いて他のノードへの接続に変更する。
- iv. 交叉遺伝子の選択
Binary遺伝子中の全遺伝子番号を一様交叉で交叉遺伝子となるか判定する。
- v. 遺伝子の交換および変異
親個体間で、交叉遺伝子番号として判定された遺伝子を交換する。このとき、交換する遺伝子について確率 P_m で判定し、ランダムに1か0に変更する。

生成された2個の子個体が次世代の個体となる。生成された個体数がN-1個となるまで繰り返す。

5. 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3つのモデルを用いた実験を行った。売買戦略構築アルゴリズムに GNP を用いて取引を行う Model1、売買戦略構築アルゴリズムに FRGNP を用いて取引を行う Model2、そして WGNP を用いて取引を行うモデルを Proposed とした。データは、ドル円ペア、ユーロ円ペア、オーストラリアドル円ペア、ポンド円ペアを用いた。また、それぞれ日足チャートを使用し、Investing.com からダウンロードしたデータを用いた。また、1通貨当たりの取引手数料は、Oanda Japan を参考に設定した。以下の表4に各通貨ペアにおける取引手数料の設定及び学習期間、テスト期間の設定を示す。

表4 各通貨ペアに対する取引手数料及び期間の設定

Currency pairs	Spread(pips)	Learn term	Test term
USD/JPY	0.4	2001~2003	2004~2021(5/27)
EUR/JPY	0.7		
AUD/JPY	1.0		
GBP/JPY	1.4		

本研究で使用したモデルの設定を以下の表に示す。GNPで使用したパラメーターを以下の表5、FRGNP及びWGNPで使用したパラメーターを以下の表6に示す。

表5 GNPのパラメーター設定

Generation	300
POPULATION: N	101

CROSSOVER NUM	60
MUTATION NUM	40
JUDGEMENT NODE: a	54
PROCESS NODE: b	20
CROSSOVER RATE (%): P_c	25.0
MUTATION RATE (%): P_m	1.0
ALL DELAY	5
AFTER DELAY: $delay_{after}$	2
STEP	50

表6 WGNP及びFRGNPのパラメーター設定

Generation	300
POPULATION	100
CROSSOVER RATE (%): P_c	25.0
MUTATION RATE (%): P_m	1.0
ALL DELAY	5
AFTER DELAY: $delay_{after}$	2
STEP	50

GNP, FRGNP, WGNP のそれぞれのアルゴリズムにおける遺伝的操作の個体選択方法は、サイズ 2 のトーナメント選択を採用した。また、両方のアルゴリズムで遷移の遅れ時間は考慮せず、判定ノードの遅れ時間を 1, 処理ノードの遅れ時間を All delay と同じ値に設定した。さらに、スタートノードは 1 つとした。

以下の表 7 に各通貨ペアに対してのテスト期間における最良個体の総利益の 50 試行平均を示す。

表 7 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	MODEL1	MODEL2	PROPOSED
USD/JPY	2012.63	3925.86	4564.19
EUR/JPY	3345.73	4734.37	6469.62
AUD/JPY	1690.36	4301.04	4171.6
GBP/JPY	3227.92	6679.17	9909.396

表 7 から Proposed model を用いたときにほとんどの通貨ペアで大きく利益を出せていることがわかる。詳細な結果と考察は発表時の述べる。

参考文献

[1] J. Murphy, "Technical analysis of the financial markets", 1999.
 [2] E. W. Saad, D. V. Prokhorov and D. C. Wunsch, "Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks," in IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 9, no. 6, pp. 1456-1470, Nov. 1998, doi: 10.1109/72.728395.
 [3] Y. Deng, F. Bao, Y. Kong, Z. Ren and Q. Dai, "Deep Direct Reinforcement Learning for Financial Signal Representation and Trading," in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 28, no. 3, pp.653-664, March 2017, doi: 10.1109/TNNLS.2016.2522401.

[4] M. A. H. Dempster and V. Leemans, "An automated FX trading system using adaptive reinforcement learning", Expert Syst. Appl., vol. 30, no. 3, pp. 543-552, 2006.
 [5] Koza J.R., "Genetic Programming: On the programming of computer by means of natural selection", MIT Press, 1992.
 [6] P. B. Myszkowski and A. Bicz, "Evolutionary algorithm in Forex trade strategy generation," Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology, 2010, pp. 81-88, doi: 10.1109/IMCSIT.2010.5679921.
 [7] A. Pimenta, F. G. Guimarães, E. G. Carrano, C. A. L. Nametala and R. H. C. Takahashi, "GoldMiner: A genetic programming based algorithm applied to Brazilian Stock Market," 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM), 2014, pp. 397-402, doi: 10.1109/CIDM.2014.7008695.
 [8] T. Eguchi, K. Hirasawa, J. Hu and N. Ota, "A study of evolutionary multiagent models based on symbiosis," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 36, no. 1, pp. 179-193, Feb. 2006, doi: 10.1109/TSMCB.2005.856720.
 [9] S.Mabu, K.Hirasawa, J.Hu; "A Graph-Based Evolutionary Algorithm: Genetic Network Programming (GNP) and Its Extension Using Reinforcement Learning" Evolutionary Computing, vol. 15, no.3, pp. 369-398.Sep. 2007 doi: https://doi.org/10.1162/evco.2007.15.3.369.
 [10] K. Hirasawa, M. Okubo, H. Katagiri, J. Hu and J. Murata, "Comparison between Genetic Network Programming (GNP) and Genetic Programming (GP)," Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546), 2001, pp. 1276-1282 vol. 2, doi: 10.1109/CEC.2001.934337.
 [11] C.Yan, S.Mabu, K.Hirasawa, "A genetic network programming with learning approach for enhanced stock trading model." Expert Systems with Applications, vol. 36, no.10, pp.12537-12546. May.2009,doi:https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.054.
 [12] S.Mabu, C.Yan., K.Hirasawa., "Generating stock trading rules using genetic network programming with flag nodes and adjustment of importance indexes." Electronics and Communications in Japan, vol.94, no.1, pp. 25-33. 2011, doi:10.1002/ecj.10269.
 [13] M.John. "An Empirical Comparison of Pruning Methods for Decision Tree Induction. Machine Learning", vol. 4, pp.227-243,Nov.1989. https://doi.org/10.1023/A:1022604100933.
 [14] 内田純平, 穴田一: 外国為替証拠金取引における解釈可能な売買戦略の構築, 第 27 回人工知能学会金融情報学研究会, 2021.
 [15] 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.