

進化計算手法に基づく外国為替の自動取引

Automated FX Trading Based on Evolutionary Computation

藤原健太^{1*} 伊庭斉志¹
Kenta FUJIWARA¹ Hitoshi IBA¹¹ 東京大学大学院工学系研究科¹ School of Engineering, The University of Tokyo

Abstract: In this paper, we proposed automated trading system using Genetic Algorithm(GA) and Genetic Programming(GP). There are many reports which focus on system trading. In recent years, these researches have attracted attention because of impact of finance crisis. Among them, we focus on two area, one is optimization of technical indicators, the other is optimization of technical indicators combination. There is not research which focuses on both parts. So we proposed automated trading system by optimizing indicators and combination of them. At first, their parameters are optimized by GA. Each indicator is fitted on movement of current market by this process. Then, using optimized indicators, combination of them is optimized by GP to generate buy-sell strategy. To verify effectiveness of proposal method, we simulated using real data given by Gaitame.com. Consequently, we got good result and verified effectiveness of proposal method.

1 はじめに

インターネットの普及により、個人投資家が増えてきている昨今、システムトレードへの注目度が高くなってきている。その理由として、コンピュータに感情はない、処理能力が早いことが考えられる。前者について、人間の心理が損失を大きくしてしまうことは往々にして起こりうる。例えば、含み損を抱えた時、損したくないがために含み益となるまで保持してしまう場合である。その点、コンピュータは設定された損失幅に従順に決済を行う。後者については、膨大な計算能力を活かして、目視では分からない情報を数値化し投資に役立てることができる。こうしたコンピュータの特徴を活かし、先駆けて海外の金融会社ではシステムトレードの導入が行われている。

近年注目されているシステムトレードであるが、大別すると、確立された固定ルールによるシステムトレードと、過去の時系列データの解析によりあるパターンを見付だし、そのルールに従って売買を行うシステムトレードに分けられると考える。市場は常に変化するものであり、過去に有用であったロジックが未来永劫通用するとは考えにくい。そのため、本稿では後者に関するシステムトレードに焦点を当てる。

一般的に、投資家が投資判断材料としているのは、経済指標などのファンダメンタル指標や時系列解析によ

るテクニカル指標である。ファンダメンタル指標は数値化が難しいことに対し、テクニカル指標は数値化が容易に可能である。そのため、図などに落とし込むことができ視覚的に見やすいことから、多くの投資家に用いられている。こうしたテクニカル指標の特徴はシステムトレードを構築する際に利用し易く、そのためテクニカル指標を用いた取引に関する研究が数多く報告されている。Hirabayashiらにより、各テクニカル指標を市場にフィッティングさせ、それらの指標を組み合わせることで良い結果が得られたとの報告がされている [1]。また、P.Fernandezらによると、市場の動向に適した MACD の期間を設定することで良い結果が得られると報告されている [2]。前者は指標における売買タイミング最適化、後者はテクニカル指標のパラメータ最適化により適切な売買タイミングを計っている。

一方で、取引戦略を遺伝的プログラミングにより生成することで売買タイミングを計る手法がある [3]。この報告では、取引戦略は木構造で表現され、条件分岐に従って取引を行っている。この場合、最適化対象はテクニカル指標ではなく、売買ルールが対象となっている。本稿では、テクニカル指標の最適化、組み合わせ最適化に焦点を当て、より優れたシステムトレードの構築を目指す。

*連絡先：東京大学大学院工学系研究科電気系工学専攻
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: fujiwara@iba.k.u-tokyo.ac.jp

2 為替の自動取引

2.1 先行研究

Hirabayashiらの報告では、バイナリー GA を用いて売買タイミングを最適化する手法を提案している。GA を用いる利点としては、膨大な探索空間から限られた時間でもっともらしい結果が得られる点である。しかし、バイナリー GA では1ビットの分解能が制限されてしまい、密な探索ができないという短所がある [4]。小林の報告によれば、探索対象が実数値の場合、実数値 GA の方がバイナリー GA よりも優れた結果を残すと報告されている [5]。そのため、バイナリー GA を用いる場合、密な探索を可能とするためには多くのビット数を用いて分解能を高めるか、探索範囲を狭めるなどの工夫が必要となる。また、従来手法では、各指標における売買タイミングは最適化されているものの、指標パラメータの最適化は行われていない。一つの指標を見ても、指標値算出に何本足分のデータを用いるかで売買タイミングは変わってくる。当然、市場はその時々により動きに特徴があり、特徴に適した指標パラメータが存在するといえる。すなわち、売買タイミングだけでなく、指標パラメータも最適化することでより適切な売買タイミングが計れるだろう。

一方、テクニカル指標の組み合わせに焦点を当てた研究も数多く報告されている [6][7]。これらの手法には GP が用いられている。GP は GA に構造表現を持たせたもので、関数同定やプログラム生成などに応用されている。売買戦略を生成する場合には、売買ルールを木構造で表現し、学習期間をとおして売買ルールを構築する。GP を用いる利点としては、人間では思いつかないような範囲の探索と、市場に適した売買ルールの生成が可能となる点である。

本手法では、これら GA, GP を用いたハイブリッド手法を用いて、指標の最適化、組み合わせ最適化を行い、高いパフォーマンスの実現を目指す。

2.2 提案手法の流れ

図1は提案手法の流れである。本手法は、GA, GP の二段階で構成される。まずはじめに、GA によりテクニカル指標におけるパラメータ（指標値算出に用いるデータ数）の最適化を行う。用いる指標はあらかじめ定められており、各指標がそのときの市場の動向に合うように最適化される。

指標が最適化された後、これらの指標を GP の要素として売買ルールの生成を行う。この処理では、指標間の組み合わせ、指標判断の優先順位を最適化することにより、適切な売買タイミングを計る。これら一連の処理により得られたルールを用い、実験、評価を行う。

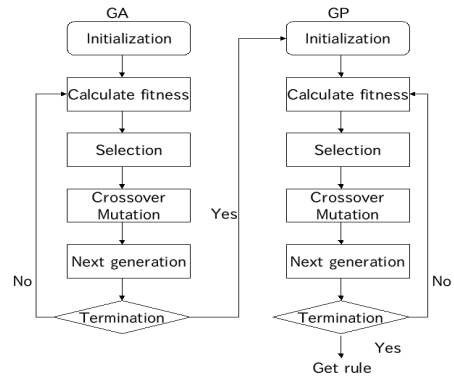


図1: 提案手法の流れ

3 テクニカル指標の最適化

3.1 テクニカル指標の概要

テクニカル指標とは、時系列解析により市場の過熱感や将来の動向を分析するための指標である。本手法で用いるテクニカル指標は以下の3つである。

- *RSI*: オシレーター系
- 移動平均線: トレンド系
- *MACD*: トレンド系, オシレーター系

まず、テクニカル指標には大きく分けてトレンド系、オシレーター系がある。トレンド系とは、今後も現在の方向と同じ向きに変動する度合いを計る指標のことを指し、オシレーター系とは、現在の方向とは逆に変動する度合いを計る指標を指す。これらの3つを選択した理由は、トレンド系、オシレーター系のバランスを取ることである。例えばオシレーター系ばかりの指標の場合、トレンド発生時の市場で利益を上げることが難しい。指標のバランスを取ることで、様々な市場の動向に促した売買が行えると考える。さらに、これらの指標は相性がよく、組み合わせると良いといわれているのも理由の一つである。

テクニカル指標一つとっても、過去どれだけ遡るかにより、得られる見解は異なる。ましてや、売買のタイミングを計る場合、少しのタイミングのずれが利益を左右してしまう。そこで、本手法ではテクニカル指標のパラメータを調整し、適切な売買タイミングを計ることに役立つ。以下で、用いるテクニカル指標に関する説明、パラメータについて述べる。

RSI

RSI は、買われすぎ売られすぎを判断するオシレーター系の指標である。式1は *RSI* の算出式である。 U_N

は過去 N 本足の値上がり幅の平均, D_N は過去 N 本足の値下がり幅の平均を表す. RSI は 0~100 の値を取り, 一般的に, $RSI > 70$ なら買われすぎのため売り, $RSI < 30$ なら売られすぎのため買いといわれている.

$$RSI = \frac{U_N}{U_N + D_N} \times 100 \quad (1)$$

オシレーター系の弱点として, トレンド発生時に効果を発揮しないことが知られている. そのため, 本手法では RSI_{short} , RSI_{long} 2 本の RSI を使用し, 2 つの閾値 (RSI_{down} , RSI_{up}) による売買判断を行うことで, より適確にエントリーポイントを探る. 以下に記すのは, 最適化するパラメータである.

- RSI_{short} の期間 (12~20)
- RSI_{long} の期間 (30~38)
- RSI_{short} , RSI_{long} 各々の売買範囲の最適化
 - 買い: 0~50
 - 売り: 50~100

RSI による売買は以下のルールに従う. なお, 下記は買いルールを示している. 売りの場合は, ゴールデックロスをデッドクロスに変えたものである.

1. $RSI_{short\ down} < RSI_{short} < RSI_{short\ up}$
2. $RSI_{long\ down} < RSI_{long} < RSI_{long\ up}$
3. 1, 2 を満たし, RSI_{short} と RSI_{long} のゴールデックロスにより買い.

移動平均線

移動平均線は, 価格変化を滑らかにすることで相場の方向を見るトレンド系の指標である. 本手法の移動平均には, 式 2 に示される指数平滑平均線 (EMA) を用いる. ここで, N は算出に用いる期間, $price$ は為替の価格, t は現在の時刻を示す. EMA の特徴は, 直近の価格に重みを置いていることである. そのため, 単純移動平均に比べ, 反応が早い.

$$EMA_t = EMA_{t-1} + \frac{2 \times (close_t - EMA_{t-1})}{N + 1} \quad (2)$$

移動平均線の最適化対象パラメータは, 短期, 長期移動平均の期間である.

- 短期指数平滑平均の期間 (12~20)
- 長期指数平滑平均の期間 (32~40)

売買判断は, 短期と長期移動平均線のゴールデックロス, デッドクロスとする.

MACD

$MACD$ は, EMA を用いて, 方向性や乖離を見る指標である. 価格変動に対して先行性があることが特徴である. $MACD$ は下記の計算式で表される.

$$MACD = EMA_{short} - EMA_{long} \quad (3)$$

$$Signal = \frac{\sum_i^N MACD_{t-i}}{N} \quad (4)$$

ここで, EMA_{short} , EMA_{long} はそれぞれ通貨価格の短期, 長期指数平滑平均を表す. $Signal$ は $MACD$ の単純移動平均を用い, t は現在の時刻を表す. 本手法では, 下記に記す $MACD$ のパラメータを最適化する.

- EMA_{short} の期間 (12~20)
- EMA_{long} の期間 (26~34)
- $Signal$ の期間 (7~10)

$MACD$ による売買の判断は, $MACD$, $Signal$ によるゴールデックロス, デッドクロス, $MACD$ の反転により行うものとした.

3.2 バイナリー GA

遺伝子構造

図 2 に, バイナリー GA の遺伝子構造を示す. 遺伝子は一次元配列で表され, 各テクニカル指標のパラメータにそれぞれ 3~5 ビットずつ割り当てる. 各パラメータの遺伝子は 0, 1 のバイナリーコードで表現され, 使用する際には 10 進数に変換される. 本手法では, 買い, 売りそれぞれに対してテクニカル指標の最適化を行う.

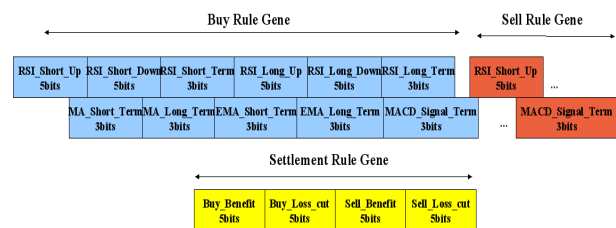


図 2: 遺伝子構造

図 3 に, 遺伝子からテクニカル指標値への変換例を示す. ここでは, $RSI_{short\ up}$ の例をとる. $0 < RSI_{short\ up} < 50$ であることから, 1 ビットの分解能は $50 \div 32 = 1.5625$

となる．2進数から10進数への変換が20である場合， $20 \times 1.5625 = 31.25$ が得られる値となる．つまり，10進数の値に1ビットの分解能を乗算したものが，指標値となる．

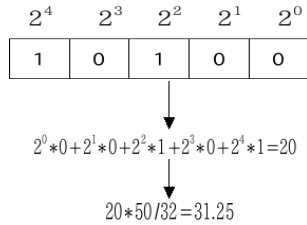


図 3: 2進数から10進数への変換

遺伝操作

図 4 は，遺伝操作の一連の流れである．各個体は適合度により評価される．本実験における適合度は，最終的な保有資産とした．まず，適合度に応じて個体は昇順に並べられる．ここで，エリート保存率に従い，上位数個体はそのまま次世代に受け継がれる．残りの個体の中から，トーナメント戦略により次世代に残す個体を選択する．トーナメント戦略とは，トーナメントサイズに応じてランダムに選択した個体の中から最も適合度の高い個体を残す選択方法である．淘汰が行われた後，交叉と変異により次世代の個体が生まれる．

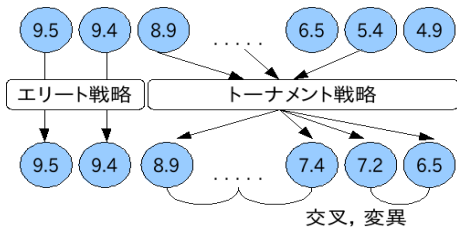


図 4: 淘汰

図 5 に示すのは，交叉の様子である．ここで，交叉方法には一様交叉を用いた．図 5 に示されるとおり，一様交叉は任意個の交叉点があるため，探索能力が高いことが知られている．一様交叉では，はじめにマスクという次元配列に，0, 1 をランダムに格納する．親 A, B から生まれる子 A は，マスク配列の要素が 1 であれば親 A の遺伝子を，0 であれば親 B の遺伝子を受け継ぐ．逆に子 B は，マスク配列の要素が 0 であれば親 A の遺伝子を，1 であれば親 B の遺伝子を受け継ぐ．突然変異に関しては，各個体の遺伝子座に関して遺伝パラメータである突然変異率に応じて 0, 1 を反転させるものとする．

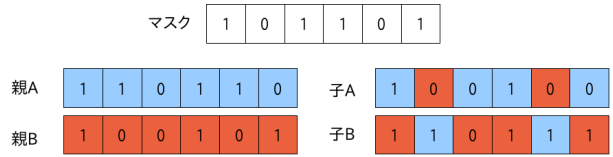


図 5: 一様交叉

決済ルール

各個体は，売りと買いそれぞれに決済ルール用の遺伝子 *Benefit*, *Losscut* を持つ．これらの遺伝子は10進数表現で0~8の間の実数値を取る．買いまたは売りのポジションを持った際，以下の条件に従い，決済を行う．

買いポジション決済

$$high[t] > price[i] + BuyBenefit \times vola[i] \quad (5)$$

$$low[t] < price[i] - BuyLosscut \times vola[i] \quad (6)$$

売りポジション決済

$$high[t] > close[i] + SellLosscut \times vola[i] \quad (7)$$

$$low[t] < close[i] - SellBenefit \times vola[i] \quad (8)$$

ここで，*close* はその時間における終値を表し，*high*, *low* はそれぞれ高値，安値を表す．*t* は現在の時刻，*i* はポジションを取ったときの時刻，*vola* はボラティリティである．つまり，買った（売った）ときの値段から，そのときのボラティリティと *Benefit*, もしくは *Losscut* との乗算値を幅として取り，この境界を越えたら，境界値でポジションを決済する．

4 取引ルールの生成

4.1 遺伝的プログラミング

GP は，GA の遺伝子構造に構造表現を持たせたものである．木構造表現を用いることから，プログラム生成や推論などに応用されている．システムトレードに関する報告では，GP によりプログラム進化を行い，売買タイミングを計っている研究がある [8]．

図 6, 7 に，GP における交叉と突然変異の様子を表す．ここでは例として，関数の木構造表現を使用した．木構造は終端ノードと非終端ノードから構成され，終端ノードには変数，非終端ノードには四則演算子が入る．交叉に関して，親となる個体の遺伝子座から任意の交叉点をそれぞれ選択し，それぞれの交叉点以下の部分木を交換する．突然変異の場合も同様に，任意に

変異点を選択し，変異点以下の部分木と突然変異木を交換することにより行われる．

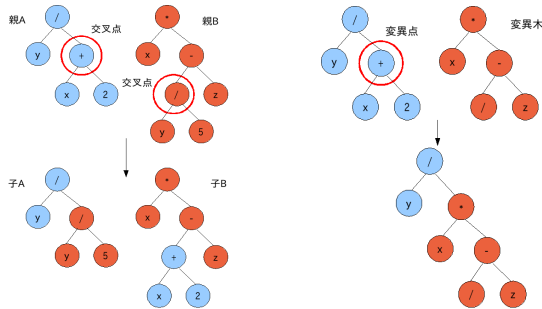


図 6: GP の交叉

図 7: GP の突然変異

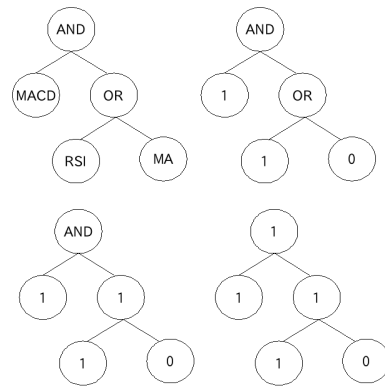


図 9: エントリー決定手順

4.2 遺伝子構造

図 8 は，売買ルールを表す木構造である．終端ノードにはテクニカル指標が，非終端ノードには論理演算子 (AND, OR) が入る．このとき，テクニカル指標には，GA により最適化されたものが入る．なお，指標の組み合わせの場合も，買いと売りそれぞれの遺伝子を持つ．GA の場合と異なるのは，学習期間を通して，買いの遺伝子なら買いポジション，売りの遺伝子なら売りポジションのみ取るものとする．これにより，買い，売りに特化した売買ルールが習得されると考える．

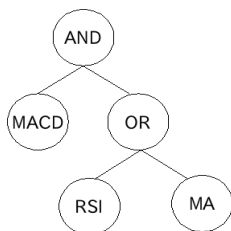


図 8: 売買ルールの遺伝子構造

4.3 シグナルの算出

図 9 は，木構造からシグナル算出処理の流れを表したものである．各個体は，以下の処理に従い，売買シグナルを出力する．

1. 終端ノードの出力 (0, 1) を計算．
2. 非終端ノードの論理演算を計算．
3. 根ノードまで論理演算を繰り返す，根ノードの値を個体のポジションとする．

各時間に対して，買いと売りのシグナルをそれぞれ判別する．決済ルールは，GA による学習で得られたルールを採用し，最も適合度の高かった個体の買い，売りの木構造をテスト期間に用いる．

5 運用方法

図 10 に，シミュレーションで行う資産運用方法を表す．前提条件として，売買単位は 1 万通貨単位であること，ポジションは 10 個まで保持できるものとする．以下は，具体的な処理方法である．

- 買い，売りシグナルが出たらポジションを取る．ただし，買い，売りシグナルが同時に出た場合は，ポジションを持たない．
- ポジションを 10 個持っている場合は，シグナルが出てもポジションを持たない．
- 同時刻でなければ，逆ポジションを持てる．
- 毎時間，保持しているポジションごとに決済ルールを満たすか判定．満たす場合は決済を行い，満たさない場合は保持する．なお，損切り，利食いラインを同時に達した場合は，損切りを優先させる．

1 万通貨単位ずつ売買，複数ポジションを持つことは，期間可変のドルコスト平均法といえる．ドルコスト平均法とは，一定期間に一定額の株，為替の購入を行う投資法である．一度に大きな単位の売買を行う場合，リスクを大きくとることになるが，小分けに投資を行うことにより，一度に大きな売買を行う場合に比べリスク分散が可能となる．

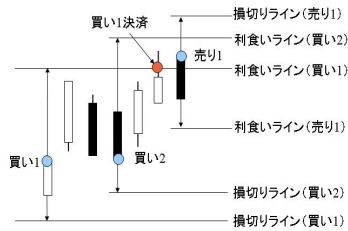


図 10: 複数ポジションの決済方法

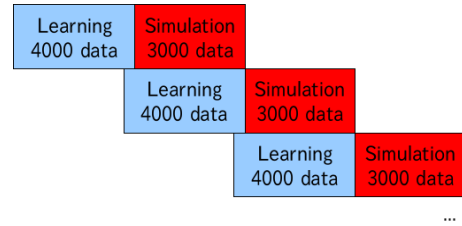


図 11: 学習期間とシミュレーション期間

6 実験

6.1 実験パラメータ

表 1, 2 は, GA, GP における各パラメータである。個体の選択方法にはエリート戦略とトーナメント選択, GA の交叉方法には一様交叉を用いた。GA の突然変異は各遺伝子座に対して設定されたパラメータの確率に応じて起こる。GP の突然変異は, 終端ノードと非終端ノードに関して等確率で起こるものとする。

表 1: GA パラメータ

集団サイズ	500
世代数	50
交叉率	0.6
突然変異率	0.01
エリート率	0.01
トーナメント	50

表 2: GP パラメータ

集団サイズ	100
世代数	30
交叉率	0.6
突然変異率	0.01
エリート率	0.01
トーナメント	20

6.2 実験データ

外為どっとコムの実際の取引データ(10分足), 4通貨(AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY)を用いる。期間は, 2007年4月2日~2009年3月19日である。年換算で1.96に相当するため, 年率計算にこの値を用いる。学習期間, シミュレーション期間は, 図 11 に示されるような Rolling window method を用いた。学習に用いるデータ数は 4000, シミュレーションに用いるデータ数は 3000 である。

表 3: 各通貨のスプレッド

AUD/JPY	EUR/JPY	GBP/JPY	USD/JPY
0.05 円	0.05 円	0.09 円	0.02 円

本実験では, 各通貨ごと 10 回ずつの実験を行う。評価方法としては, 最終資産の平均, 利益の年率, 最大 Draw down(DD) により評価を行うものとする。ここで, 最大 DD とは, 資産運用において最も資産が少ない値を指し, DD が小さいほど良い運用といえる。なお, 各通貨に対するスプレッドは, 表 3 に示されるとおりである。

6.3 実験結果

表 4 に示すのは, ポジション 1 個の場合の平均結果である。ボラティリティの大きい EUR/JPY, GBP/JPY では, 年率換算にして 5~9% の利益を残している。また, AUD/JPY や USD/JPY においても 3% 程度の利益を残すことができた。一方で, DD に着目してみると, 利益を多く残した GBP/JPY が最も大きく, 利益, DD の幅はボラティリティの大きさに左右されると考えられる。

表 4: ポジション 1 個の結果

通貨	資産	年率 (%)	DD
AUD/JPY	2142397	3.63	1891036
EUR/JPY	2210104	5.36	1872504
GBP/JPY	2379270	9.68	1890667
USD/JPY	2125187	3.19	1945933

表 5 は, ポジション 10 個の場合の平均結果である。ポジションを多く持つことでトレード機会が増え, 大きな年率を残している。特に GBP/JPY では, およそ 140% 程度の年率を上げた。DD に関しては, 年率と対応して大きくはなっておらず, AUD/JPY の方が GBP/JPY よりも大きくなっている。

図 12~15 は, AUD/JPY のポジション 10 個の場合の資産推移結果を表している。AUD/JPY のボラティリティが小さいときは資産を減らし, 大きいときに一気に資産を増やしている傾向が見て取れる。ボラティリティが低い時期では細かな変動に対応しなければならず, 現状のシステムは俊敏性に乏しいと考えられる。

また、図 12, 14 のように、シミュレーション期間内は同じルールを採用しなければならないため、採用ルールが通じず右肩下がりになる場合もある。個体の評価方法にドローダウンを加えるなどの工夫を施し、安定な資産運用システムに改良していく必要がある。

表 5: ポジション 10 個の結果

通貨	資産	年率 (%)	DD
AUD/JPY	3627534	41.52	1178494
EUR/JPY	3283696	32.75	1345056
GBP/JPY	7464143	139.39	1453208
USD/JPY	3532302	39.09	1771957

7 検討と今後の課題

複数ルールの採用

ポジションを 10 個持てる場合の売買ルールは、学習期間により得られた 1 個体のルールであった。前述のとおり、採用ルールが通じない場合、シミュレーション期間にルールの変更は不可能なため、大きな損益を被ることになる。このリスクを軽減するために、シミュレーションに複数の個体のルールを用いる手法が考えられる。例えば、5 個のルールを採用しそれぞれの持てるポジション数を 2 個までに制限した場合、それぞれの個体は別のルールのもと売買を行うため、1 個体のルールを採用するよりもリスクは軽減されることになる。ルール生成には、島分散モデル GA が利用できると考える [9]。島分散モデルは、それぞれの島で独自の遺伝パラメータを用いることで異なる環境を作り、各島内で個体を進化させることにより、その島独自のルールが得られることになる。

損切り、利食い

現状、損切りは式 5~8 に従って行われている。つまり、ボラティリティの複数倍と一定のラインを設けていることになり、期間によりその幅が変わるだけである。ある期間の変動度合いを反映していることが利点の一つといえるが、市場の特徴が変わってしまったときに応用が利かなくなってしまう。さらに、利食い、損切りラインに達するまでの価格変動を考慮していないため、適切な決済時を逃していることも考えられる。

そこで、エントリー用の指標とは独立に、決済用のテクニカル指標の最適化を行う手法が考えられる。このようにすることで、エントリー後も市場の動向を反映した決済タイミングを計ることが可能になると推測する。

テクニカル指標の追加

現状、3 つのテクニカル指標しか用いていないため、GP による探索空間が狭いといえる。市場の動向により、各指標が有効である期間、ない期間がある。GP による売買ルール生成は、有効な指標の優先順位を高くしたりそうでない指標は優先順位を低くしたりすること（もしくは選択しないこと）を目論んだものである。しかしながら、指標数が少ないため GP の特性を活かしきれない。新たな指標を追加することで、より勝率の高い売買ルールの生成が可能となるであろう。

8 おわりに

本稿では、GA, GP によるハイブリッドな手法を提案し、テクニカル指標の最適化、組み合わせの最適化をすることで売買タイミングを計った。従来ではある程度の知見を頼りに決めていた指標の期間を、GA により最適化することで、市場の動向に促した指標を用いることが可能となった。さらに、GP による売買ルールの生成を行うことで、より売買タイミングの精度が上がったといえる。しかしながら、資産運用において重要な DD を抑える課題も浮き彫りになった。そのため、本手法はすべての期間に対して有効であると結論付けることができない。優れた資産運用の条件は、いかに負けを低く抑え利益を生み出すかであり、今後はリスクを考慮することにより、安定な資産運用システムを実現していくこと、また、提案手法の有効性を証明するためにも、他の手法との比較が必要である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、適切な助言をして下さった株式会社外為どっとコム、株式会社モバイルインターネットテクノロジーに深く感謝致します。また、日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂いた伊庭研究室の皆様に感謝致します。

参考文献

- [1] Akinori Hirabayashi, Clus Aranha, Iba Hitoshi, "Optimization of the Trading Rule in Foreign Exchange using Genetic Algorithm", GECCO, 2009.
- [2] P.Fernandez-Blanco, D.Bodas-Sagi, F.Soltero, J.I.Hidalgo, "Technical Market Indicators Optimization using Evolutionary Algorithms", Proceedings of the 2008 GECCO.

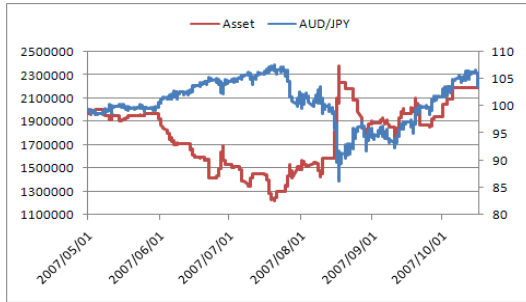


図 12: AUD/JPY : ポジション × 10 期間 1

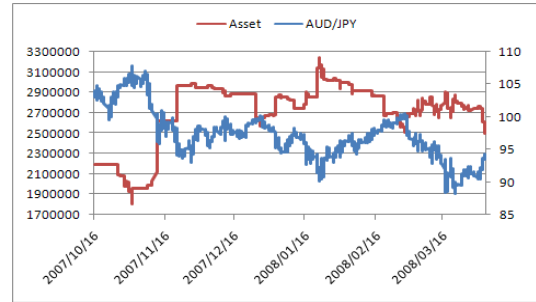


図 13: AUD/JPY : ポジション × 10 期間 2

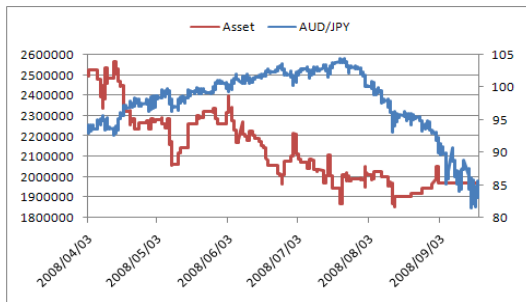


図 14: AUD/JPY : ポジション × 10 期間 3

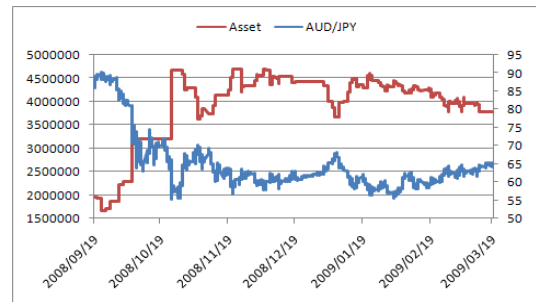


図 15: AUD/JPY : ポジション × 10 期間 4

- [3] 内藤憲吾, 平林悟, 阿部秀尚, 山口高平, "テクニカル指標組み合わせルールの学習に基づく投資家意志決定支援", The 21st Annual Conf of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2007.
- [4] 松井和宏, 佐藤晴夫, "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法に関する検討", The 23rd Annual Conf of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2009.
- [5] 小林重信, "実数値 GA のフロンティア", 人工知能学会誌, 24, 1, pp. 147-162, 2009.
- [6] 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, Sep. 2006.
- [7] M. A. H. Dempster, C. M. Jones, "A real-time adaptive trading system using genetic programming", Quantitative Finance, Vol.1, pp.397-413, 2001.
- [8] Jean-Yves Potvina, Patrick Sorianoa, Maxime Vallee, "Generating trading rules on the stock markets with genetic programming", Computers and Operations Research 31, pp.1033-1047, 2004.
- [9] Reiko Tanese, "Distributed Genetic Algorithms", Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, pp434-439, 1989.