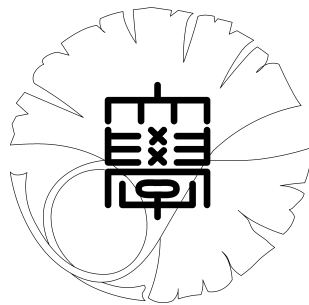


修士論文

進化計算を用いた外国為替取引手法

逆トレンドと決済タイミングによる拡張



2011年2月9日

指導教員 伊庭 斉志 教授

東京大学大学院 工学系研究科

電気系工学専攻
37-096515

Badarch Tserenchimed

Abstract

Technical analysis indicators are widely used by traders in foreign exchange (FX) markets to predict future price rates, trade timing and enhance profitability. The key issues for the profitable trading rules are the combinations of the indicators, selection of their parameters, decision of timing for a trade order and a settlement.

In this paper, we present a trading system using a combination of Genetic Algorithm (GA) and Genetic programming(GP). Unlike related researches in this problem, our work contributes on three new aspects related to trading systems.

- First, parameters of each indicator are optimized separately to decrease search space and increase the robustness.
- Second, calculation of the most appropriate settlement timing to make more profit and less loss.
- Third, creation of a reverse trend sample by using in-sample to overcome the overfitting problem and to suppress the substantial danger of loss.

To verify the effectiveness of the method, we performed simulations using real historical trading intraday data and results were compared to existing methods that use various techniques. The result indicated that our method is able to make consistent gain out-of-sample while avoiding large draw-downs and outperformed compared to the existing methods.

内容概要

外国為替証拠金取引は取引の手軽さ，手数料の低さなどの理由で投資家の注目を集め，その市場が拡大しつつある．一般に利益を上げるためには投資する適切なタイミングを測り，為替価格を予測する必要がある．そのためによく使用する方法として知られているのはテクニカル分析である．投資家はテクニカル分析のツールであるテクニカル指標のパラメータを調節したり，指標同士を組み合わせたりし，取引の決定要素として使用している．しかし，為替価格は政治的な影響，金利差，成長率の格差，取引バランスなどの影響を受け，時間と共に複雑な変動をするため困難な問題となっている．

本論文では，遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングによってパラメータの調節や指標の組み合わせを最適化し，高い収益力を持つトレーディングシステムを構築する手法を提案した．提案手法の新規性は以下の通りである．

- 一つ目は，パラメータの最適化を指標ごとに独立に行うことで探索空間を減らし，ロバスト性を向上させること．
- 二つ目は，適切な決済のタイミングを計算することで利益を上げるだけでなく損失を抑えること．
- 三つ目は，逆トレンドデータによって過学習の問題を克服すること．

提案手法の有効性を示すために様々な学習方法を用いた既存の取引手法と比較した．結果として，提案手法はこれらの取引手法と比べ，安定した高い収益力を持ちながら，損失を最小限に抑えられることに成功した．

目次

| | | |
|-------|-----------------------|----|
| 第 1 章 | 序論 | 1 |
| 1.1 | 研究の背景 | 2 |
| 1.2 | 研究の目的 | 2 |
| 1.3 | 本論文の構成 | 2 |
| 第 2 章 | 外国為替市場と市場分析 | 4 |
| 2.1 | 外国為替市場 | 5 |
| 2.1.1 | 外国為替 | 5 |
| 2.1.2 | 外国為替市場 | 5 |
| 2.1.3 | 外国為替証拠金取引の仕組みと特徴 | 5 |
| 2.2 | 為替市場分析 | 6 |
| 2.2.1 | 為替価格変動の仕組み | 6 |
| 2.2.2 | ファンダメンタル分析 | 7 |
| 2.2.3 | テクニカル分析 | 8 |
| 第 3 章 | 関連研究 | 13 |
| 3.1 | 学習方法 | 14 |
| 3.1.1 | ニューラルネットワーク | 14 |
| 3.1.2 | 強化学習 | 14 |
| 3.1.3 | 遺伝的アルゴリズム | 15 |
| 3.1.4 | 遺伝的プログラミング | 17 |
| 3.2 | 関連研究 | 17 |
| 3.2.1 | GA による指標パラメータの最適化 | 17 |
| 3.2.2 | RL による取引 | 18 |
| 3.2.3 | NN による取引 | 20 |
| 3.2.4 | GA による取引ルール最適化 | 20 |
| 3.2.5 | GA および GP による取引ルール最適化 | 23 |
| 3.3 | 既存研究の重要な要素と問題点 | 26 |

| | | |
|--------------|---------------------------|-----------|
| 第 4 章 | 提案手法 | 29 |
| 4.1 | 提案手法の流れ | 30 |
| 4.2 | 評価関数 | 31 |
| 4.3 | 逆トレンドデータの作成 | 32 |
| 4.4 | 指標パラメータの最適化 | 34 |
| 4.4.1 | 遺伝子の構造 | 35 |
| 4.4.2 | 最適化 | 37 |
| 4.4.3 | 最適なパラメータセットの選択 | 38 |
| 4.5 | 取引ルールの探索 | 39 |
| 4.5.1 | 探索 | 40 |
| 4.6 | 決済のタイミングの計算 | 42 |
| 4.7 | 運用方法 | 44 |
| 第 5 章 | 提案手法の検証 | 45 |
| 5.1 | 実験条件 | 46 |
| 5.1.1 | 実験データ | 46 |
| 5.1.2 | 実験パラメータ | 46 |
| 5.1.3 | 学習方法 | 47 |
| 5.2 | 逆トレンドデータ及び決済タイミングの有効性 | 48 |
| 5.2.1 | 利益率 | 48 |
| 5.2.2 | 標準偏差 | 49 |
| 5.2.3 | 最大ドロウダウン | 49 |
| 5.2.4 | 取引回数 | 50 |
| 5.2.5 | 資産運用 | 50 |
| 5.3 | 既存の研究との比較 | 54 |
| 5.3.1 | RL に用いた取引手法 | 54 |
| 5.3.2 | GA を用いた取引手法 | 56 |
| 5.3.3 | GA と GP を並列に用いた取引手法 | 58 |
| 5.4 | 獲得した取引ルール | 62 |
| 第 6 章 | 考察 | 66 |
| 6.1 | 提案手法に対する考察 | 67 |
| 6.2 | RL を用いた取引手法に対する考察 | 69 |
| 6.3 | GA を用いた取引手法に対する考察 | 70 |
| 6.4 | GA と GP を並列に用いた取引手法に対する考察 | 72 |

| | |
|---------------------|----|
| 第7章 総括 | 74 |
| 7.1 まとめ | 75 |
| 7.2 今後の課題 | 76 |
| 参考文献 | 78 |
| 発表文献 | 81 |

図目次

| | | |
|------|------------------------------|----|
| 2.1 | DMI の算出 | 12 |
| 3.1 | ニューラル・ネットワーク | 15 |
| 3.2 | 強化学習 | 15 |
| 3.3 | GA による指標の組み合わせ方法 (Comb tree) | 19 |
| 3.4 | 遺伝子構造 | 20 |
| 3.5 | オシレーター系取引ルールの例 | 24 |
| 3.6 | トレンド系ルール | 24 |
| 3.7 | トレンド系決済の例 | 25 |
| 4.1 | 提案手法の流れ | 30 |
| 4.2 | 評価関数 | 32 |
| 4.3 | 学習データ | 33 |
| 4.4 | 逆トレンドデータ | 33 |
| 4.5 | パラメータ値の違い | 35 |
| 4.6 | GA フローチャート | 37 |
| 4.7 | 交叉及び突然変異 | 38 |
| 4.8 | 評価関数 | 39 |
| 4.9 | 取引ルールの例 | 40 |
| 4.10 | GP 交叉 | 41 |
| 4.11 | GP 突然変異 | 41 |
| 4.12 | 利食いと損切り | 43 |
| 5.1 | Rolling Window Method | 47 |
| 5.2 | 提案手法：利益率 | 48 |
| 5.3 | 提案手法：最大ドローダウン | 50 |
| 5.4 | 提案手法：資産運用結果 (AUD/JPY) | 51 |
| 5.5 | 提案手法：資産運用結果 (EUR/JPY) | 52 |
| 5.6 | 提案手法：資産運用結果 (GBP/JPY) | 52 |
| 5.7 | 提案手法：資産運用結果 (USD/JPY) | 53 |

| | |
|---|----|
| 5.8 比較 (RL): 利益率 | 54 |
| 5.9 比較 (RL): 最大ドローダウン | 55 |
| 5.10 比較 (GA): 利益率 | 56 |
| 5.11 比較 (GA): 最大ドローダウン | 57 |
| 5.12 比較 (GA): 資産運用結果 (AUD/JPY) | 58 |
| 5.13 比較 (GA): 資産運用結果 (EUR/JPY) | 59 |
| 5.14 比較 (GA): 資産運用結果 (GBP/JPY) | 59 |
| 5.15 比較 (GA): 資産運用結果 (USD/JPY) | 60 |
| 5.16 比較 (GA*GP): 利益率 | 61 |
| 5.17 比較 (GA*GP): 最大ドローダウン | 61 |
| 5.18 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (AUD/JPY) | 63 |
| 5.19 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (EUR/JPY) | 63 |
| 5.20 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (GBP/JPY) | 64 |
| 5.21 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (USD/JPY) | 64 |
| 5.22 獲得した取引ルール | 65 |
| 6.1 AUD/JPY における 24 個データのボラティリティ | 71 |
| 6.2 AUD/JPY における 24 個データのボラティリティ (拡大) | 72 |

表目次

| | | |
|-----|--|----|
| 3.1 | GA による <i>MACD</i> パラメータの最適化 | 17 |
| 3.2 | RL と GA の 1 時間足データに対する実験結果 | 19 |
| 3.3 | GA と NN の 1 時間足データに対する実験結果 | 23 |
| 3.4 | GA の 10 分足データに対する実験結果 | 26 |
| 3.5 | GA&GP の 10 分足データに対する実験結果 | 26 |
| | | |
| 5.1 | 各通貨におけるスプレッド及び初期保有金額 | 47 |
| 5.2 | 遺伝的アルゴリズムのパラメータ | 47 |
| 5.3 | 遺伝的プログラミングのパラメータ | 47 |
| 5.4 | 提案手法の平均結果 | 51 |
| 5.5 | RL を用いた手法との比較 | 55 |
| 5.6 | GA を用いた手法との比較 | 57 |
| 5.7 | GA と GP を並列に用いる手法との比較 | 62 |
| 5.8 | 取引ルールのパラメータ | 65 |
| 5.9 | 取引の結果 | 65 |

第1章

序論

1.1 研究の背景

外国為替取引 (FX) 市場は、世界で最も大きく流動性の高い金融市場である。日本では1998年に外国為替及び外国貿易法が改定されて、急速に普及し、市場が拡大しつつある。インターネットの普及によりFX事業者はリアルタイム為替価格、トレードボリュームなど様々な情報を提供するようになったこと、また、いつでも、だれでも、どこでも取引可能であることが人気の理由である。

FXトレーダーにとって、重要な問題は、為替価格を予測し、適切な取引タイミングを見つけることである。そのために使用されている一つのアプローチはテクニカル分析である。テクニカル分析では為替価格の振る舞い、変動のパターンを市場自体から抽出するテクニカル指標と呼ばれるものがあり、取引の判断要素として使われている。テクニカル指標のパラメータの調節により、ある期間における為替価格変動に適した情報を取り出すことができることが知られている。また、いくつかの指標を組み合わせることでその信頼性を高めることができると一般に考えられている。

しかし、為替価格を決定する要因は非常に多いため、時間とともに価格が複雑に変動する。それに伴って刻々と変化するパラメータ値を計算することやその期間に適した指標の組み合わせることはトレーダーにとって難しい問題である。これらを高速に最適化し、信頼性及び収益性を上げながら損失を抑えることができるトレーディングシステムが必要となっている。

1.2 研究の目的

本論文では遺伝的アルゴリズムを用いてテクニカル指標のパラメータを最適化し、遺伝的プログラミング (GP) を用いて木構造の取引ルールを見つけるハイブリッドトレーディングシステムを構築する手法を提案する。以下、この分野における研究に要求される条件を列挙する。

- 収益力：トレーディングシステムを評価するにあたり、最終利益が高いことが重要である。
- 安定性：取引のよって損失を抑えられることが重要である。
- リアルタイム性：既存研究と比較的短い間隔のデータで扱うことでリアルタイム性を上げる必要がある。
- ロバスト性：トレーディングシステムの構築における学習方法が直面する過学習を克服し、なるべく資産を減らさない必要がある。

本研究では、以上の要件を満たし、なおかつ既存の研究より優れたトレーディングシステムの構築を目指す。

1.3 本論文の構成

本論文は全7章で構成されており、各章の内容は以下の通りである。

第 1 章

本章である．研究の背景を述べ，目的を明らかにする．

第 2 章

投資対象とする外国為替市場並びに外国為替取引（FX）の仕組みについて説明する．また，本研究で用いる市場分析指標に関してそれぞれ述べる．

第 3 章

外国為替取引におけるトレーディングシステムを構築するために使われる学習方法について述べる．また，具体的な研究事例を紹介し，これらの手法の利点，課題を整理することによって，本研究の取り組みを明らかにする．

第 4 章

遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングのハイブリッド進化計算手法に関する説明を行う．既存研究の調査によって得られた利点を活かしながら，課題となっていた問題を解決する方法，工夫点に関して述べる．

第 5 章

提案手法の有効性を示すために，実際のデータを用いた評価実験を行う．本研究で新しく提案した各方法に関して実験，考察を行う．また，提案手法を遺伝的アルゴリズム，遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミング，強化学習を用いた 3 つの既存研究と比較し，考察を行う．

第 6 章

評価実験全体の考察を行い，提案手法によりうまくいった点，うまくいかなかった点の整理を行い，課題を抽出する．

第 7 章

まとめを行い，本研究から得られた知見について述べる．そして，今後の課題を記す．

第2章

外国為替市場と市場分析

2.1 外国為替市場

2.1.1 外国為替

円，ドル，ポンド，ユーロなど世界中の通貨は日々交換されている．外国為替とは、2つの異なる通貨を互いに交換することである．これら通貨の交換取引を行うことを外国為替取引という．通貨を交換するときの交換比率を「為替レート」という．為替レートは国の経済力，金利，政治的要因，貿易収支など，その国の需要と供給のバランスでつねに変動し，2国間の比率で決定される．国の経済が成長し，産業の発展性が見通しが高く，外国からも人気の通貨は需要が高まり，通貨価値が上がる．逆に経済成長の発展の見通しが低く，魅力の乏しい通貨は需要が低くなり，通貨価値は下がる．また，外為法の改正により個人での外国為替取引が解禁になったため，政府要人の発言や経済指標の発表など，国の機関や経済力だけが通貨レートに影響及ぼすのではなく，外国為替取引を行う個人投資家も為替レートの変動に影響を及ぼす一因になっている．

2.1.2 外国為替市場

外国為替市場は、銀行間市場（インターバンク）と対顧客市場の二つに分かれる．銀行間市場（インターバンク）とは，日本銀行，銀行，一部証券会社，為替ブローカー，電子ブローキングなどの金融機関同士が取引をおこなっている市場を意味する．一方，対顧客市場とは，事業法人，機関投資家，ヘッジファンドなどが銀行との間で外国為替取引をする市場を意味し，外国為替を取扱う会社も対顧客市場に含まれる．外国為替市場は，東京市場やニューヨーク，ロンドンなど世界各地にあり，土日と海外の祝日を除いて，24時間毎日取引される．時差の関係でまずはニュージーランドのウェリントン市場が開き，続いてオーストラリアのシドニー市場，そしてアジア市場では東京，香港，シンガポール，欧州市場ではフランクフルト，パリ，ロンドンと次々と市場が開き北米市場のトロント，ニューヨークが最後に開く．ニューヨーク市場が終わる（ニューヨーククローズ）ことによってその日の外国為替市場が終わりとなる．

2.1.3 外国為替証拠金取引の仕組と特徴

FXは，インターバンク市場で行われている取引単位100万ドルの外国為替取引を，一般の投資家にも参加しやすいように取引単位1万ドルへ小口化し，それを10万円程度の担保資金で行えるようにしたものである．FXでは通貨交換の最小通貨数を1000とし，担保資金の10倍以上もの運用ができることが特徴である．FXが人気を持っている要因のひとつは手数料が発生しないことである．その代わりにスプレッドというものが存在する．スプレッドというのは，通貨間の買値と売値の差のことである．FXの会社のサイトで「USD/JPY（米ドル/日本円）:売値120.15，買値120.20」といった表示がされているが，これは投資家から見て，買うときは120円20銭だが，売るときは120円15銭であるということを示している．この5銭の差がスプレッドと呼ばれているものである．通貨の流動性が高ければ，スプレッドは小さいということが一般的に言われてい

る。スプレッドはFX会社がある程度自由に設定している。これらのFX会社はこのスプレッドから利益を得ている。実質的にFX投資家にとって手数料はこのスプレッドである。

FXの取引は注文とそれと逆の注文である決済のセットで一回となる。FX取引で利益を上げるためには、その商品が安い時に買い、高い時に売る必要がある。以下、スプレッド0.05円のユーロの例で2種類の利益を上げる仕組みを説明する。

- 買い注文と売りの決済

例えば、1ユーロの価格が112円の時に1万ユーロを買って、1ユーロが114円になったときに売ったとすれば、 $(114 - 112 - 0.05) \times 10000 = 19500$ 円の利益を得ることができる。利益を得ることを利食いという。しかし、ユーロの価格が下落してしまい、1ユーロが111円の時に売ったとしたら、 $(111 - 112 - 0.05) \times 10000 = -10500$ 円となり、10500円の損失を被る。損失が出ることを損切りという。一般に買いの注文をするときに商品（その通貨）の価格が上昇することを正しく予測する必要がある。

- 売り注文と買いの決済

為替価格が下落することを予想し、1ユーロの価格が112円の時に1万ユーロを売り、1ユーロが110円になったときに買ったとすれば、 $(112 - 110 - 0.05) \times 10000 = 19500$ 円の利益を得ることができる。しかし、ユーロの価格が上昇してしまい、1ユーロが113円の時に売ったとしたら、 $(112 - 113 - 0.05) \times 10000 = -10500$ 円となり、10500円の損失を被る。その通貨の価格が上昇することを正しく予測できたら売り注文をする方がよい。

注文の時に為替価格の予想をする必要があるがもう一つ大事なことは決済をいつ行うかということである。決済するタイミングによって、注文と決済の時の価格差が異なる。利益を得る場合は価格差をできるだけ広く、損失が出る場合は価格差をできるだけ小さくするように決済する必要がある。

FX取引のもう一つの大きな特徴は少ない資金で大きな金額を運用できることである。これをレバレッジと呼ぶ。レバレッジは取引金額と証拠金の割合を表すものでFX会社によって1から200倍もかけることができる。利益を上げる仕組みを説明したときのレバレッジは実質的には1倍であった。もし、レバレッジが10倍とすると、買い注文と売り決済の場合の利益はの例は $(114 - 112 - 0.05) \times 10000 \times 10 = 195000$ 円となり、損失の例は $(111 - 112 - 0.05) \times 10000 \times 10 = -105000$ 円となる。レバレッジはハイリスク・ハイリターンな取引方法である。

2.2 為替市場分析

2.2.1 為替価格変動の仕組み

FXで利益を上げるためには、外国為替の変動を先読みする必要がある。外国為替の変動は要因を基本的に需要関係、ファンダメンタルズ、テクニカル要因、その他の要因に分けて [31] 説明

する。

- 需要関係

需給関係というのは、国同士で行われる需給、つまり「買うこと」と「売ること」のバランス（輸入/輸出のバランス）を指す。例えば、トヨタ、ソニーなどの企業が外国に製品をたくさん売ると、自然に円高になっていく。その理由は、貿易における代金の支払いは、基本的にドルで行われているためトヨタがアメリカに自動車を売るときには、アメリカからドルでその代金を受け取る、そしてトヨタが社員に給料を支払うためには、このドルを一旦日本円に換えなくてはなるからである。このとき、「大量のドルが売られ、日本円が買われる」という動きが起こる。すると、結果的に、大量に買われた日本円の価値があがり、円高が起こる。

- ファンダメンタルズ

ファンダメンタルズというのは、各国の経済安定のための諸条件のことである。例えば、国内総生産（GDP）、消費者物価指標（CPI）、卸売物価指標（PPI）、景気動向指数、有効求人倍率、機械受注統計、国際収支などがある。他に、世界中のあらゆる政治・経済に関するニュースに連動して為替価格変動が起こる。

- テクニカル要因

外国為替を動かしている巨額の外貨を運用しているプロのディーラー、投資家たちが、過去の相場の動きからチャートの流れを分析し、次に「上がるか、下がるか」を予測して大きく外貨を取引することがある。たとえばディーラーたちが「1ドル = 100円を割ることはないだろう」という予測の元に相場変動を判断して外貨を動かすとき、それはチャートの動き自体が相場を動かすことになる。

- その他の要因

以上で説明した為替変動の要因は比較的緩やかなものであるが、それ以外に突発的な要因で大きく為替が動く場合が存在する。たとえば戦争やテロである。2001年9月11日アメリカ同時多発テロ事件のとき、十日間に1ドルが5円以上の円高が起こったことがこの一つの例である。

これらの要因を用いて投資家は為替価格変動を分析するが、一般に用いられる分析方法はファンダメンタル分析とテクニカル分析の2種類に分けられる [2]。

2.2.2 ファンダメンタル分析

企業のファンダメンタル分析とは、テクニカル要因以外の要因を総合的に扱う分析方法である。ファンダメンタル分析は経済、金利、製品、賃金、企業経営の全般的な状況に着目する。ファンダメンタル分析は為替価格変動の予測に重要な役割を持っているが、トレーディングシステムに応用するのは難しい。

2.2.3 テクニカル分析

テクニカル分析では為替価格の振る舞い，変動パターンを市場自体から抽出し，分析する方法である．抽出する方法をテクニカル指標と呼び，取引の判断要素として使われている．数多くのテクニカル指標が提案されているが，それぞれ一長一短があるため，互いの短所を長所で補うように組み合わせて用いられることが望ましい．さらに，市場の動向によって有効な指標とそうでない指標があり，適切に使い分けることが必要である [3]，[4]．

一般に，テクニカル指標は，トレンド系とオシレーター系に分けられる．トレンド系とは，為替価格が上昇または下降傾向にあるのかという相場の方向性を見る指標であり，出されるシグナルには，今後も同じ方向に推移するという意味合いがある．一方，オシレーター系とは，売られ過ぎまたは買われ過ぎを見る指標であり，市場が過熱しすぎているため，そろそろ逆の方向に推移すると思われるタイミングをはかる指標といえる．ここで，代表的なテクニカル指標を紹介する．テクニカル指標は一般にある時刻 t における為替価格の終値 $Close(t)$ 、高値 $High(t)$ 、安値 $Low(t)$ によって算出されるものが多い．また，為替価格変動をどれぐらいの時間の間隔で区切ったかを表すのが足幅 (frequency) である．本研究では 10 分の間隔のデータ，つまり 10 分足データを用いる．以下で，各テクニカル指標に関する記述を行う．

Moving average(MA)

MA は移動平均という意味で過去の一定期間の平均値を求め，現在の値と比較する指標である．この期間 n は MA の一つのパラメータである．

$$MA_{Close,n}(t) = \frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} Close(t - \tau) \quad (2.1)$$

移動平均はそのまま現在の価格と比較することがあるが短い期間 $short$ ，長い期間 $long$ の二本線及び非負の値である修正バンド x を用いて買いと売りの信号 $MABuy$ ， $MASell$ を計算することが多い．

$$\begin{aligned} MABuy(t) &= 1 \text{ if } (MA_{Close,short}(t) - MA_{Close,long}(t) > x) \\ &\text{and } (MA_{Close,short}(t-1) - MA_{Close,long}(t-1) < x) \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} MASell(t) &= 1 \text{ if } (MA_{Close,long}(t) - MA_{Close,short}(t) > x) \\ &\text{and } (MA_{Close,long}(t-1) - MA_{Close,short}(t-1) < x) \end{aligned} \quad (2.3)$$

この方法をダブルクロスオーバー法と呼び，短期が長期を上抜く交点をゴールドデックロス，短期が長期を下抜く交点をデッドクロスと呼ぶ．MA に使われる一般のパラメータ設定は $short = 9$ ， $long = 40$ ， $x = 0.0$ である．移動平均には他に指数加重移動平均 (Exponentially Weighted Moving Average; EMA) がある．

$$EMA_{Close,n}(t) = \alpha * C(t) + (1 - \alpha) * EMA_{Close,n}(t-1) \quad (2.4)$$

ここで,

$$\alpha = 2/(1+n), \quad EMA_{C,n}(1) = C(1) \quad (2.5)$$

である.

Moving average convergence/divergence (MACD)

MACD は移動平均収束拡散と呼ばれるものでオシレーター系の指標である. MACD の計算は次の式で算出される.

$$MACD(t) = EMA_{Close,short}(t) - EMA_{Close,long}(t) \quad (2.6)$$

$$Signal(t) = EMA_{MACD,period}(t) \quad (2.7)$$

また, 買いと売りの信号は次の式で表される.

$$\begin{aligned} MACDBuy &= 1 \text{ if } (MACD(t-1) - Signal(t-1) < x) \\ &\quad \text{and } (MACD(t) - Signal(t) > x) \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} MACDSell &= 1 \text{ if } (MACD(t-1) - Signal(t-1) > x) \\ &\quad \text{and } (MACD(t) - Signal(t) < x) \end{aligned} \quad (2.9)$$

一般に MACD のパラメータは $(short, long, period, x) = (12, 26, 9, 0.0)$ である.

Relative Strength Index(RSI)

相対力指数 RSI はオシレーター系の指数で過剰の買い, 過剰の売りを検出するものである. RSI はトレーダーに最も有名で強力な指標と言われている.

$$Gain(t) = \max(Close(t) - Close(t-1), 0) \quad (2.10)$$

$$Loss(t) = \max(Close(t-1) - Close(t), 0) \quad (2.11)$$

$$U(t) = MA_{Gain,n}(t) \quad (2.12)$$

$$D(t) = MA_{Loss,n}(t) \quad (2.13)$$

$$RSI(t) = \frac{U(t)}{U(t) + D(t)} \times 100 \quad (2.14)$$

一般に RSI が 70 以上であれば, 買われすぎ水準, RSI が 30 以下の場合売りすぎ水準と言われている. しかし, 為替価格変動の動向によって適した閾値を求める必要がある.

$$RSIBuy(t) = 1 \text{ if } (RSI(t-1) < 30) \text{ and } (RSI(t) > 30) \quad (2.15)$$

$$RSISell(t) = 1 \text{ if } (RSI(t-1) > 70) \text{ and } (RSI(t) < 70) \quad (2.16)$$

Bollinger Bands (BB)

ボリンジャーバンド BB の背後にある理論は次のとおりである．為替価格の動きを正規分布を前提とし，線形自己回帰移動平均モデルと同じ考え方に基づいている．ただし，現実としては，平均からの誤差は正規分布から大きく離れた分布となる．そのため，あくまでも，ボラティリティを測る尺度として，誤差の二乗平均平方根が使われている．

$$StDev_n(t) = \sqrt{\frac{\sum_{\tau=0}^{n-1} (Close(n-\tau) - MA_{Close,n}(t-\tau))^2}{n}} \quad (2.17)$$

$$UpperBand(t) = MA_{Close,n}(t) + 3 * StDev_n(t) \quad (2.18)$$

$$LowerBand(t) = MA_{Close,n}(t) - 3 * StDev_n(t) \quad (2.19)$$

$$BBBuy(t) = 1 \text{ if } (Close(t-1) - LowerBand(t-1) < x) \\ \text{and } (Close(t) - LowerBand(t) > x) \quad (2.20)$$

$$BBSell(t) = 1 \text{ if } (Close(t-1) - UpperBand(t-1) > x) \\ \text{and } (Close(t) - UpperBand(t) < x) \quad (2.21)$$

Commodity Channel Index (CCI)

商品チャンネル指数 CCI は移動平均からの乖離を平均偏差で割った物で，移動平均乖離率を改良したオシレーター系のテクニカル指標である．絶対値の2乗を使う標準偏差ではなく，絶対値の1乗である平均偏差を使うことにより，分母である偏差は外れ値の影響を受けにくくなり，逆に CCI は外れ値をより明確に示すようになる．

$$TypicalPrice(t) = \frac{Close(t) + High(t) + Low(t)}{3} \quad (2.22)$$

$$SMATP(t) = MA_{TypicalPrice,n}(t) \quad (2.23)$$

$$MeanDeviation(t) = MA_{abs(SMATP - TypicalPrice),n}(t) \quad (2.24)$$

$$CCI(t) = \frac{TypicalPrice(t) - SMATP(t)}{0.015 * MeanDeviation(t)} \quad (2.25)$$

$$CCIBuy(t) = 1 \text{ if } (CCI(t-1) < 100) \text{ and } (CCI(t) > 100) \quad (2.26)$$

$$CCISELL(t) = 1 \text{ if } (CCI(t-1) > -100) \text{ and } (CCI(t) < -100) \quad (2.27)$$

Momentum Oscillator (MO)

運動量オシレーター MO は実際の物価水準とは対照的に価格変動の速度を測定する指標である．

$$MO(t) = Close(t) - Close(t-n) \quad (2.28)$$

$$MOBuy(t) = 1 \text{ if } (MO(t-1) < x) \text{ and } (MO(t) > x) \quad (2.29)$$

$$MOSell(t) = 1 \text{ if } (MO(t-1) > x) \text{ and } (MO(t) < x) \quad (2.30)$$

一般のパラメータ設定は $n = 10$, $x = 0.0$ である．

Price Oscillator (PO)

価格オシレーター PO は短期移動平均と長期移動平均との差を分析して売買に利用する指標である。

$$PO(t) = \frac{EMA_{Close,short}(t) - EMA_{Close,long}(t)}{EMA_{Close,long}(t)} \quad (2.31)$$

$$POBuy(t) = 1 \text{ if } (PO(t-1) < 0) \text{ and } (PO(t) > 0) \quad (2.32)$$

$$POSell(t) = 1 \text{ if } (PO(t-1) > 0) \text{ and } (PO(t) < 0) \quad (2.33)$$

Larry Williams (LW)

ラリー・ウィリアムズ指標 LW は買われすぎ、売られすぎ市場を識別するために使われるものである。

$$L_n(t) = \min(Low(t), Low(t-1), \dots, Low(t-(n-1))) \quad (2.34)$$

$$H_n(t) = \max(High(t), High(t-1), \dots, High(t-(n-1))) \quad (2.35)$$

$$LW_n(t) = -100 \times \frac{H_n(t) - Close(t)}{H_n(t) - L_n(t)} \quad (2.36)$$

$$LWBuy(t) = 1 \text{ if } (LW(t-1) < -80.0) \text{ and } (LW(t) > -80.0) \quad (2.37)$$

$$LWSell(t) = 1 \text{ if } (LW(t-1) > -20.0) \text{ and } (LW(t) < -20.0) \quad (2.38)$$

Slow Stochastic (SS)

スローストキャスティクス SS は観察的に価格が上昇していくと、終値は、為替価格の範囲の上限に近い傾向があることに基づいている。また、その逆の傾向は終値が為替価格の範囲の下限近くになるときである。SS はオシレーター系指標であり、トレンドのない持ち合い相場には威力を発揮する。一方で、トレンド発生時には値が張り付いてしまい、有効的でないという短所も併せ持つ。SS の信号は %K 線と %D 線によって算出される。

$$L_n(t) = \min(Low(t), Low(t-1), \dots, Low(t-(n-1))) \quad (2.39)$$

$$H_n(t) = \max(High(t), High(t-1), \dots, High(t-(n-1))) \quad (2.40)$$

$$K_n(t) = 100 \times \frac{C_n(t) - L_n(t)}{H_n(t) - L_n(t)} \quad (2.41)$$

$$\%D(t) = MA_{K_n,3}(t) \quad (2.42)$$

$$\%Dslow(t) = MA_{\%D,3}(t) \quad (2.43)$$

$$SSBuy = 1 \text{ if } (\%D(t) < 20) \text{ and } (\%Dslow(t) < 20) \text{ and } (\%D(t-1) < \%Dslow(t-1)) \text{ and } (\%D(t) > \%Dslow(t)) \quad (2.44)$$

$$SSSell = 1 \text{ if } (\%D(t) > 80) \text{ and } (\%Dslow(t) > 80) \text{ and } (\%D(t-1) > \%Dslow(t-1)) \text{ and } (\%D(t) < \%Dslow(t)) \quad (2.45)$$

Directional Movement Index(DMI)

DMI は高値や安値を用いて，相場の方向性及びその強さを計るトレンド系の指標である．構成としては， PDI ， MDI ， ADX ， $ADX R$ からなる．図 2.1 に示される PDM ， MDM の導出をもとに，各指標が以下の式に従い算出される．

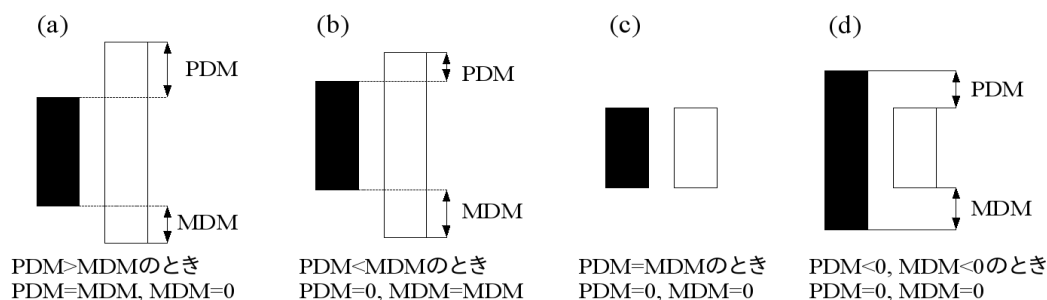


図 2.1: DMI の算出

$$PDI = \frac{\sum_{i=0}^N PDM}{\sum_{i=0}^N TR} \times 100 \quad (2.46)$$

$$MDI = \frac{\sum_{i=0}^N MDM}{\sum_{i=0}^N TR} \times 100 \quad (2.47)$$

$$TR = \max(High(t) - Low(t), High(t) - Close(t-1), Close(t-1) - Low(t)) \quad (2.48)$$

$$ADX = \sum_{i=0}^{N'} \frac{|PDI - MDI|}{PDI + MDI} \quad (2.49)$$

$$ADX R = \sum_{i=0}^{N''} ADX \quad (2.50)$$

ここで， PDI ， MDI はそれぞれ上げ基調，下げ基調の強さを表し， ADX は，トレンドの強さを， $ADX R$ はより長い期間でトレンドを捉えるためのものである．トレンドの発生は ADX の値で計れ，およそ 25 以上で上昇傾向にあるときにトレンドが発生している．また， ADX が下降し始めた場合，それはトレンドの終わりを意味している．よって， DMI による売買シグナルは， ADX と $ADX R$ のゴールデンクロス時に， $MDI < PDI$ ならば買い， $PDI < MDI$ ならば売りとなる．

Volatility

ボラティリティは為替価格の過去の n 期間における標準偏差のことである．一般にボラティリティが高いほど為替価格変動が強く決済幅が広くなると言われている．

$$Volatility_n(t) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} (Close(t-\tau) - MA_{close,n}(t))^2} \quad (2.51)$$

第3章

関連研究

本章では、外国為替取引におけるトレーディングシステムを構築するために使われる様々な方法について詳しく述べる。次にこれらを用いた具体的な研究を紹介し、これらの方法が果たす利点、課題を整理することによって、本研究の取り組みを明らかにする。

3.1 学習方法

為替価格の予測、取引する最適なタイミングを計算することは難しいため過去の時系列データを扱う手法が有効となり様々な学習方法でトレーディングシステムが構築されている。以下に、これらの学習方法を挙げる。

- ニューラルネットワーク
- 強化学習
- 遺伝的アルゴリズム
- 遺伝的プログラミング

3.1.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク (NN) は、人間の脳の神経細胞をプログラム上でモデル化した手法である [10]。具体的には、他の計算手法のように 1 つずつ順番に処理するのではなく、人間のように多数の神経細胞の集団を組織する。そのため、入力された情報を分散化して記憶し、複数の情報を並列処理する。また、ニューラルネットワークは、学習することにより、様々な環境に適応していく。ニューラル・ネットワークの例を図 3.1 に示す。学習とは、結合荷重を環境に応じて変化させることである。その学習方法には、教師あり学習と教師なし学習がある。

教師あり学習とは、ニューラルネットワークからの出力と理想的な出力 (教師信号) を比較することによってその差をできるだけ小さくするよう結合荷重の値を変更する学習手法である。教師あり学習は、正しい出力だけでなく、間違った出力を教師データとして与えることができるため、パターン認識などによく利用されている。

教師なし学習とは、外部から与えられる教師信号がなく、入力と出力の値のみで結合荷重の値を変更する学習手法である。教師なし学習は、間違ったデータを必要としない組み合わせ最適化問題などに利用されている。

3.1.2 強化学習

強化学習 (RL) とは、与えられた目標を達成するための方法を試行錯誤に基づく相互作用から学習するテクニックである [9]。学習者をエージェントと呼び、相互作用する対象を環境と呼ぶ。学習の流れはエージェントがある時刻において、環境状態、観測入力を受け、意思決定の後、行動を出力する。エージェントはその行動の結果として報酬、環境状態、観測入力を受け取り、新たな意思決定を行う。この一回の流れをに図 3.2 に示す。エージェントはこの過程を繰り返す。

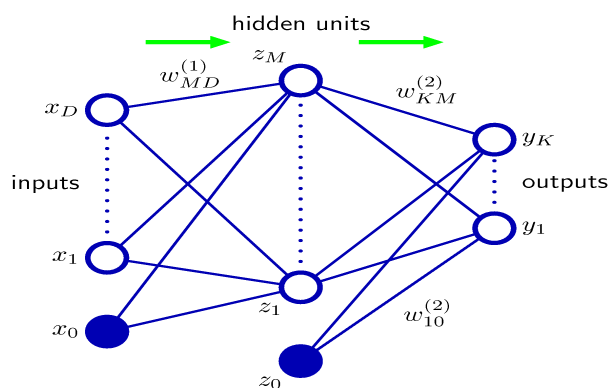


図 3.1: ニューラル・ネットワーク

がら目標を達成するための行動を学習する．ただし，エージェントの目的は報酬によって表現される．強化学習の特徴は未知の学習領域を開拓していく行動と、既知の学習領域を利用していく行動をバランス良く選択することである．

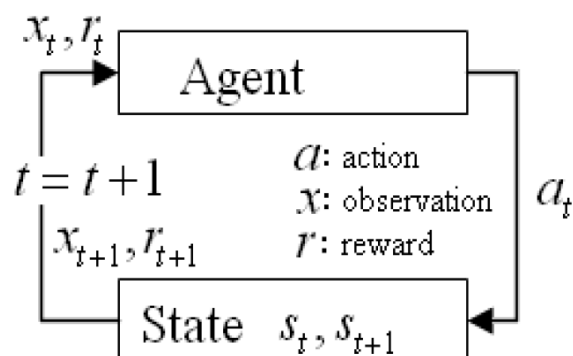


図 3.2: 強化学習

3.1.3 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (GA) は, Holland [1] によって提案された近似解を探索するものである．遺伝的アルゴリズムは解の候補を遺伝子で表現した個体を複数用意し, 適応度の高い個体を優先的に選択して交叉, 突然変異などの操作を繰り返しながら解を探索する．適応度は適応度関数によって与えられる．遺伝的アルゴリズムは一般に以下の流れである．

- 初期世代の生成
解となる個体を N 個ランダムに生成し, 初期世代とする．
- 適用度の計算
評価関数により, 現世代の各個体の適応度をそれぞれ計算する．適合度が高い個体ほど優秀

な解である．

- 選択

次世代に遺伝子を繁殖させる個体を選択する．選択は，適合度の高い個体が生き残る適者生存の考えに基づく．選択には様々な方法が存在する．

- ルーレット選択

ルーレット選択は個体 i を選ぶ確率を p_i ，適用度を f_i と置いたとき，

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{k=1}^N f_k} \quad (3.1)$$

とする選択方式である．

- エリート選択

最優秀個体の遺伝子を次世代にそのまま残す．

- トーナメント選択

トーナメントサイズを n としたとき，集団から n 個体をランダムに選択し，最も適合度の高い個体の遺伝子を次世代に繁殖させる．

- 交叉

個体の遺伝子は一般に配列で表されるもので，交叉はその一部を入れ換える操作である．交叉はその性質上，最も重要な遺伝的操作とすることができる．交叉にはいくつかの方法がある．

- 一点交叉

遺伝子が交叉する場所である交叉点をランダムで一つ選び，その場所より後ろを入れ換える方式である．

- 二点交叉

交叉点をランダムに二つ選び，二つの交叉点に挟まれている部分を入れ換える方式である．

- 一様交叉

各要素ごと独立にある確率で入れ換える交叉である．

- 突然変異

個体の遺伝子の一部を変化させる操作である，局所的な最適解に陥ることを防ぐ効果がある．

遺伝的アルゴリズムを用いる利点として，以下の特長が挙げられる．

- 評価関数の可微分性や単峰性などの知識がない場合でも適用可能．
- 絶対的な解がわからない問題に対して有効．
- 探索空間がわからない場合に膨大な探索空間からでも，限られた時間でもっともらしい解が得られる．

3.1.4 遺伝的プログラミング

遺伝的プログラミングは Koza [20] によって提案された．他の進化的アルゴリズムの主要な方法論が同時期に提案され独立して研究が進められていたのに対し，遺伝的プログラミングは最初から遺伝的アルゴリズムの拡張として提案されている．遺伝的アルゴリズムにおける遺伝子型の表現が主に配列であるのに対し，遺伝的プログラミングでは木構造を用いる．そのため，遺伝的アルゴリズムでは表現できなかった数式やプログラムのコードなど、構造を持ったデータを表現することができる．これは遺伝的アルゴリズムとの大きな違いである．また，交叉は主に部分木の取り換えで行われる．

3.2 関連研究

3.2.1 GA による指標パラメータの最適化

Fernandez らは第2章で述べたテクニカル指標 $MACD$ の算出に用いる期間を最適化する研究を報告している [14]．遺伝的アルゴリズムによるこの手法の最適化対象パラメータは、「短期指数平滑平均線の算出期間」、「長期指数平滑平均線の算出期間」、「 $Signal$ の算出期間」である．なお，適合度として期間中に最も上がった利益を用いており，修正バンド x を 0.0 に設定している．実験データには 2000/01/01-2005/12/31 のダウ平均の日足を用いている．学習期間を 2000/01/01-2000/12/31 とし，その後をテスト期間としている．表 3.1 に実験結果を表す．これらは，成績の良かった上位 10 個体である．比較として Buy-Hold した場合の結果も載せてある． $MACD$ のパラメータとして，(12, 26, 9) がよく用いられているが，実験結果から，必ずしも一般的なものが良い成績を残すとは限らないことがいえる．なお，実験は 15 回行われ，いずれも同じような結果が得られたとされている．この研究では評価関数として純利益 $Profit$ を採用している．ここで i 番

表 3.1: GA による $MACD$ パラメータの最適化

| EMA_{short} | EMA_{long} | $MACD_{signal}$ | %Profit $MACD$ | %Buy-Hold |
|---------------|--------------|-----------------|----------------|-----------|
| 10 | 47 | 5 | 91.36 | 68.69 |
| 24 | 32 | 19 | 90.26 | 56.25 |
| 21 | 28 | 11 | 87.16 | 15.39 |
| 17 | 43 | 8 | 80.42 | 81.19 |
| 22 | 46 | 14 | 74.94 | -0.23 |
| 17 | 47 | 4 | 73.09 | 88.70 |
| 7 | 22 | 6 | 71.27 | 47.29 |
| 21 | 29 | 13 | 71.16 | 9.70 |
| 22 | 33 | 12 | 70.97 | 80.28 |
| 21 | 35 | 15 | 70.70 | 49.17 |

目の取引後の保有金額を $holding(i)$, 全取引数を N と置くと $Profit$ は次の式で表される .

$$Profit = holding(N) - holding(0) \quad (3.2)$$

他に Lin ら [16] は評価関数に *Sharpe ratio* [5] を使用している .

$$AverageProfit = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (holding(i) - holding(i-1)) \quad (3.3)$$

$$ProfitStdev = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (holding(i) - holding(i-1) - AverageProfit)^2} \quad (3.4)$$

$$Sharpe\ ratio = AverageProfit / ProfitStdev \quad (3.5)$$

Lin らの手法では最適なパラメータの範囲などを探索しており , 非常に興味深い , 閾値などの詳細はなく , 取引ではなくアプリケーションに留まっている .

3.2.2 RL による取引

Demster らは RL によって取引ルールを学習する方法を提案している [23] . 学習方法として RL の一種である Q 学習 [7,8] を用いている . Q 学習は , 次の式で表される Q 値を再帰的に更新する方法である .

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_{t_c}, a_{t_c}) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_{t_c}, a_{t_c})] \quad (3.6)$$

ここで , t は時刻 , s_t は時刻 t における環境状態である . 環境状態 $S = \{0, 1\}^{16}$ は , 時刻 t における 8 つの指標の買いと売りの信号 (合計 16 個) の状態のセットで決まる . a はエージェントの行動で , 通貨を買う , 売るという 2 つどれかである . 報酬 r_{t+1} は時刻 $t+1$ と時刻 t における為替価格の差 $Close(t+1) - Close(t)$ である . また , α は学習率で実行回数 E を用いて次の式で算出される .

$$\alpha = \frac{0.15}{1 + E/10} \quad (3.7)$$

最後に , γ は割引率で 0.9999 に設定されている .

比較対象として Markov Chain Linear Programming approach , Simple Heuristic 手法と複数の指標を AND , OR 演算子で組み合わせて取引ルールを作る GA による方法 [21,22] と比較している . この GA による方法では最大深さ 10 の櫛型 (comb tree) の木構造を用いている . 買いと売りのルールは指標シグナルの値 , この指標シグナルを使うかどうか , 次の指標シグナルとはどのような論理演算子でつながるかというもので構成される (図 3.3) . 実験は 1994 年 1 月から 1998 年 1 月まで GBP/USD の一時間足データを用いて , スプレッドを変えながら行った . その結果を表 3.2 に示す . 結果としては , RL, GA, LP, Heuristic の方法では手数料が全くない場合は利益を得られること , 手数料が増えると利益を得ることが難しいとされている . この研究では評価関数

表 3.2: RL と GA の 1 時間足データに対する実験結果

| spread | 0.00 | 0.01 | 0.04 | 0.08 | 0.10 |
|-----------|------|------|-------|-------|-------|
| RL | 93.8 | 16.3 | -1.55 | 1.64 | 1.45 |
| GA | 94.5 | 21.6 | 1.67 | 1.17 | 1.71 |
| LP | 96.8 | 15.9 | -1.76 | 0.53 | 0.43 |
| Heuristic | 96.3 | 8.56 | -5.03 | -4.89 | -5.63 |

に *Stirling ratio* [6] を用いているが, 過学習による損失について報告されている. *Stirling ratio* は最大損失 *MaxDrawDown* を考慮したもので以下の式で表される.

$$MaxDrawDown = \max \{holding(i) - holding(j)\} \text{ where } 0 \leq i < j \leq N \quad (3.8)$$

$$Stirling \text{ ratio} = Profit / MaxDrawDown \quad (3.9)$$

他に, Aranha らの研究 [19] では評価関数として *Profit factor* を用いており, よい評価関数であることを示している.

$$Profit \text{ factor} = \frac{\sum_{i=1}^N \max \{holding(i) - holding(i-1), 0\}}{\sum_{i=1}^N \max \{holding(i-1) - holding(i), 0\}} \times 100 \quad (3.10)$$

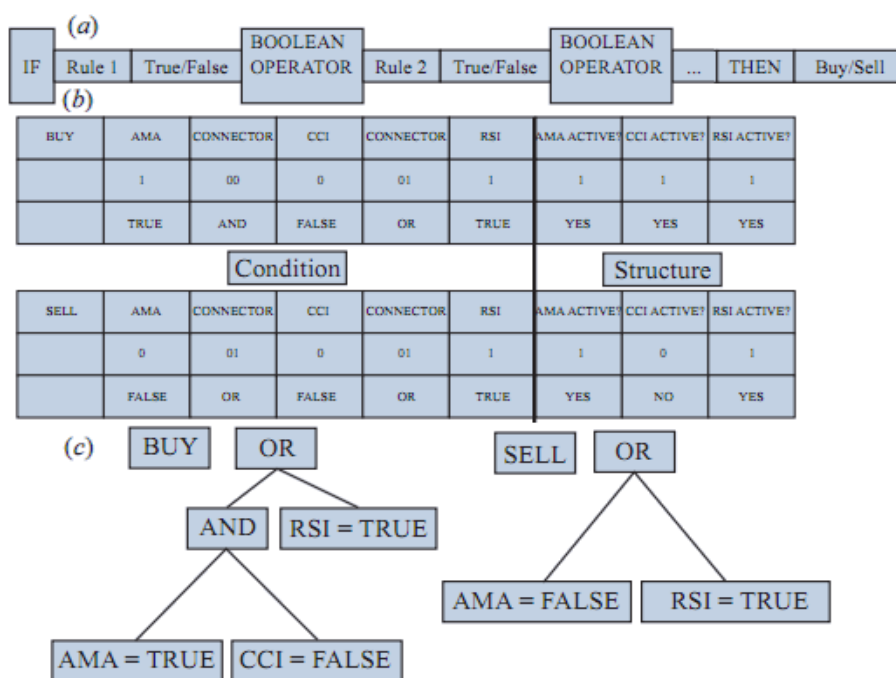


図 3.3: GA による指標の組み合わせ方法 (Comb tree)

3.2.3 NN による取引

NN を用いた研究はいくつかある [29, 30] . ここで Yao ら [30] が提案した為替価格変動を予測する方法について説明する . この研究では MA の異なる期間の信号を入力とし , 為替価格の予測を行なっている . 予測した為替価格を $\hat{X}(t)$ を実際に為替価格 $Close(t)$ を用いて , 為替価格変動が合っているかどうかを表す , 定量 $a(t)$ を次のように定義している .

$$a(t) = 1 \text{ if } (Close(t+1) - Close(t)) * (\hat{X}(t+1) - Close(t)) > 0$$

$$\text{and } a(t) = 0 \text{ otherwise} \quad (3.11)$$

評価関数として正規化された平均二乗誤差 (Normalized SME) を用いている . 実験では USD/CHF の 1984 年 3 月から 1991 年 6 月の一週間足データに対して平均 8.4% の利益を出していると報告されている .

3.2.4 GA による取引ルールの最適化

取引における指標の最適化 [15] , 指標の組み合わせ方法 [11–13] など一番良く使われているのは GA である . ここで Hirabayashi ら [17] の研究について説明する . この研究では 4 つのテクニカル指標を用いて , 指標パラメータ , 指標の組み合わせ方法 , 決済における損切り , 利食い幅などを遺伝子で表現し , 最適化している . 遺伝子構造は図 3.4 に示す . 取引ルールには買いのルール , 売りのルール , 及び共通ルールがある . 最適化対象は , 「各テクニカル指標における売買タイミング」と「決済幅」, 「指標の組み合わせ」である . 以下で , それぞれに関して詳しく述べる .

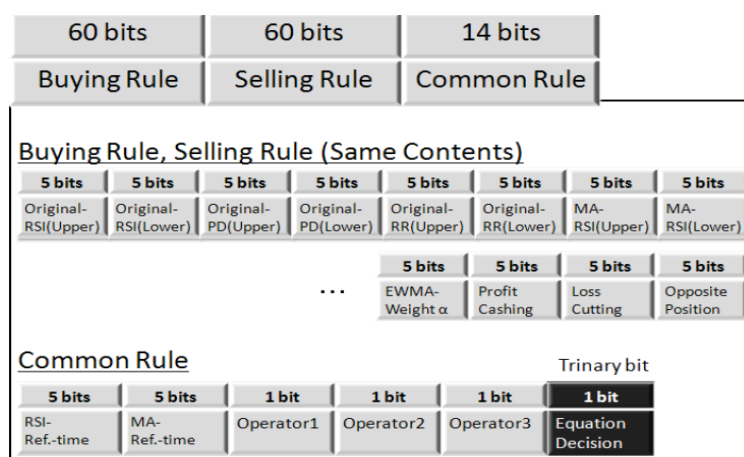


図 3.4: 遺伝子構造

指標パラメータの最適化

ここで，以下の4つの指標のパラメータを最適化している．最適化対象は指標の計算期間および信号作成に用いる上下限の閾値である．

- $RSI(RSI1)$

第2章で述べた RSI を最適化．

- 移動平均乖離率 (RP)

RP は信号は移動平均線からどの程度乖離したら買われ (売られ) 過ぎだから売り (買い) とするかを最適化．

- 1時間前からの上昇 (下落) 率 (PD)

移動平均乖離率と同様．

- 指数平滑移動平均の $RSI(RSI2)$

RSI を指数平滑平均したものに対して，シグナルを出力する RSI の幅を最適化．

決済における利食いと，損切り幅の最適化

各注文は，式 3.12-3.15 に従い決済される．

$$Close(t) > Close(k) + volatility(k) * BuyProfitcashing \quad (3.12)$$

$$Close(t) < Close(k) - volatility(k) * BuyLosscutting \quad (3.13)$$

$$Close(t) > Close(k) + volatility(k) * SellLosscutting \quad (3.14)$$

$$Close(t) < Close(k) - volatility(k) * SellProfitcashing \quad (3.15)$$

ここで， $Close$ は終値を， t は現在の時刻， k は注文した時刻， $volatility$ はある時点における変動幅を表す． $BuyProfitcashing$ ， $BuyLosscutting$ ， $SellProfitcashing$ ， $SellLosscutting$ は，買いルール，売りルールにおける利食い幅，損切り幅を表す．最終的に利益が最大となるように，利食い幅，損切り幅が最適化される．

組み合わせ最適化

上述した4つのテクニカル指標の使用方法を最適化する．これは，図 3.4 における共通部分 Common Rule に相当する．Operator1，Operator2，Operator3 には AND ， OR の演算子が入る．Equation decision により，以下のケースに分かれる．なお， $c1$ - $c8$ は信号作成の閾値であり，2進数から10進数に変換された値が入る．

- ケース 1

$$(c_1 < RSI < c_2)Op1(c_3 < PD < c_4)Op2(c_5 < PR < c_6)Op3(c_7 < RSI2 < c_8)$$

- ケース 2

$$(c_1 < RSI < c_2)Op1(c_3 < PR < c_4)Op2(c_5 < PD < c_6)Op3(c_7 < RSI2 < c_8)$$

- ケース 3

$$(c_1 < RSI < c_2)Op1(c_3 < RSI2 < c_4)Op2(c_5 < PR < c_6)Op3(c_7 < PD < c_8)$$

売買単位の決定

エントリーにおける売買単位を，自信度を用いて決定する．自信度は，以下の式 3.16 を用いて決定される．式 3.16 は，エントリーをする時間から過去 24 時間までの波形と学習期間における 24 時間分の波形の相関係数を求めている．

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{24} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{24} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{24} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.16)$$

次に， $0.75 < r$ となったパターンに対して，将来の価格の予測をする式 3.17 を計算する．

$$F = \sum_{i=1}^{24} (x(t+i) - x(t)) \times (24-i) \quad (3.17)$$

式 3.17 は，相関性が高い過去データに対してその直後の 24 時間の価格を近い将来ほど高い，遠い将来ほど低いという重みで価格の予測を算出している．ここで使われている重要な仮定は，過去に似ている時系列パターンは，その後も似たような動きをするということである．買いならば $0 < F$ ，売りならば $F < 0$ となる割合 p を算出し，以下の条件に従い，売買単位を決定する．

- $p < 0.5$: 1 万通貨を売買
- $0.5 < p < 0.6$: 2 万通貨を売買
- $0.6 < p < 0.7$: 3 万通貨を売買
- $0.7 < p < 0.8$: 4 万通貨を売買
- $0.8 < p$: 5 万通貨を売買

買い増し，売り増しの決定

買い増し，売り増しを行う条件は，注文後の価格変動に依存する．たとえば，利食い幅を x ，含み益 p とおく． $\frac{x}{2} < p$ を満たした場合，同じ通貨分買いまたは売り増す．さらに，このとき同時に損切りラインを $\frac{x}{4}$ に更新する．買いまたは売り増した注文は $\frac{x}{4} \times 10000$ 分の含み損，最初に所持した注文は $\frac{x}{4} \times 10000$ 分の含み益のため，スプレッド分の損失だけで済む．このようにすることで，利食いできれば大きな利益が，損切りしたとしても微々たる損失のみで済む．

実験では 2005 年から 2008 年のデータを用いて，式 3.17 を教師信号とするニューラル・ネットワークにより時系列予測をする投資法と比較している (表 3.3)．その結果，遺伝的アルゴリズムによる手法は平均的に利益を上げることができること，ニューラル・ネットワークの場合は利益を上げることが難しいことが報告されている．

表 3.3: GA と NN の 1 時間足データに対する実験結果

| method | AUD/JPY | EUR/JPY | USD/JPY |
|--------|------------------|------------------|------------------|
| GA | 31.3 ± 45.3 | 73.4 ± 86.3 | 16.2 ± 15.9 |
| NN | -39.7 ± 23.4 | -15.9 ± 16.8 | -18.3 ± 14.7 |

3.2.5 GA および GP による取引ルールの最適化

GP のみを用いた研究はいくつか存在する [24–26]．ここで，GA および GP による取引ルールの最適化する Fujiwara らの研究 [27] を紹介する．Hirabayashi らの研究 [17] では組み合わせ方法が Equation decision によるものでかなり限定されている．それに対して，Fujiwara らは GP を用いて最大深さ 3 の木構造全体から組み合わせ方法を探索する手法を提案している．また，指標をトレンド系，オシレーター系に分けて最適化している．以下，この手法について詳しく述べる．

指標パラメータの最適化

使われている指標は *RSI*，*MACD*，*SS*，*DMI* で，各指標の計算期間および閾値を最適化している．この方法はトレンド系及びオシレーター系指標にも共通するものである．

取引ルール

オシレーター系取引ルール

GP によるルールの例を図 3.5 に示す．各終端ノードは，各々のテクニカル指標の判定条件に従い出力を行う (*False*(0)，*True*(1))．その出力に基づき論理演算を行い，ルートノードが出力する値が最終的なシグナルとなる．左部分木において，*MACD* の出力が *True* であるか，*SS AND MACD* の出力が *True* の場合，木全体の出力が *True* となる．つまりこの場合，*MACD* が *True* の場合はすべて *True* となることから，*MACD* の優先順位が高いことになる．

トレンド系取引ルール

トレンド系ルールを構成する終端ノードは「買い」「売り」「何もしない」で構成され，非終端ノードは，ノード番号 4 以上のものであり，大方，条件式を満たす期間が継続するように設定してある．これは，トレンド系ルールの目指すものが，複数のルールを組み合わせでトレンドが発生しているかどうかを的確に掴むためである．具体的に，図 3.6 に示す．トレンド系の木構造の

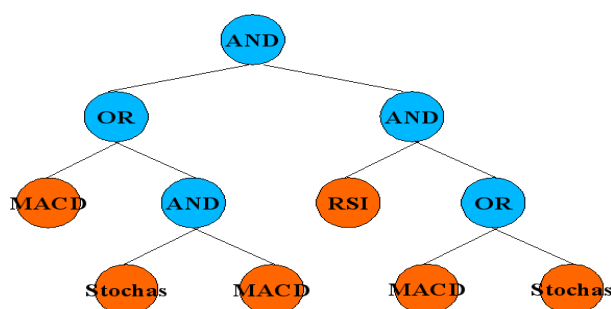


図 3.5: オシレーター系取引ルール例

例図 3.6 の解釈はルートノードから始まり、非終端ノードの判定が *True* なら左部分木へ、*False* なら右部分木へ推移するようになっている。この例では、条件式「4」「5」「6」が *True* を返し、終端ノードである「買い(1)」を行う。条件式「4」「5」「6」は、それぞれある一定期間 *True* を返し、それらすべてに共通する期間に対して買いが行われる。

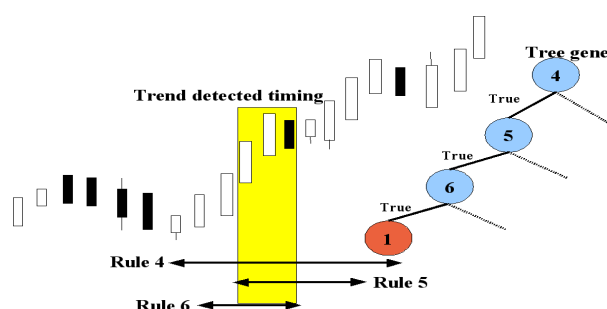


図 3.6: トレンド系ルール

終端ノード

1. 買い
2. 売り
3. 何もしない

非終端ノード

非終端ノードは 30 個もあるが、ここでその例として 5 つを上げる。

1. $PDI > MDI$

PDI , MDI はそれぞれ、上げ相場、下げ相場の強さを表す。この条件式により、相場がどの方向に向かうかを判断する。

2. $ADX > ADXR$

ADX はトレンドの強さを表し, $ADXR$ よりも短期の指標であり, テンドが発生している時はこの条件式を満たす.

3. $MA_{short} > MA_{long}$

上昇トレンド発生時にはこの条件式を満たす. また, 下降トレンド発生時には満たさない. ただし, この条件式を満たしているからといって, 上昇トレンドが発生しているという逆の条件は成立しない.

4. $PDI - MDI > 10$

上昇傾向を判定する.

5. $MDI - PDI > 10$

下降傾向を判定する.

決済幅

• テンド系の決済幅

Hirabayashi らの報告では, 決済は終値により行われていた [17]. これに対してデータ間の値動きを考慮し, 高値, 安値を考慮して決済を行っている (図 3.7). 数式にすると, 以下のよう

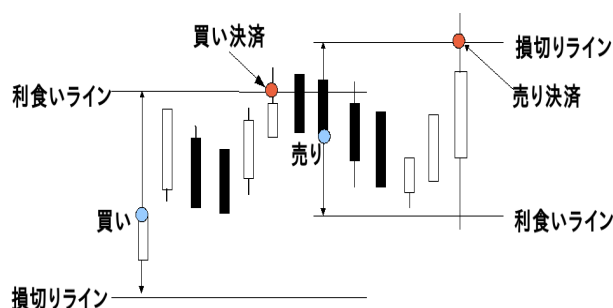


図 3.7: テンド系決済の例

になる.

$$High(t) > Close(k) + volatility(k) * BuyProfitcashing \quad (3.18)$$

$$Low(t) < Close(k) - volatility(k) * BuyLosscutting \quad (3.19)$$

$$High(t) > Close(k) + volatility(k) * SellLosscutting \quad (3.20)$$

$$Low(t) < Close(k) - volatility(k) * SellProfitcashing \quad (3.21)$$

- オシレーター系の決済幅

オシレーター系のルールは、持ち合い相場において利用することを想定している。為替変動変動幅を σ とおくと、変動は最大で 4σ の変動に収まるとし、これを 5 ビットに割り当てることで決済幅を決定する。

実験では 2007 年 4 月から 2009 年 4 月までの 10 分足データを用いて、Hirabayashi らの研究 [17] と比較し、表 3.4、表 3.5 にまとめている。結果としては最終利益に関して GBP/JPY、USD/JPY では比較的良いが、AUD/JPY、EUR/JPY に関しては遜色ないものになったとされている。ドロダウンに関しては、GBP/JPY では大差ないが、他の通貨において優れた結果を得られたという。

表 3.4: GA の 10 分足データに対する実験結果

| 通貨 | AUD/JPY | EUR/JPY | GBP/JPY | USD/JPY |
|-------|-----------|-----------|-----------|---------|
| 最終資産 | 1,444,440 | 1,555,330 | 1,821,260 | 915,730 |
| ドロダウン | 1,164,670 | 1,171,100 | 1,548,870 | 796,110 |

表 3.5: GA&GP の 10 分足データに対する実験結果

| 通貨 | AUD/JPY | EUR/JPY | GBP/JPY | USD/JPY |
|-------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 最終資産 | 1,438,860 | 1,519,533 | 2,301,758 | 1,134,243 |
| ドロダウン | 1,250,232 | 1,239,089 | 1,552,847 | 897,810 |

3.3 既存研究の重要な要素と問題点

上述では、トレーディングシステムを構築するための既存の研究について紹介した。既存研究の調査により明らかになった重要な要素をここでまとめる。

- テクニカル指標

各指標にはそれぞれ短所と長所があるためできるだけ多い指標を扱うことで安定性を上げることができる。

- テクニカル指標に適応する期間および算出に用いる閾値の最適化

為替市場に適した指標算出期間および閾値が存在する。これを最適化することで高い利益を得ることができる。

- 指標の組み合わせの探索

取り扱う指標同士を組み合わせることでより信頼性の高い取引ルールを生成することができる。組み合わせる方法は幾つが存在するが可能な限り広い範囲で探索する必要がある。

- 注文と決済のタイミング

適切な注文と決済のタイミングを計算することは利益に直接つながる要素である。

- 学習方法の応用

GA, GP, RL, NN にはそれぞれ長所があり, 単独な学習方法ではなく組み合わせることによりよいトレーディングシステムを構築することができる。

- 評価関数

評価関数は研究の結果に直接影響するものである。

- 取り扱うデータ

取り扱うデータによって, 結果が異なる。短い期間のデータを取り扱うのは比較的難しい。

次に, 既存研究で見られる問題点をまとめる。

- NN

NN は手数料がない場合の為替価格の予想に適している。しかし, 手数料が高くなり, 予測困難の市場ではあまり適しない。また, 学習したニューラル・ネットワークは結合荷重を表すもので一般のトレーダーには分かりにくいという問題がある。

- RL

RL 学習は為替市場に合わせた環境状態および報酬を用いることで利益を上げることが可能である。しかし, 学習期間が短いときにはすべての状態が見られず, 為替価格の予想が難しくなる。

- GA

GA は NN, RL に比べてよく用いられる方法であり, 利益を得ることに成功した事例が見られた。しかし, 取引ルールに用いる指標が増えたり, 閾値の数, 計算期間などが多くなると探索空間が膨大になり, 最適な解を見つけることが難しくなる問題があった。Demster らの研究 [21] では指標の期間, 閾値の最適化がされていない。また, 遺伝子中のシグナルの順番が決まっており, それ以外の順番のルールが現れない, 左方向へ深まっていく Comb tree の性質より非常に狭い範囲で探索を行っている。一方, Hirabayashi らの研究 [17] では, 指標の期間, 閾値の最適化はされているものの, 組み合わせ方法が少ない。また, 取り扱う指標の数が少なかった。

- GP

GP は GA と同様に広く用いられる方法である。従来の GP に基づく方法では指標に頼らず為替価格に四則演算子, 論理演算子, 比較演算子などを用いて広い探索を行う研究が存在する [24]。最近の研究では指標同士を組み合わせる方法を GA, GP で探索している。このことから GP が有効な方法と言える。Fujiwara らの手法 [27] では, 組み合わせ方法を GP で補っているが, GA と GP を同時に使うため, どうしても期間および閾値の探索範囲が狭くなってしまう問題があった。

- 評価関数

Profit や *Sharpe ratio* は損失を考慮しないという指摘があることに対して *Stirling ratio* と *Profit factor* は線形結合が出来ないという問題がある．

以上を踏まえて外国為替のトレーディングシステムを構築する方法を提案する．詳しくは第 4 章で述べる．

第4章

提案手法

概要

本論文で提案する手法は、遺伝的アルゴリズム及び遺伝的プログラミングを用いた手法である。提案手法では合計9つのテクニカル指標を扱うことで安定性を向上させる。また、遺伝的アルゴリズムは各指標のパラメータ値を広い範囲で最適化する。さらに、指標の組み合わせで構成される取引ルールを遺伝的プログラミングを用いて可能な木構造全体から探索する。

提案手法の新規性をまとめると以下のようになる。

- パラメータの最適化を各指標ごとに行う。
- 取引における注文のタイミングだけではなく決済のタイミングを計算する。
- 逆トレンドデータを作成することで過学習を克服する。

以下で、詳細を記述する。

4.1 提案手法の流れ

図4.1に提案手法の流れを表している。説明すると以下の通りである。最初に学習データを用いて逆トレンドデータを作成する。次に、逆トレンドデータと学習データを用いて、遺伝的アルゴリズムによって、各パラメータ値を最適化する。その次に、逆トレンドデータ及び学習データを用いて複数の指標の組み合わせで生成される取引ルールを遺伝的アルゴリズムで探索する。最後に、取引ルールにおける最適な決済タイミングを計算し、テストデータで取引を行う。

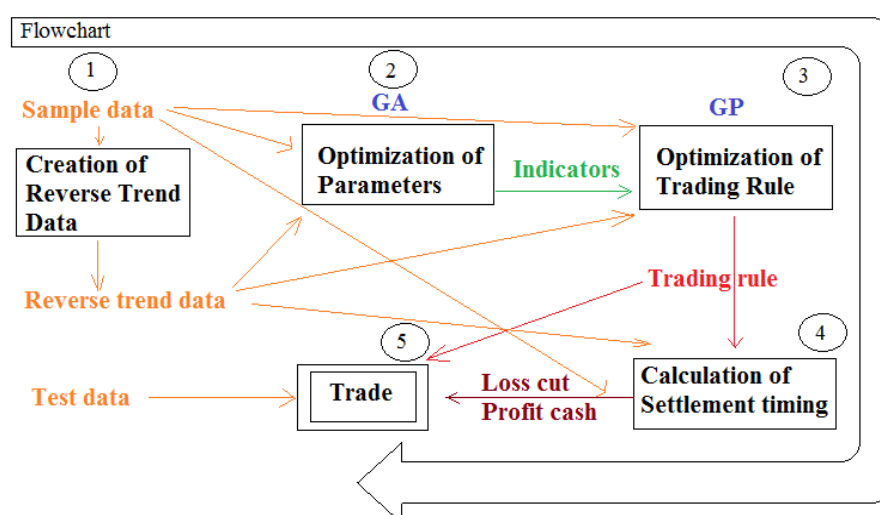


図 4.1: 提案手法の流れ

4.2 評価関数

本研究では評価関数として *Profit factor* (式 3.10) を改良したものを使う．これは，利益が得る場合でも考えられる損失を考慮しながら，利益が最大に損失が最小になるように設計したもので利益 (*gain*) の合計を損失 (*loss*) 合計で割った比率である．また，*Profit factor* は利益が出ない場合はどの損失でも 0 になってしまい，遺伝的アルゴリズム及び遺伝的プログラミングの進化が進まなくなる．そこで，利益が出ない場合は損失を評価関数にして，損失が小さいほうが優先的に採用されるように工夫する．以下， i 番目の取引における注文と決済のタイミングを t_{order_i} ， $t_{settlement_i}$ とおき，評価関数 *fitness* を式で表す．

買いの時に利益を得た場合

$$gain_i = Close(t_{settlement_i}) - Close(t_{order_i}) - spread \quad (4.1)$$

$$loss_i = \min \{Close(t)\} - Close(t_{order_i}) \quad (4.2)$$

買いの時に損失があった場合

$$gain_i = 0 \quad (4.3)$$

$$loss_i = Close(t_{settlement_i}) - Close(t_{order_i}) - spread \quad (4.4)$$

売りの時に利益を得た場合

$$gain_i = Close(t_{order_i}) - Close(t_{settlement_i}) - spread \quad (4.5)$$

$$loss_i = Close(t_{order_i}) - \max \{Close(t)\} \quad (4.6)$$

売りの時に損失があった場合

$$gain_i = 0 \quad (4.7)$$

$$loss_i = Close(t_{order_i}) - Close(t_{settlement_i}) - spread \quad (4.8)$$

ここで， t は $t_{order_i} \leq t \leq t_{settlement_i}$ である．

$$Gain = \sum_{i=1}^N gain_i \quad (4.9)$$

$$Loss = - \sum_{i=1}^N loss_i \quad (4.10)$$

$$if(Gain > 0) \quad fitness = \frac{Gain}{Loss} \quad (4.11)$$

$$else \quad fitness = -Loss \quad (4.12)$$

買いと売りの時に利益が出た場合の考えられる損失を図 4.2 に示す．左側から見て最初の取引では買いの注文により利益が得たが，注文と決済の間にそれ以上の損失ができる可能性がある．一

方，次の取引では売りの注文により得た利益が考えられる損失より大きくなっている．安定して利益を得られる方法は後者であると考えられる．

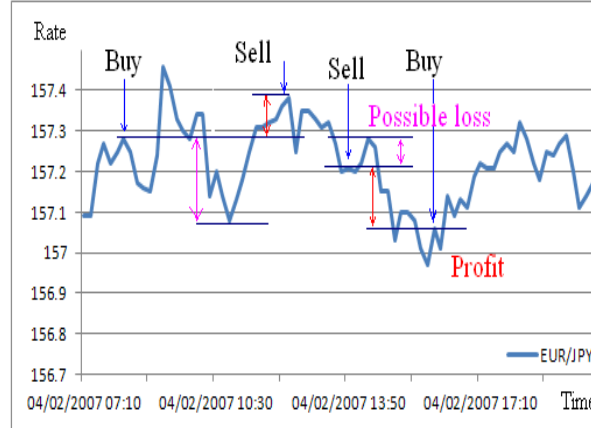


図 4.2: 評価関数

4.3 逆トレンドデータの作成

様々な学習方法は，過学習という重大な問題に直面する．過学習とは取引ルールは過去のデータにとってもよく最適化され，もはや一般的なケースではなくなってしまうことである．また，学習データとテストデータの為替価格変動の傾向が異なる場合は大きな損失をもたらす可能性がある．例えば，図 4.3 に示したように学習データでは為替価格が上昇した後に下落したとする．学習データを用いて最適化された取引ルールはこの様な傾向に強くなっている可能性が高い．しかし，テストデータでは価格の下落が続くかも知れないし，再び上昇するかも知れない．そこで，必要となるのは学習データと逆の傾向を持つデータである．逆の傾向のデータで学習することで損失を抑え，利益を上げられると考えられる．本手法では，学習データにはない傾向を学習データを用いて作成する．これによって，損失を抑えながら，利益を上げることが期待できる．逆トレンドデータの作成方法は価格軸を逆転し，対応する終値，高値，安値を計算する．計算式は次の通りである．

$$NewClose(t) = -Close(t) \quad (4.13)$$

$$NewHigh(t) = -Low(t) \quad (4.14)$$

$$NewLow(t) = -High(t) \quad (4.15)$$

逆トレンドデータは時系列では直接繋がっていないものとして，学習データと別に学習する方法を取る．評価関数では逆トレンドが発生する確率を $P_{reverse}$ とおき，次のように計算する．

$$fitness = \frac{Gain + P_{reverse} * rGain}{Loss + P_{reverse} * rLoss} \quad (4.16)$$

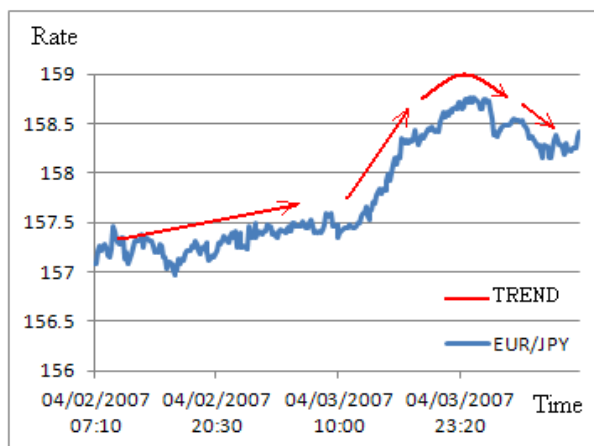


図 4.3: 学習データ

ここで, N_r は逆トレンドデータで取引した回数, $rGain$ と $rLoss$ はそのときの利益と損失である. 学習データに対する逆トレンドデータの例を図 4.4 に示す. 確率 $P_{reverse}$ は 1 に近づくほど逆

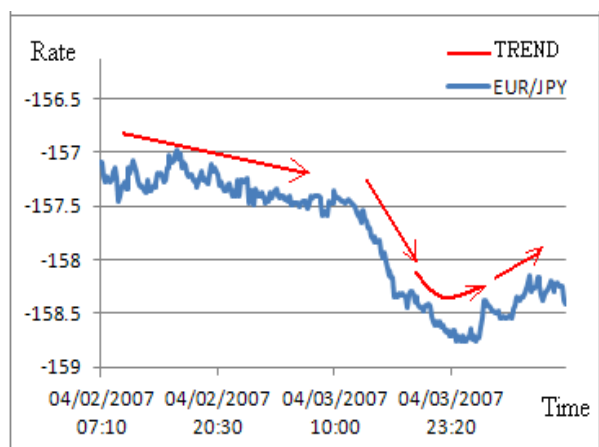


図 4.4: 逆トレンドデータ

トレンドデータを学習してしまい, 本来のデータでは損失するが, 逆トレンドに対して利益を出すような取引方法が抽出される可能性がある. 本手法では, 逆トレンドが発生する確率 $P_{reverse}$ を次の方法で求める. 時系列において変動 $change$ を次のように定義する.

$$change(t) = 1 \text{ if } (Close(t) > Close(t-1)) \quad (4.17)$$

$$change(t) = -1 \text{ if } (Close(t) < Close(t-1)) \quad (4.18)$$

$$change(t) = 0 \text{ if } (Close(t) = Close(t-1)) \quad (4.19)$$

次に，ある期間 M における変動 $change$ の列をトレンド $trend$ と定義する．

$$trend(t) = \{change(t), change(t+1), \dots, change(t+M-1)\} \quad (4.20)$$

逆トレンド $rtrend$ は次のように求めることができる．

$$rtrend(t) = -trend(t) = \{-change(t), -change(t+1), \dots, -change(t+M-1)\} \quad (4.21)$$

最後の学習データを2つに分割し（前半を A ，後半を B とおく），それぞれに対してトレンド数 $Ntrend$ を求める．

$$isTrend(t, s) = 1 \text{ if } (trend(t) = s) \quad (4.22)$$

$$isTrend(t, s) = 0 \text{ otherwise} \quad (4.23)$$

$$Ntrend(s) = \sum_{t=start}^{end} isTrend(t, s) \quad (4.24)$$

ここで， $start$ と end はデータの始まりと終わりの時間である．逆トレンドが発生する確率 $P_{reverse}$ は A のトレンド数 $Ntrend_A$ と B のトレンド数 $Ntrend_B$ で決定される．

$$P_{reverse} = \frac{1}{size(S)} \sum_{s \in S} \frac{Ntrend_B(-s)}{Ntrend_A(s) + Ntrend_B(-s)} \quad (4.25)$$

ここで， S は全トレンドの集合， $size(S)$ は集合の大きさである．この式は学習データを2つに分割したときに現れる逆トレンドの発生率は，学習データ及びテストデータで現れる逆トレンドの発生率に等しいという仮説に基づいている．また，本手法ではトレンド列の大きさを $M = 6$ に，設定した．このとき，集合のサイズは $size(S) = 3^M = 729$ となる．

4.4 指標パラメータの最適化

第3章に述べたようにトレーディングシステムを構築するために必要な要素の一つは安定して利益を上げられることであった．安定性の高い取引ルールは取り扱っている指標の数に直接に関係しているといえる．これは，指標には緩やかな為替価格変動に強いものがあれば，急激な変動に強いものもあり，逆に緩やかな変動に強いものは急激な変動に通用しないといった性質を持っている．このように短所と長所が異なる指標をできるだけ多く取り扱うことでトレーディングシステムの安定性を上げることができる．しかし，多数の指標を用いると指標パラメータの数はそれに比例して増大し，探索空間が膨大になってしまい最適化することが難しくなる．そこで，本手法では各指標を独立していると考え，別々に最適化する次に述べる遺伝的アルゴリズムを用いた方法を提案する．遺伝的アルゴリズムを用いる理由は膨大の探索空間でも効率的に探索できること，評価関数が雑形状である場合でも適応可能であることである．

4.4.1 遺伝子の構造

まず始めに、指標パラメータ値の違いがどのように影響を与えるかを説明したい。図4.5は、移動平均線 MA の指標パラメータを USD/JPY の 15 分足データに適用した時の図である。上のグラフはパラメータセットが $(20, 30, 0.0)$ 、下のグラフはパラメータセットが $(10, 20, 0.0)$ の MA の様子を表している。ここで (a, b, c) は $(MA_{short}$ の期間, MA_{long} の期間, $fix\ band$ 値) を意味する。グラフから分かるようにパラメータ値が異なると交差するタイミング (買いと売りのシグナルの発生する点) が異なっている。上のグラフでは、交差する間は下より長く長期

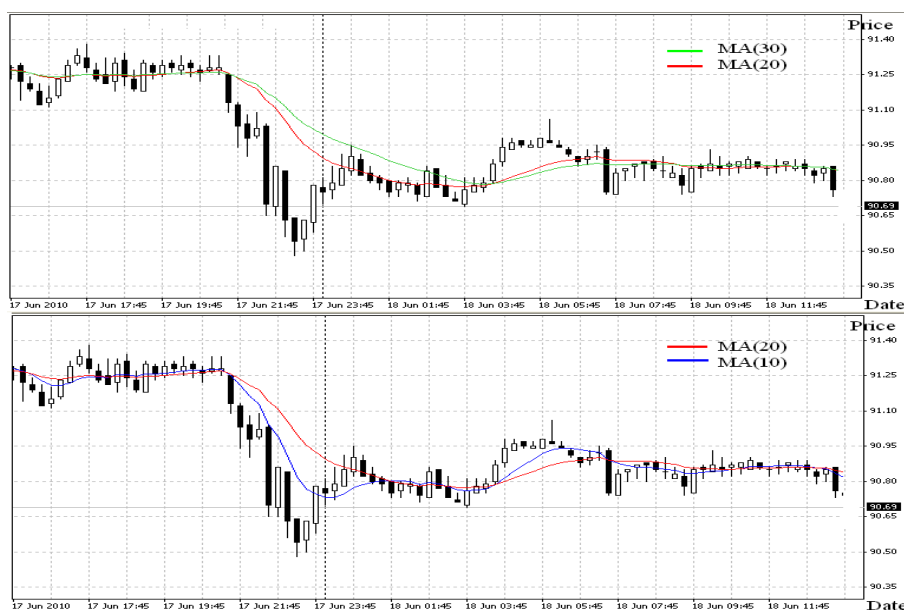


図 4.5: パラメータ値の違い

の戦略のように見えるに対して、下のグラフは短期の戦略に見える。また、上のグラフは下落傾向 (前半) が続く場合は高い利益を得られるに対して、下のグラフは価格が下落上昇を繰り返す場合 (後半) に強くなっている。このことからパラメータの調節は利益を左右するといえる。パラメータの数が多くなると探索空間がさらに増大し、最適なパラメータ値を求めるために時間がかかる。そこで、遺伝的アルゴリズムにより各指標パラメータ値の最適化を独立に行い、市場に適したテクニカル指標の生成を目指す。

一般的に、遺伝的アルゴリズムでは、パラメータ値を固定長のバイナリブロックで表現する。指標パラメータセットを複数のブロックから構成される遺伝子で表現する。ここで、各パラメータ値をできるだけ広い範囲かつ高い分解能で探索するためにそれぞれに 6 ビット割り当てられる。6 ビットは 10 進数では 0-63 の値を取る。整数である期間の分解能は 1、修正バンドの分解能は 0.01、閾値の分解能は 0.5 に設定し、探索空間において必ず一般的に使われている値を取れるように設定した。以下で、各テクニカル指標における最適化パラメータの探索範囲について述べる。

- MA (18 ビット)

MA_{short} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

MA_{long} の期間 : (5 , 6 , ... , 68)

$MA_{fix\ band}$: (0.00 , 0.01 , ... , 0.63)

条件: $MA_{short} < MA_{long}$

- $MACD$ (24 ビット)

$MACD_{short}$ の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$MACD_{long}$ の期間 : (5 , 6 , ... , 68)

$MACD_{period}$ の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$MACD_{fix\ band}$: (0.00 , 0.01 , ... , 0.63)

条件 : $MACD_{short} < MACD_{long}$

- RSI (18 ビット)

RSI_{period} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$RSI_{buy\ threshold}$: (0.0 , 0.5 , ... , 31.5)

$RSI_{sell\ threshold}$: (68.5 , 69.0 , ... , 99.5)

- BB (12 ビット)

BB_{period} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$BB_{fix\ band}$: (0.0 , 0.01 , ... , 0.63)

- CCI (24 ビット)

CCI_{period} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$CCI_{buy\ threshold}$: (85.0 , 85.5 , ... , 116.5)

$CCI_{sell\ threshold}$: (-116.5 , -116.0 , ... , -85.0)

- MO (12 ビット)

MO_{period} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$MO_{fix\ band}$: (0.0 , 0.01 , ... , 0.63)

- PO (12 ビット)

PO_{period} の期間 : (3 , 4 , ... , 66)

$PO_{fix\ band}$: (0.0 , 0.01 , ... , 0.63)

- LW (24 ビット)

LW_{period} の期間: (3, 4, ..., 66)

$LW_{buy\ threshold}$: (-100.0, -99.5, ..., -69.5)

$LW_{sell\ threshold}$: (-31.5, -31.0, ..., 0.0)

- SS (24 ビット)

SS_{period} の期間: (3, 4, ..., 66)

$SS_{buy\ threshold}$: (0.0, 0.5, ..., 31.5)

$SS_{sell\ threshold}$: (68.5, 69.0, ..., 99.5)

4.4.2 最適化

ここでは、遺伝的アルゴリズムによって各指標のパラメータ値の最適化する過程について述べる。先に、遺伝的アルゴリズムの処理部分をフローチャートで示す(図 4.6)。

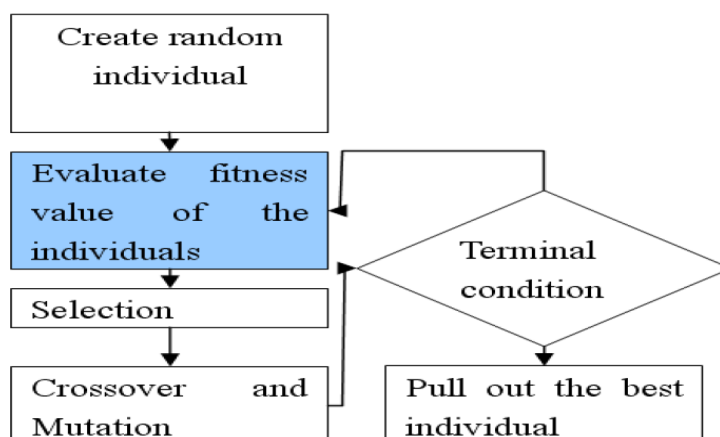


図 4.6: GA フローチャート

- step 1. 初期世代

初期世代として複数の個体を生成する。各個体が 1 対 1 に対応する形で指標のパラメータセットを表現している。

- step 2. 適応度の評価

生成された初期個体それぞれに対して、学習データおよび逆トレンドデータを通して適合度を計算する。ここで、適合度は式 4.16 によって計算される。また、注文および決済は指標の買いと売りのシグナルそのものを用いる。

- step 3. 選択

本手法では選択方法としてトーナメントおよびエリート戦略を用いる．

• step 4. 交叉・突然変異

交叉方法としては 2 点交叉を用いる．また，突然変異を起こし新しい世代を作成する．2 点交叉及び突然変異の様子を図 4.7 に示す．

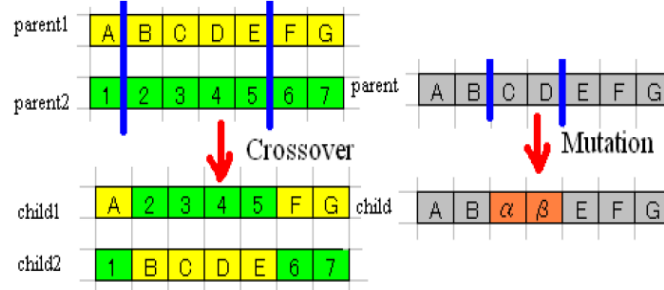


図 4.7: 交叉及び突然変異

以上 step 1 から step 4 の処理を繰り返し，一定の収束条件が満たした後，または世代数が上限回数に達した後に，最終世代を保存する．

4.4.3 最適なパラメータセットの選択

ここで，EUR/JPY の 500 個のデータで MA の長期 $long$ と短期 $short$ の期間を 3 から 100 まで変化したときの評価関数は値（適応度）を図 4.8 に示す．（簡単のために $fix\ band = 0.0$ と設定している．）図 (4.8) から分かることは，評価関数は複雑な形状であること，パラメータ値をちょっとだけ変えると損失になるような局所的な最大値（ノイズ）が存在することである．ここで，最終世代の個体において山登り法を用いて局所的な解をすべてを探索する．山登り法とは「現在の解の近傍の内で最も成績の良い解」を近傍解として選び，現在の解より近傍解の成績の方が良い場合」に近傍解と現在の解を入れ換える局所探索法のことである．この方法は極値で必ず探索が収束する．また，実装が単純であり，解の探索が非常に高速であるという利点がある．山登り法を用いることで新たな個体の集合は全ての局所的な解を含むことを期待できる．次に，フィルタリングを用いてノイズを削除し，最適なパラメータセットを選択する．本手法のフィルタリングでは，局所的な解の適応度が隣接する全ての解の適応度より大きく離れているときにノイズと見なす．ここで，ある局所的な解 λ の適応度を F_λ ，隣接する全ての解を $f_{\lambda_1}, f_{\lambda_2}, \dots, f_{\lambda_{k_\lambda}}$ として次の式でフィルタリング値を表す．

$$filter_\lambda = \frac{F_\lambda}{1 + \frac{1}{k_\lambda} \sum_{k=1}^{k_\lambda} (F_\lambda - f_{\lambda_k})} \quad (4.26)$$

局所的な解の適用度は隣接する解の適応度より離れているとき $filter_\lambda$ の値が小さくなる，一方，あまり離れているいないときに局所的な解の適用度に近づく．探索空間では局所的な解がいくつ

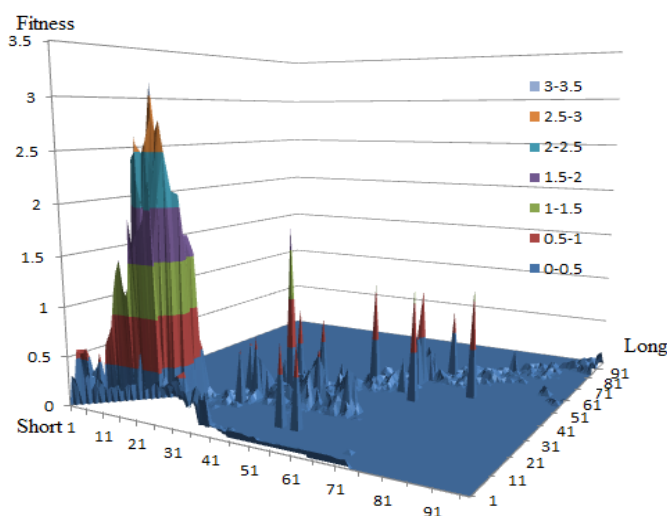


図 4.8: 評価関数

が存在するが *filter* の値が一番大きい解を採用することでロバスト性の高いパラメータセットを選択することができる。

4.5 取引ルールの探索

複数の指標を組み合わせることで信頼性の高い取引ルールを作成することができる。本手法では買いルールと売りルールという2つの木構造で取引ルールが構成される。また、売りルールでは指標の売り信号だけを扱い、買いのルールでは指標の買い信号だけを用いる。売りと買いの信号両方、さらに、売りまたは買いの信号がないという状態を持つ取引ルールが提案されている [23]。しかし、売り（買い）信号ではないことは買い（売り）の信号とは限らないため売りとまたは買いの信号ではないという状態が取引ルールにはあまり意味を持たない。また、売りルールに買いの信号を用いることがあまり自然ではないといった理由で本手法では採用しない。指標の組み合わせを遺伝的プログラミングを用いて行う理由は、可能な木構造全体から探索することで有効でない指標を排除し、有効な指標の組み合わせることである。また、全探索より効率的に短時間で探索を行うことができる。本手法で扱う、木構造の終端ノード（指標シグナル）と関数ノード（論理演算子）は以下の通りである。

$$Terminal = \{MA, MACD, RSI, BB, CCI, MO, PO, LW, SS\} \quad (4.27)$$

$$Function = \{AND, OR\} \quad (4.28)$$

単体では有効でない指標も、組み合わせれば高い利益を上げることもありうるが、損失を出さないために初めから使わないという選択肢もある。例えばいま、図 4.9 のような木構造が得られたとする。各終端ノードは、各々のテクニカル指標の判定条件に従い出力を行う (*False*(0), *True*(1))。

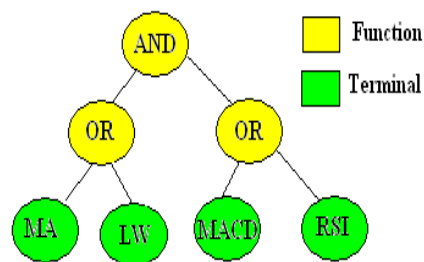


図 4.9: 取引ルール例

その出力に基づき論理演算 ($OR(0)$, $AND(1)$) を行い、ルートノードが出力する値が最終的な取引する判定条件になる。

つまりこの場合は、 $(MA \text{ OR } LW) \text{ AND } (MACD \text{ OR } RSI)$ が判定条件になる。左部分木において、 MA の出力が $True$ であるか、 LW の出力が $True$ の場合、右部分木において、 $MACD$ の出力が $True$ であるか、 RSI の出力が $True$ の場合、判定条件は両方の部分木の出力 $True$ の場合、出力 $True$ となる。また、 MA と LW 、 $MACD$ と RSI の優先度は同じである。もし、部分木の深さが異なる場合は浅い方が優先順位が高いことになる。このように、もっとも利益を上げる指標の優位性、判断優先順位、組み合わせを遺伝的プログラミングによって獲得することを目指す。

4.5.1 探索

ここで、遺伝的プログラミングによって取引ルールを探索する過程について述べる。遺伝的プログラミングの処理部分のフローチャートは基本的に遺伝的アルゴリズムのフローチャート（図 4.6）と同じである。以下、異なる点について説明する。取引ルールは買いルールと売りルールの 2 つの木構造から構成される。交叉の場合は対応するルール同士の木構造を交換する必要がある。

- step 1. 初期世代

初期世代として複数の固体を生成する。各個体が 1 対 1 に対応する形で取引ルールを表現している。

- step 2. 適応度の評価

生成された初期個体それぞれに対して、学習データおよび逆トレンドデータを通して適合度を計算する。ここで、適合度は式 4.16 によって計算される。また、注文および決済は指標の買いと売りルールの値を用いて行う。

- step 3. 選択

遺伝的プログラミングでは選択方法としてエリート戦略を用いる。

- step 4. 交叉・突然変異

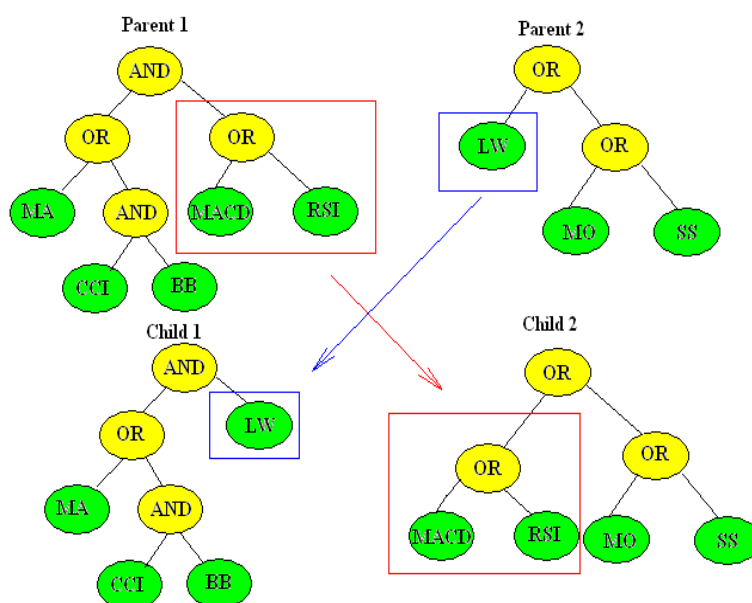


図 4.10: GP 交叉

対応する買いと売りのルールの木構造に対して交叉と突然変異を行う．交叉方法として *uniform crossover* によって部分木の交換を行う．木構造（取引ルール）における *uniform crossover* とは，木構造の全てのノードに対して，一様分布に従ってあるノードを選び，同様に選ばれた他の取引ルールのノードから始まる部分木同士を交換することである．図 4.10 にその例を示す．また，突然変異する方法としては *uniform mutation* を用いる．これは木構造の全てのノードに対してある確率に従って，ノードを交換することである．この時，論理演算の場合は他の論理演算に，終端ノードの場合は他の指標の置き換える．図 4.11 にその例を示す．

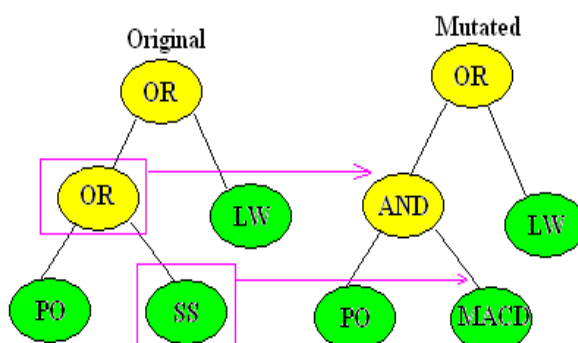


図 4.11: GP 突然変異

以上 step 1 から step 4 の処理を繰り返し、一定の収束条件が満たした後、または世代数が上限回数に達した後に、適応度が最大となった個体を取引ルールとして採用する。

4.6 決済のタイミングの計算

トレーディングシステムにおける取引には重視すべき2つの要素がある。一つ目はいつ注文するか二つ目はいつ決済するかということである。テクニカル指標に基づく取引ルールによってテストデータに対する決済と注文のタイミングが決定される。しかし、一般に学習データとテストデータの為替価格変動が異なる場合が多い。例えば、下落と上昇の強さ、下落と上昇を繰り返す頻度などが考えられる。こういった場合は取引ルールを用いて取引すると損失が発生するいくつかの問題が出てくる。

- 信号の出現率

買いと売り信号の出現率が異なり、注文と決済の間の時間（ホールド時間）が長くなったり、短くなったりする。ホールド時間が長くなると価格変動が長くなり大きく損失を出してしまう。また、ホールド時間が短いと大量の取引してしまい手数料によって損する可能性がある。

- 下落と上昇幅

下落と上昇幅が大きくなるとまた損失する。小さくなると例え利益を得ても手数料の方が上回ってしまう。

- 取引ルールの信頼性

取引ルール自体がテストデータに合わない場合は、注文と決済のタイミングが全く合わなくなり、損失する。

これらの問題を解決する最も効率的な方法は決済のタイミングを計算することである。決済のタイミングとしては利食い幅 (*profit cash*)、損切り幅 (*loss cut*) を設定する方法がある。遺伝的アルゴリズム、遺伝的プログラミングの遺伝子に利食い幅、損切り幅を組み込んで最適化する研究がある [17, 27]。しかし、利食い幅及び損切り幅のちょっとした変化は結果に大きく影響するために遺伝子に組み込むことが適切ではないと考えられる。そこで、遺伝的アルゴリズム、遺伝的プログラミングとは別に計算する方法を提案する。

まず、利食い幅と損切り幅がどのように影響与えるかを説明する。

- $profit\ cash \approx loss\ cut$ またはない場合

テストデータと学習データは同じような傾向である場合に限って利益がでる。もし、異なる傾向の場合は取引ルールは損失する可能性が高い。図 4.12(a) に利食いと損切りを設定していない場合の取引を示す。最初の取引で学習データと同じ傾向であるために利益を得ているが、その次の取引で傾向が異なる損失を出している。

- $profit\ cash > loss\ cut$

テストデータは急激に下落（上昇）している場合は利益を得られる．しかし，取引ルールが合わない場合は損失が重なっていく．また，為替価格変動は長い期間を渡ってみると下落（上昇）していても，短い期間において常に上昇下落を繰り返すために利食いする前に損失になる可能性もある．図 4.12(b) のその例を示す．最初は利益が出たがその後に大量の損失が発生している．もう一つ注意しておきたいことは二番目の取引では損切り幅が小さいため利食いの前に損失が出る．

- $profit\ cash < loss\ cut$

多少の利益を得られるケースが多くなる．しかし，損失する場合は今まで積み込んできた利益があっという間に無くなる可能性がある．図 4.12(c) に利食い幅を損切り幅より小さく設定したときの例を示す．前半では利益を重ねているが後半の損失が大きく上回っている．利食い幅が小さいため損切りをする前に利益を得るケースも起こる．

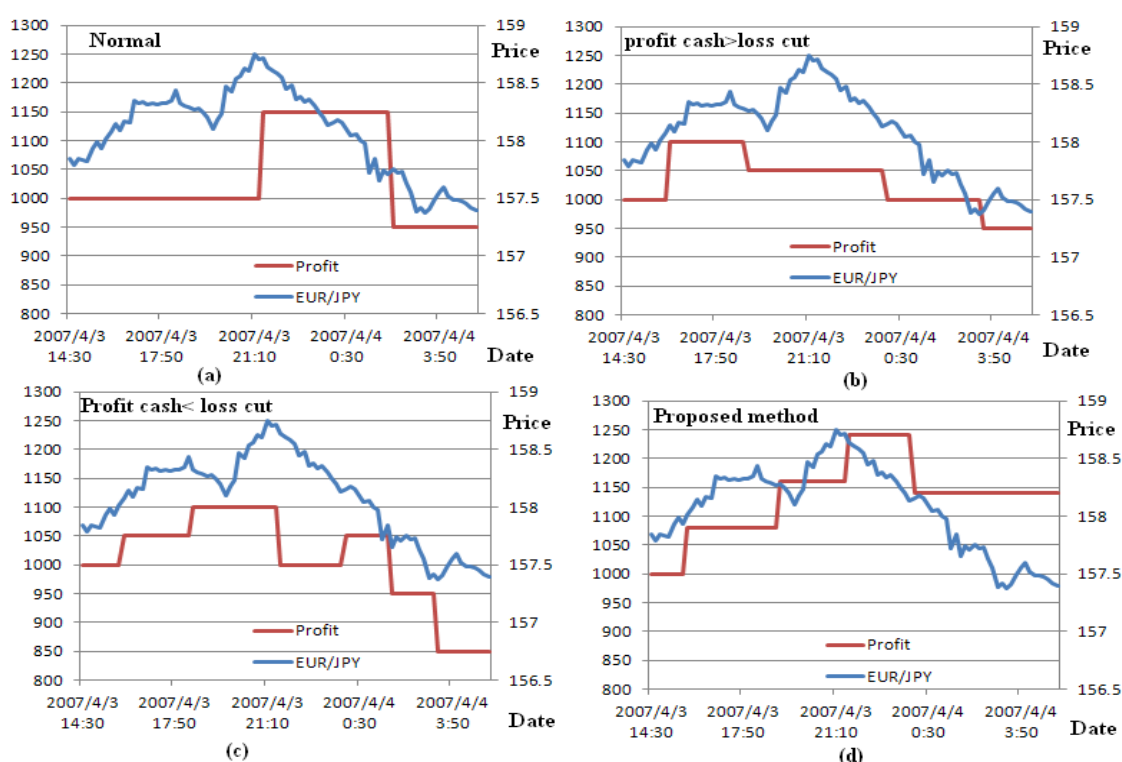


図 4.12: 利食いと損切り

まとめると，利食い幅はこの幅に達する前に損切りが起きないほど大きく，また，損切り幅はできるだけ小さく設定する必要がある．また，損失幅が小さすぎると下落（上昇）しているときに注文と同じシグナル（売りシグナルで注文した場合は売りシグナル）が出されたしまい損切りによる損失が重なることになる．

そこで，本研究では利食い幅を注文と決済の間の為替価格幅の期待値 $E[trade]$ に設定する．次に注文と同じシグナルによる損失を抑えるために決済シグナルを待ち，その後から注文が可能になるようにする（図 4.12(d)）．こうすることで，利益を重ねていくが損失の場合は損切りが一回だけにすることができる．最後に損切り幅を利食い幅と標準偏差 $\sigma[trade]$ によって決める．以下，これらを式で表す．

$$trade_i = abs(Close(t_{settlement_i}) - Close(t_{order_i})) \quad (4.29)$$

$$E[trade] = \sum_{i=1}^N trade_i \quad (4.30)$$

$$\sigma[trade] = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (trade_i - E[trade])^2} \quad (4.31)$$

$$profit\ cash = E[trade] \quad (4.32)$$

$$loss\ cut = E[trade] + \sigma[trade]/10 \quad (4.33)$$

4.7 運用方法

本研究では，運用方法と前提条件として次のことを上げる．

- 取引における手数料はスプレッドのみ．
- スワップは考慮しない．
- 取引単位は 1 万通貨．
- 注文と決済は終値で行う．
- 取引には時間差がないと見なし，現在の価格で注文と決済をする．
- テスト期間において，その直前のテスト期間で注文して決済が終わっていない取引において学習データで得られた取引ルールを適応し決済を行う．
- 最後の注文を必ず決済する．

以上の条件のもと，安定かつ収益性の高い運用を目指す．高い運用を目指す．

第5章

提案手法の検証

概要

提案手法の有効性を確認するために、評価実験を行う。トレーディングシステムの評価基準はいくつかあるが、ここでは、収益力と安定性という視点から評価する。収益力を評価する指標として、最終的な利益率を用いる。安定性に関する指標として、最大ドローダウン及び利益の標準偏差を用いる。最大ドローダウンとは、運用期間中で最も資産が少なくなったときの値を示す（式 3.8）。平均だけではなく、どのテストケースでもばらつきが少なく安定して利益を上げられることを示すために利益の標準偏差を用いる。

評価実験としては、提案した手法の決済のタイミングおよび逆トレンドデータの効果を検証する。次に、複数の指標を用いた本手法を第 3 章に述べた既存の手法と比較する。

- Dempster らの提案した強化学習を用いた取引手法 [23]。
- Hirayabashi らの提案した遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法 [17, 18]。
- Fujiwara らの提案した遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを並列に用いた取引手法 [27, 28]。

以下、評価実験について述べてから、結果を示し、最後に考察を加える。

5.1 実験条件

5.1.1 実験データ

実験データには、共同研究先である株式会社外為どっとコム [32] から頂いた実際の取引データを用いる。データの特徴は以下のとおりである。

- データ間隔：10 分足
- 対象通貨：豪ドル「AUD/JPY」、ユーロ「EUR/JPY」、イギリスポンド「GBP/JPY」、米ドル「USD/JPY」
- データ期間：2007/04/02-2009/04/01

表 5.1 は、各通貨のスプレッド及びシミュレーションにおける初期保有金額を表す。スプレッドは会社により設定が異なるが、ここでは用いているデータが株式会社外為どっとコムの取引データであるため、外為どっとコム社のスプレッドを採用した。また、初期保有金額に関しては、各通貨の基本的な変動幅に併せて設定した。

5.1.2 実験パラメータ

表 5.2, 5.3 は、遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングにおける遺伝パラメータを表す。まず遺伝的アルゴリズムに関しては、遺伝子長が 12 ビットから 30 ビット（そのうち 32 ビットはイ

表 5.1: 各通貨におけるスプレッド及び初期保有金額

| | AUD/JPY | EUR/JPY | GBP/JPY | USD/JPY |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Spread | 0.05 | 0.05 | 0.09 | 0.02 |
| Initial asset[JPY] | 1,500,000 | 1,500,000 | 2,000,000 | 1,000,000 |

ントロン)と探索空間が比較的に小さいために、集団サイズを小さくした。遺伝的プログラミングに関しては、取引ルール of 2 つの木の最大深さ 5 に設定し、用いる指標の多重使用を許す。また、探索空間が広いことから、集団サイズを大きくしてある。世代数に関しては、進化が進まなくなる世代数をあらかじめ調べ設定した。実験回数は、各通貨に対して 20 回ずつ行い、その平均結果を評価する。

表 5.2: 遺伝的アルゴリズムのパラメータ

| | |
|---------------------|------|
| Population size | 100 |
| Maximum generation | 100 |
| Crossover rate | 0.8 |
| Mutation rate | 0.01 |
| Tournament size | 20 |
| Number of elite | 10 |
| Hill climbing steps | 100 |

表 5.3: 遺伝的プログラミングのパラメータ

| | |
|--------------------|------|
| Population size | 300 |
| Maximum generation | 200 |
| Crossover rate | 0.8 |
| Mutation rate | 0.01 |
| Number of elite | 30 |
| Maximum depth | 5 |

5.1.3 学習方法

学習期間として Rolling Window Method を用いる (図 5.1)。テストデータを 4 週間 (4032 個) 単位に分割し、それぞれ直前にあたる 5 週間 (5040 個) データで学習することとする。テスト期間が異なる理由は取引ルールの有効性を保つため、テスト期間を短くしている。

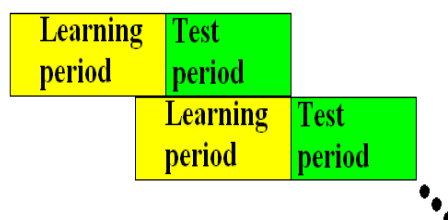


図 5.1: Rolling Window Method

5.2 逆トレンドデータ及び決済タイミングの有効性

ここで、提案手法の各改良点による効果を検証する．そのために、提案手法そのもの、決済のタイミングを用いないもの、提案手法から逆トレンドデータを用いないものと比較する．本手法は遺伝的アルゴリズムおよび遺伝的プログラミングを用いるため乱数的な要素を含む．そこで、各実験は 20 回テストした平均結果によって比較する．

5.2.1 利益率

まず、利益率について評価する．利益率とは最終保有金額が初期保有金額に対して何パーセントを増えたかを示す指標である (式 5.1) ．

$$profit[\%] = \frac{FinalAsset - InitialAsset}{InitialAsset} \times 100 \quad (5.1)$$

図 5.2 に提案手法そのもの、逆トレンドデータが適応しない場合、決済のタイミングを用いない場合の利益率を示す．

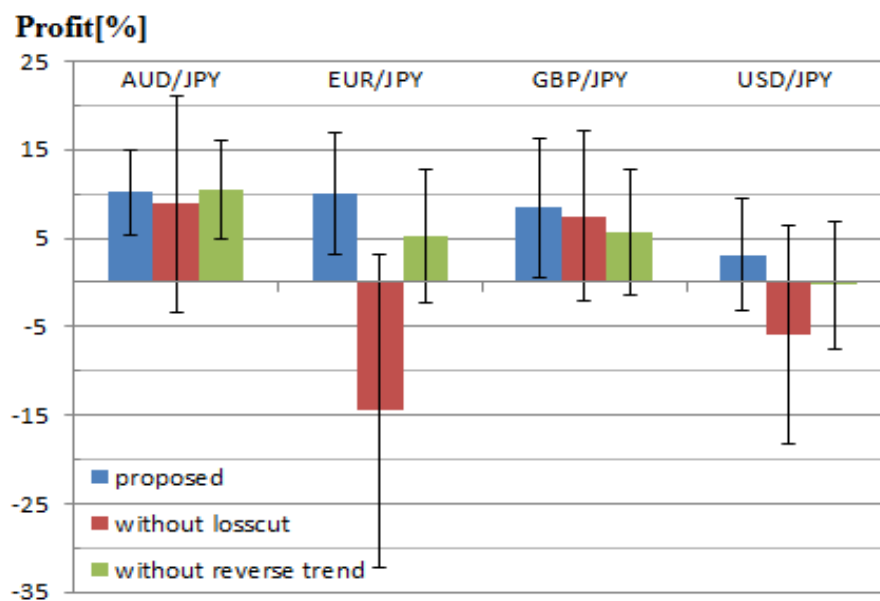


図 5.2: 提案手法：利益率

- 提案手法

どの通貨においても最終的に利益を上げることができたが、最も多くの利益を上げたのは AUD/JPY と EUR/JPY で、それぞれの利益率は 10.17%、10.02% だった．この原因はこれら通貨の変動幅が大きいことが起因する．変動幅が大きいほど期待できる利益も大きくなるためである．次に、GBP/JPY が 8.46% の利益を上げている．変動幅で比べると最も低い

のが USD/JPY であり、3.09%だけの利益を上げることが出来た。この観点からすると、提案手法は AUD/JPY と EUR/JPY の通貨に対して相性が良いといえる。逆に変動幅小さい USD/JPY とは相性が悪いと思われる。

- 決済のタイミングを用いない場合

決済のタイミングを用いない場合は、AUD/JPY と GBP/JPY の通貨ではそれぞれ 8.84%、7.46%の利益を出せた。しかし、EUR/JPY と USD/JPY の通貨ではそれぞれ 14.5%と 5.94%の損失が出た。この事実より、決済のタイミングは損失を抑えるだけでなく、利益を上げることに貢献できているといえる。

- 逆トレンドデータを用いない場合

逆トレンドデータを用いない場合、USD/JPY の通貨で 0.34%の損失が発生した。EUR/JPY、GBP/JPY などの通貨では 5.66%、5.3%の利益が出た。また、特に注意したいのは AUD/JPY の場合は 10.49%の利益を上げられることができ、これは提案手法より微妙ながら大きいという結果になった。AUD/JPY 以外の通貨では利益が向上することより、逆トレンドデータによる学習は有効の方法といえる。

5.2.2 標準偏差

次に、標準偏差について評価する。図 5.2 の棒グラフに上下両方向に標準偏差線を描いた。標準偏差は、最終資産に対して算出したものであり、結果のばらつきを表す。どの通貨でも提案手法の標準偏差が少なく安定した手法になっていることを示している。一方、逆トレンドデータを用いない場合、決済のタイミングを用いない場合の順に標準偏差が増えている。これは、決済のタイミングはばらつきを安定させ、逆トレンドデータは損失を抑える役割を果たしているという証明になる。

5.2.3 最大ドローダウン

次に、最大ドローダウンについて評価する。図 5.3 に最大ドローダウンを示す。上記に述べたように最大ドローダウンは運用期間中で最も資産が減った値である。最大ドローダウンは為替トレーダーにとって、考えられる一番大きいリスクであり、小さい値が望ましい。提案手法は各通貨において最大ドローダウンは小さかった。GBP/JPY の通貨以外の場合は提案手法に続き、逆トレンドデータを用いない方法、決済のタイミングを用いない方法の順に最大ドローダウンが増えている。GBP/JPY の場合は手数料であるスプレッドが大きいことが最大ドローダウンが増えた原因になったと考えられる。スプレッドが大きいと、間違ったシグナルなどの影響を受け、損失が増える。逆トレンドデータはそのリスクを見事に抑えることに成功したといえる。他の通貨では、注文のタイミングを計算することが、損失を抑えるために大きい要因になっていることを示している。

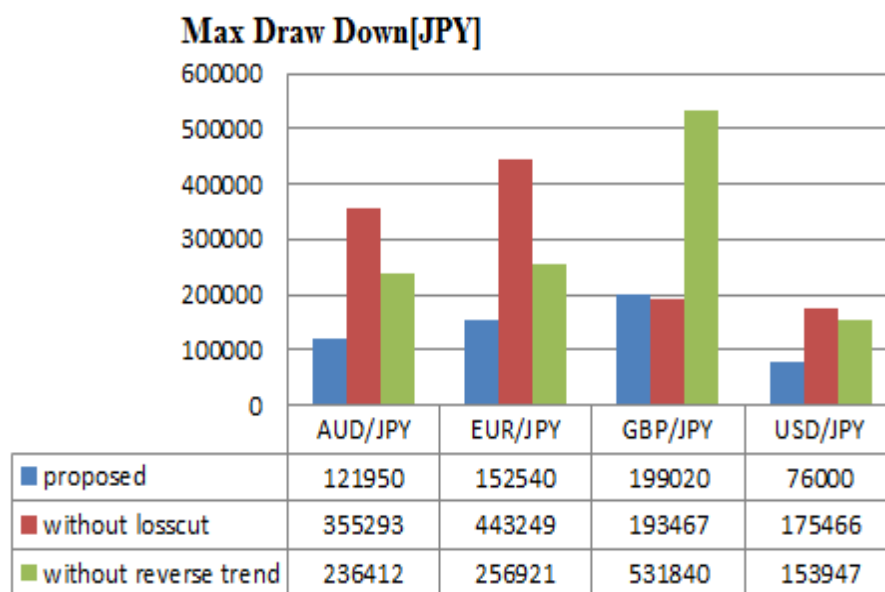


図 5.3: 提案手法：最大ドロールドアウン

5.2.4 取引回数

最後に、表 5.4 に提案手法の比較を示す。提案手法、逆トレンドデータを用いない場合の取引回数それほど差がなかった。一方、提案手法の取引数は注文のタイミングを計算しない場合の取引回数より多かった。提案手法は、損失を出した場合は取引回数は変わらないが、利益が出た場合は取引回数が増えるように設計している。取引回数が増えることは利益を多く出していることを示し、その結果利益が増えたといえる。

5.2.5 資産運用

グラフ 5.4, 5.5, 5.6, 5.7 にそれぞれ、AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対する資産運用結果を示す。赤線は為替価格レート、緑色は提案手法、水色は逆トレンドデータを用いない方法、ピンク色は決済のタイミングを計算しない方法をそれぞれを表している。これらの表から分かることは提案手法と逆トレンドデータを用いた方法の場合は変化幅は同じ、決済のタイミングを計算しない方法の場合は資産変化幅は大きいことがわかる。資産変化幅は、各取引における利益及び損失を示すもので、一般的に利益の幅が大きい、損失幅は小さいことが望ましい。本手法は資産変化幅を小さくすることで損失を抑えている。また、利益を出す取引回数を増やすことで全体の利益を上げられたといえる。

提案手法を適応した時の資産運用を表すグラフ 5.4 を例として考察する。ピンク色の線は決済のタイミングを計算しない場合、水色線は逆トレンドデータを用いない場合、緑色の線は提案手法の資産運用結果を表している。グラフから分かるように決済のタイミングを計算しない場合は

表 5.4: 提案手法の平均結果

| Currency | Method | Asset | StDev | Draw Down | Trade |
|----------|----------------------------|-----------|---------|-----------|-------|
| AUD/JPY | Proposed | 1,652,550 | 71,529 | 121,950 | 86 |
| | Without loss cut | 1,632,553 | 194,581 | 355,293 | 77 |
| | Without reverse trend data | 1,657,300 | 82,394 | 236,412 | 72 |
| EUR/JPY | Proposed | 1,650,350 | 103,398 | 152,540 | 85 |
| | Without loss cut | 1,282,333 | 265,859 | 443,249 | 81 |
| | Without reverse trend data | 1,579,500 | 113,214 | 256,921 | 88 |
| GBP/JPY | Proposed | 2,169,260 | 157,138 | 199,020 | 86 |
| | Without loss cut | 2,149,295 | 192,727 | 193,467 | 82 |
| | Without reverse trend data | 2,113,100 | 142,145 | 531,840 | 85 |
| USD/JPY | Proposed | 1,030,900 | 63,319 | 76,000 | 89 |
| | Without loss cut | 1,063,142 | 122,512 | 175,466 | 79 |
| | Without reverse trend data | 996,600 | 71,324 | 153,947 | 88 |

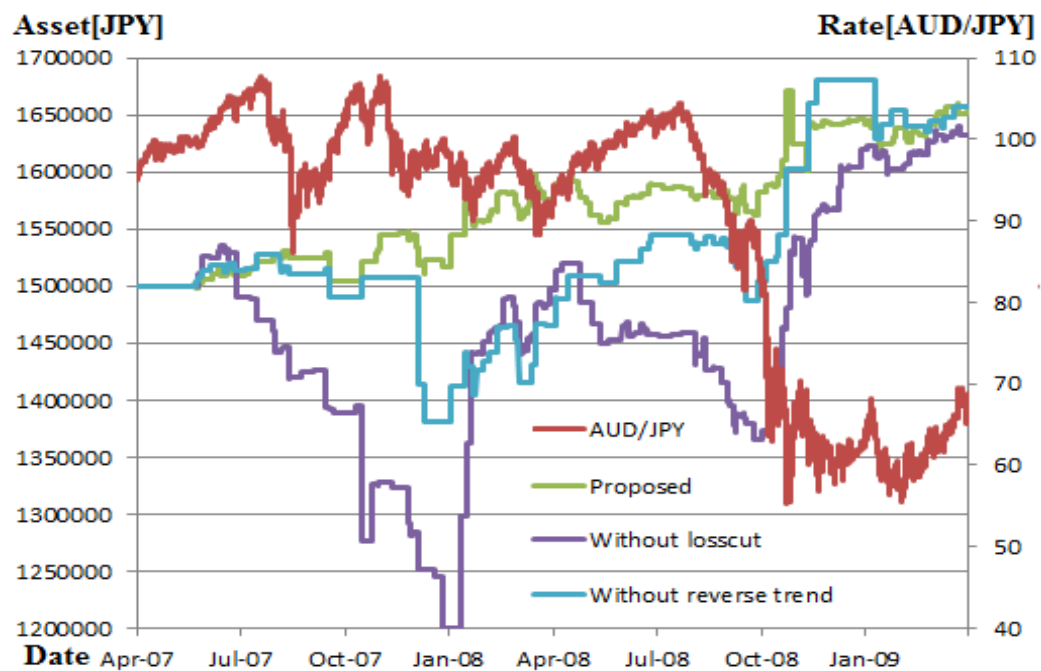


図 5.4: 提案手法：資産運用結果 (AUD/JPY)

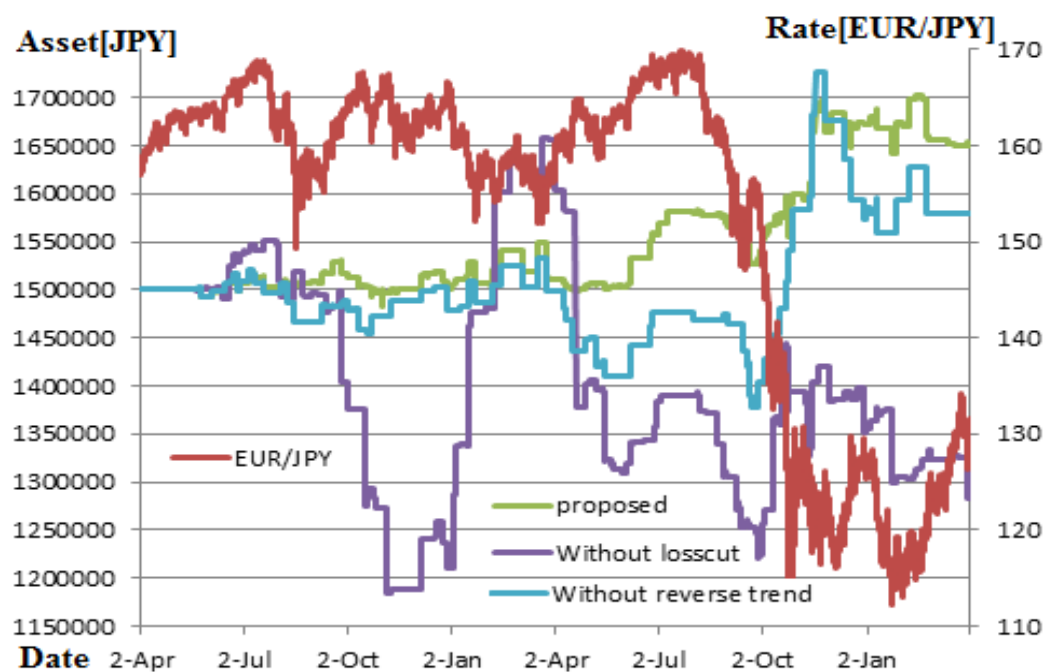


図 5.5: 提案手法：資産運用結果 (EUR/JPY)

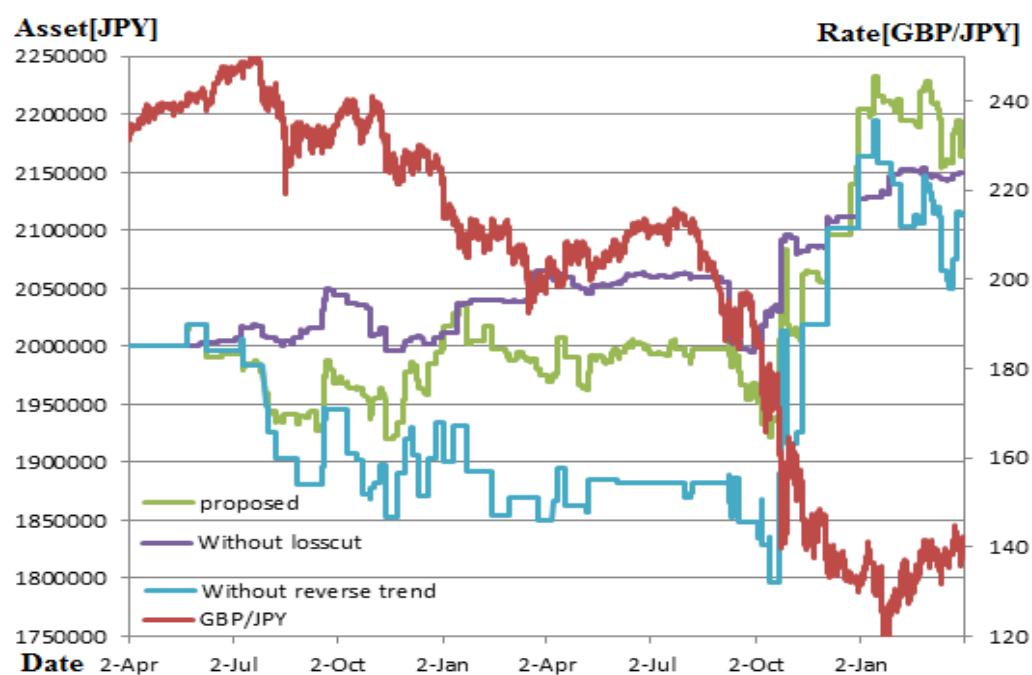


図 5.6: 提案手法：資産運用結果 (GBP/JPY)

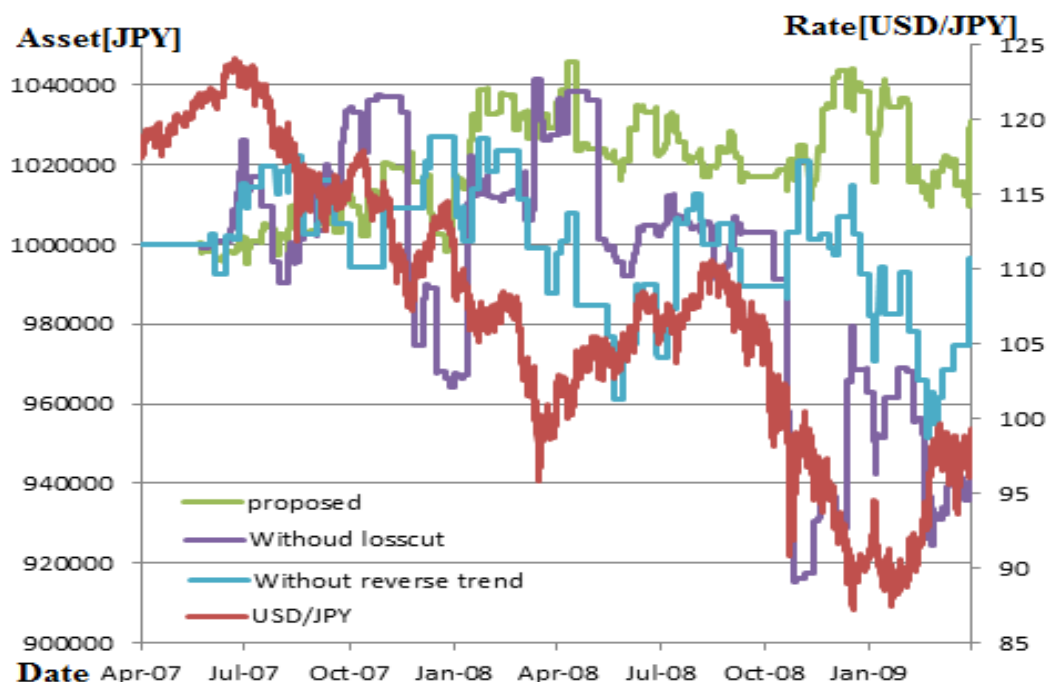


図 5.7: 提案手法：資産運用結果 (USD/JPY)

資産変化は大きく動いていることがわかる。これは、買いと売りのシグナルのみを用いた取引をした結果を表し、注文と決済の間で為替価格の変化が大きく動いていることを示す。また、2007年5月から2008年4月まで損している。次に2008年の1月から2008年5月までに利益を出し、続いて2008年10月までに損失が発生し、2009年4月までに利益を出している。その結果として最後に利益を出すことに成功している。損している期間では、学習データおよび逆トレンドデータの傾向が全く異なることが原因となっている。よって、逆トレンドデータを学習しても、決済のタイミングを計算しない場合は、損失が発生する場合が存在することがある。

一方、逆トレンドデータを用いない場合は、資産運用グラフの形が長い期間において同じ動くことができる。細かく見ると本来大きく存していたところでは、利益を出すようになっていくことが分かる。これは、損失する前に利益を出すことに成功していることを表す。

最後に、提案手法ではどの期間においても初期保有金額より下回ることもなく安定して利益を出すことに成功している。

以上のことから、提案手法の逆トレンドデータを応用する方法、決済タイミングを計算する方法が有効性であると言える。

5.3 既存の研究との比較

5.3.1 RL に用いた取引手法

ここでは，強化学習に用いた取引手法と比較する．提案手法は利益率，標準偏差，最大ドロウダウンなどの点でこの手法より優れていた．まず，図 5.8 に利益率を示す．強化学習を用いた手法は，

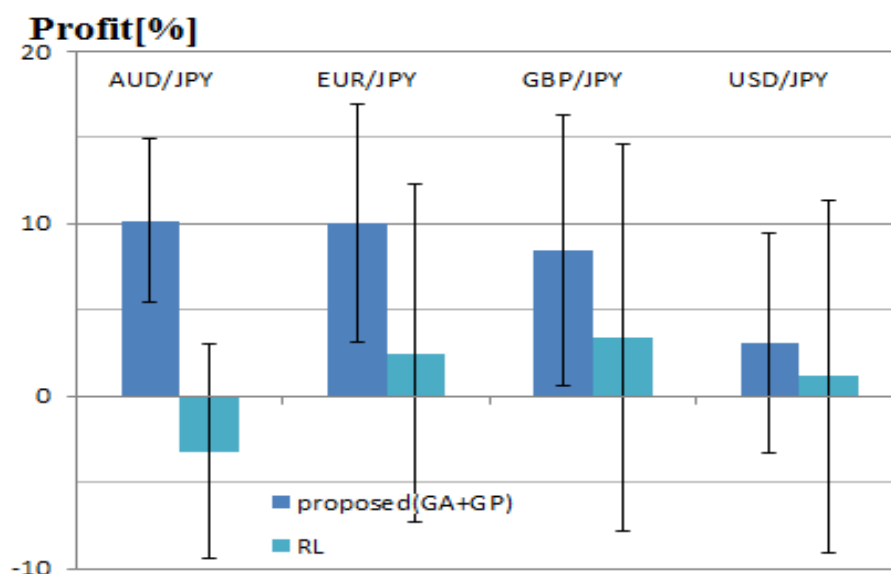


図 5.8: 比較 (RL): 利益率

AUD/JPY 以外の通貨では利益を出すことに成功している．各通貨における利益率は，AUD/JPY の場合は-3.19%，EUR/JPY の場合は 2.47%，GBP/JPY の場合は 3.41 と USD/JPY の場合は 1.15%となっている．2 年間の運用の結果は-3.19%から 3.41%であるため非常に低い結果といえる．一方，提案手法と比べて低く USD/JPY を除いて，8.47%から 10.17%の利益で圧勝している．USD/JPY の場合は提案手法は 3.09%で約 3 倍の利益を出すことに成功している．

標準偏差

まず，図 5.8 の標準偏差で評価する．強化学習を用いたこの手法は，AUD/JPY，EUR/JPY，GBP/JPY の通貨においてそれぞれ 6.25%，9.78%，11.23%，10.22%の標準偏差を持っていた．一方，提案手法はこれらに通貨においては，4.77%，6.89%，7.86%，6.33%といずれも低い値になっている．従って，標準偏差の面では提案手法は優れていると言える．

最大ドロウダウン

最後に，最大ドロウダウンについて評価する．図 5.9 に最大ドロウダウンを示す．図 5.9 提案手

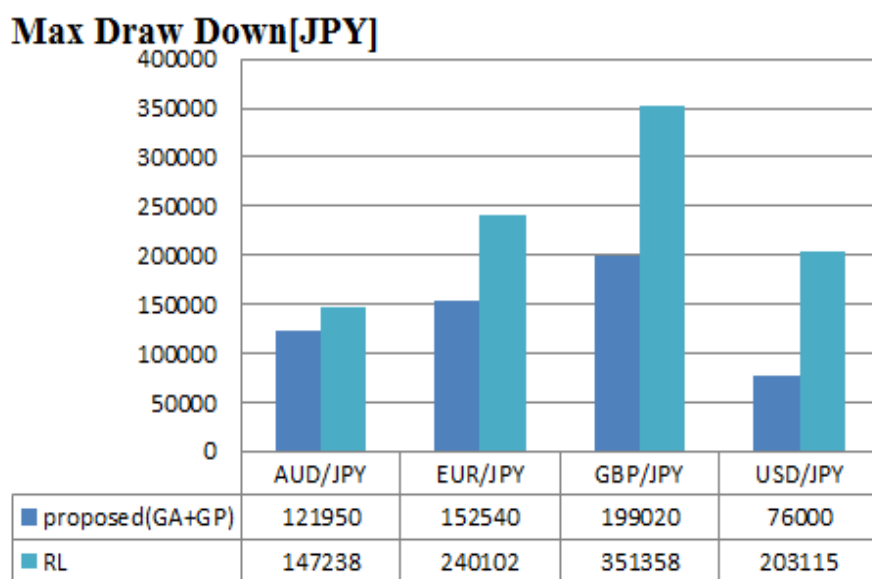


図 5.9: 比較 (RL): 最大ドローダウン

法は、どの通貨においても強化学習を用いた取引手法と比べた最大ドローダウンが低かった。従って、提案手法は安定性の面では優れていると言える。

取引回数

最後に、表 5.5 に比較表を示す。RL を用いた取引手法は取引数は、提案手法より少ないことが

表 5.5: RL を用いた手法との比較

| Currency | Method | Asset | StDev | Draw Down | Trade |
|----------|-----------------|-----------|---------|-----------|-------|
| AUD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,652,550 | 71,529 | 121,950 | 86 |
| | RL | 1,452,103 | 93,759 | 147,238 | 64 |
| EUR/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,650,350 | 103,398 | 152,540 | 85 |
| | RL | 1,537,048 | 146,671 | 240,102 | 77 |
| GBP/JPY | Proposed(GA+GP) | 2,169,260 | 157,138 | 199,020 | 86 |
| | RL | 2,068,185 | 224,637 | 351,358 | 75 |
| USD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,030,900 | 63,319 | 76,000 | 89 |
| | RL | 1,011,491 | 102,238 | 203,115 | 81 |

分かる。しかし、AUD/JPY 通貨以外の場合は利益を出すため、ある程度安定した手法に見える。最終保有金額を比べてみると分かるように利益の面では提案手法は勝っているといえる。

5.3.2 GAを用いた取引手法

ここでは、提案手法を遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法と比較する。提案手法はどの点においても遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法より優れていた。

利益率

まず、利益率について評価する。図 5.10 に利益率を示す。提案手法は通貨においても最終的に

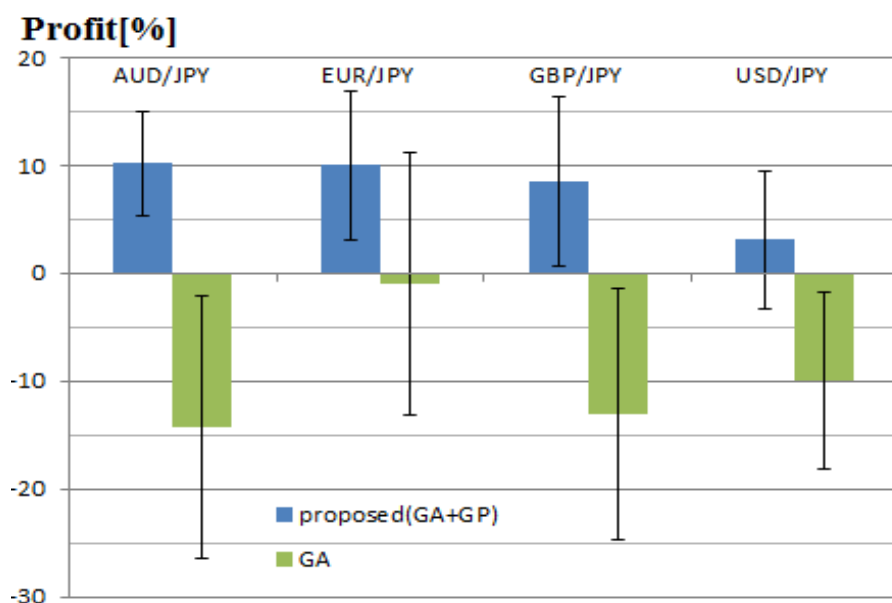


図 5.10: 比較 (GA): 利益率

利益を上げることができた。一方、提案手法を遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法はどの通貨においても損失を出た。損失が出た理由として考えられるのは、取り扱っている指標の数が少ないこと、指標の組み合わせが限られていること、為替価格予測が失敗し、レバレッジ効果によって大きく損したことが上げられる。また、この遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法は一時間足データに適したもので 10 分足データでは、有効ではないといえる。

標準偏差

次に、標準偏差について評価する。図 5.10 の棒グラフに上下両方向に標準偏差線を描いた。提案手法はどの通貨でも標準偏差が少なく安定していた。一方、遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法は、標準偏差が大きく、損失も利益も大きくでるようになっており、安定していない方法と言える。

最大ドローダウン

次に，最大ドローダウンについて評価する．図 5.11 に最大ドローダウンを示す．提案手法は各

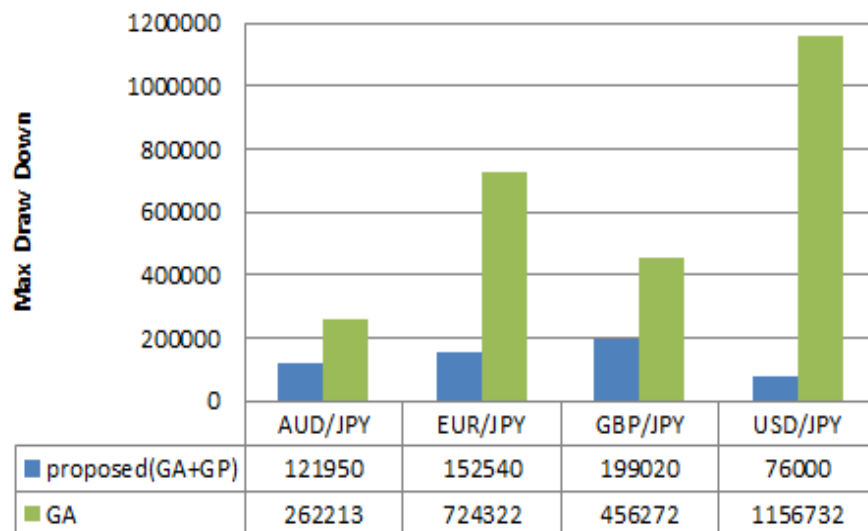


図 5.11: 比較 (GA): 最大ドローダウン

通貨において最大ドローダウンは小さかった．一方，遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法は，最大ドローダウンが非常に大きく，安定していない．特に，USD/JPY の通貨では最大ドローダウンは初期保有金額よりも大きくなっているのは深刻な問題で現実世界ではこれ以降の取引が不可能になる．

取引回数

最後に，表 5.6 に比較表を示す．遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法は提案手法より取引数

表 5.6: GA を用いた手法との比較

| Currency | Method | Asset | StDev | Draw Down | Trade |
|----------|-----------------|-----------|---------|-----------|-------|
| AUD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,652,550 | 71,529 | 121,950 | 86 |
| | GA | 1,285,561 | 182,314 | 262,213 | 513 |
| EUR/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,650,350 | 103,398 | 152,540 | 85 |
| | GA | 1,485,425 | 183,231 | 724,322 | 487 |
| GBP/JPY | Proposed(GA+GP) | 2,169,260 | 157,138 | 199,020 | 86 |
| | GA | 1,739,092 | 234,132 | 456,272 | 471 |
| USD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,030,900 | 63,319 | 76,000 | 89 |
| | GA | 900,286 | 82,593 | 1,156,732 | 442 |

は約5倍ぐらいになっている．一般的に，取引数が大きいことは必ずしも損失がでる要因になるわけでもないが，大量に手数料が発生すること，間違ったシグナルによる取引は損失を出すことから取引数が大きい手法はリスクがある手法と言える．

資産運用

グラフ 5.12, 5.13, 5.14, 5.15 にそれぞれ, AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対する資産運用結果を示す．赤線は為替価格レート，緑色は提案手法，水色は遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法をそれぞれを表している．遺伝的アルゴリズムを用いた取引手法は基本的に資産変化幅小さいが，時々大幅に変化するケースが見られる．大幅に変化はレバレッジ効果によるものであり，利益を上げる大きな要因となっている．しかし，ほとんどの場合は損失となっており，結果的に大量の損失が発生したと見られる．

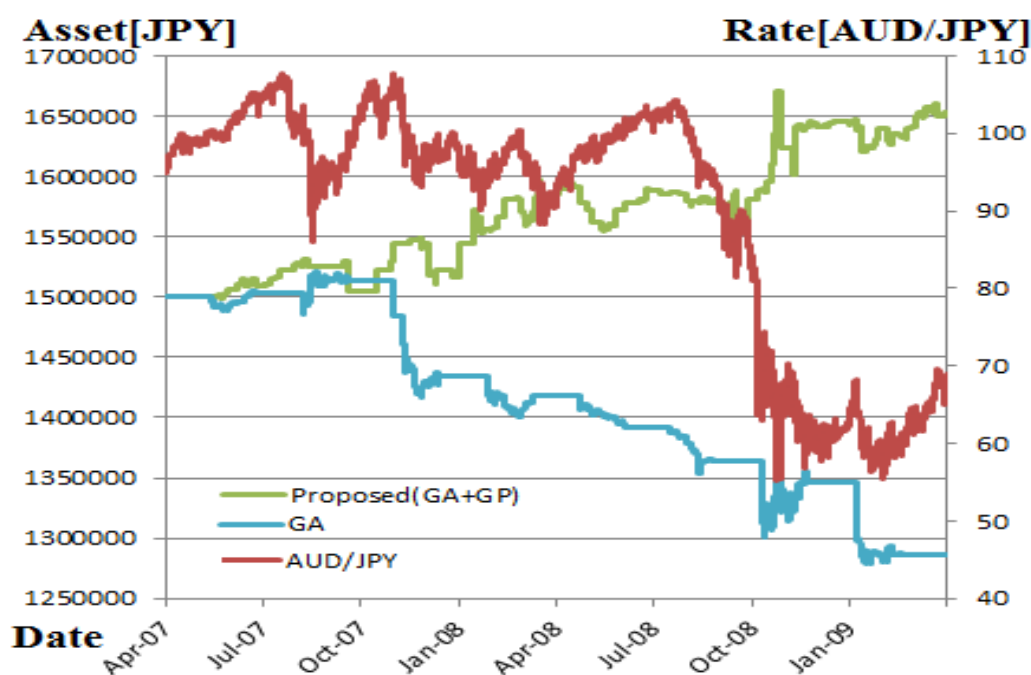


図 5.12: 比較 (GA): 資産運用結果 (AUD/JPY)

5.3.3 GA と GP を並列に用いた取引手法

ここでは，遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを並列に用いた取引手法と比較する．提案手法は USD/JPY 通貨以外の通貨において，利益率，標準偏差，最大ドローダウンなどの点でこの手法より優れていた．

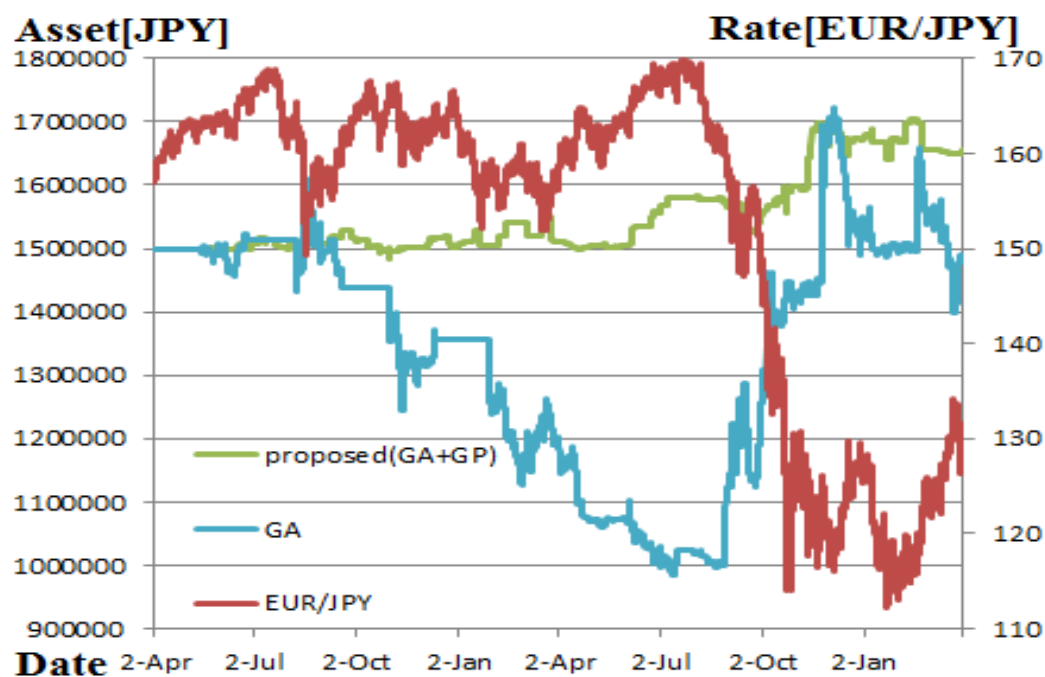


図 5.13: 比較 (GA): 資産運用結果 (EUR/JPY)

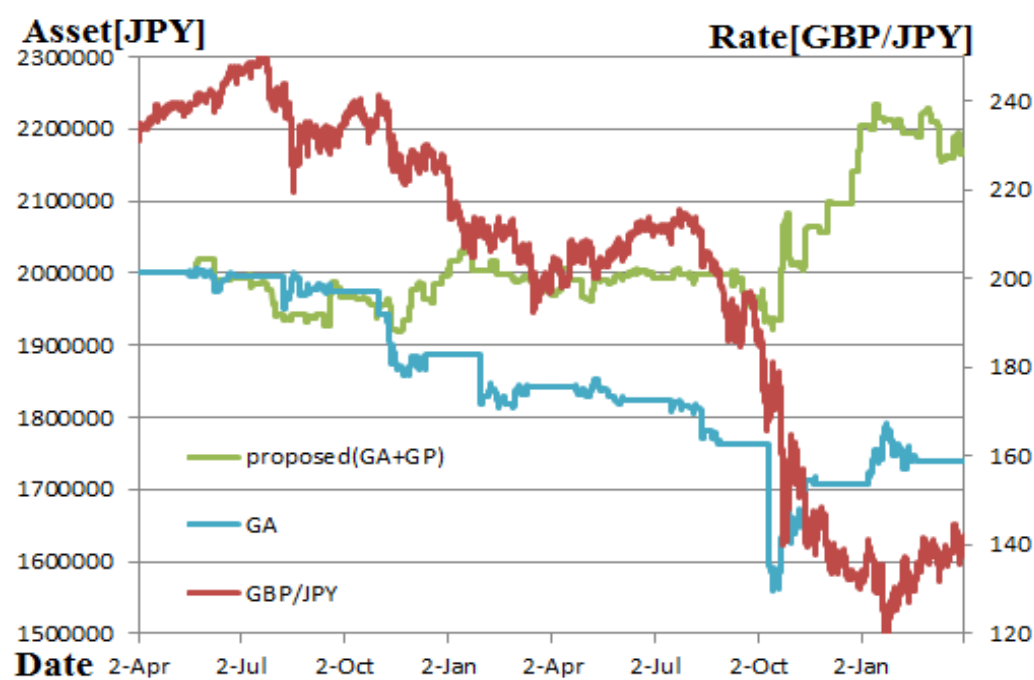


図 5.14: 比較 (GA): 資産運用結果 (GBP/JPY)

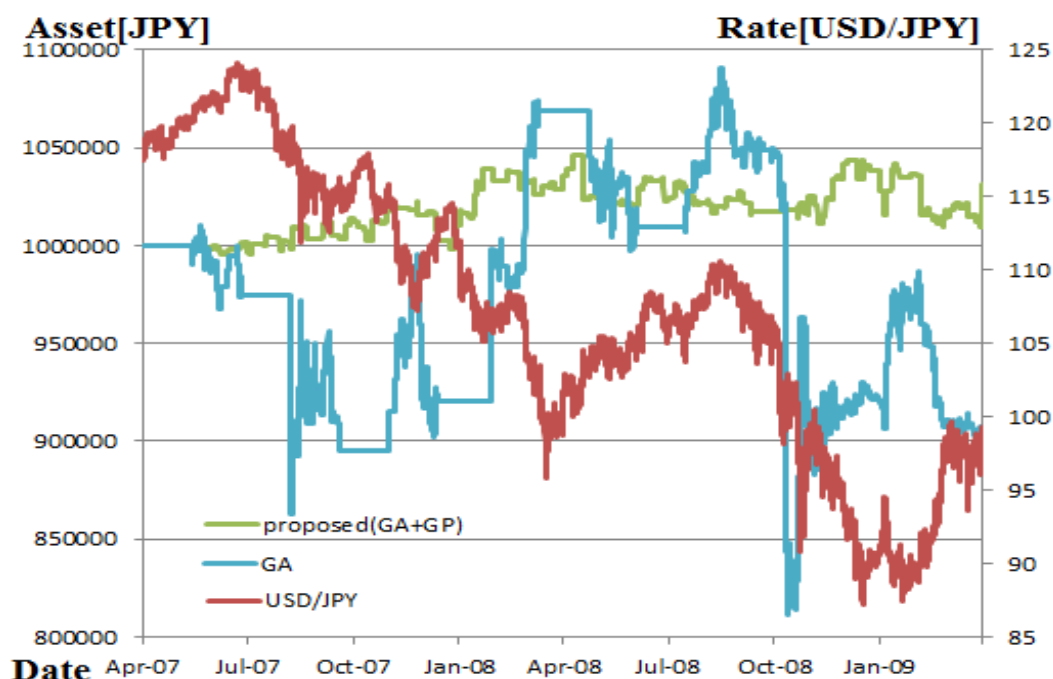


図 5.15: 比較 (GA): 資産運用結果 (USD/JPY)

利益率

図 5.10 に利益率を示す。

提案手法は、遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを並列に用いた取引手法と比べた USD/JPY 通貨以外の全ての通貨に対して高い利益を出すことが出来た。利益率を比べてみると提案手法は、AUD/JPY と EUR/JPY の通貨ではそれぞれ、15.59%、8.24 また、USD/JPY では 1.79%の利益で負けているが、両手法は 4.88%、3.09%という小さい利益を上げられている。

標準偏差

次に、図 5.16 の標準偏差で評価する。この手法は、提案手法と比べ、標準偏差が大きく、非常に不安定な手法といえる。

最大ドローダウン

次に、最大ドローダウンについて評価する。図 5.17 に最大ドローダウンを示す。提案手法は EUR/JPY、GBP/JPY、USD/JPY の通貨において最大ドローダウンは 10%から 27%小さかった。一方、AUD/JPY に置いては最大ドローダウンは 25%大きかった。しかし、最終的に提案手法は AUD/JPY の通貨では一番大きい利益である 10.17%の利益を上げているに対して、この手法は最大損失である 4.42%の損失を出している。

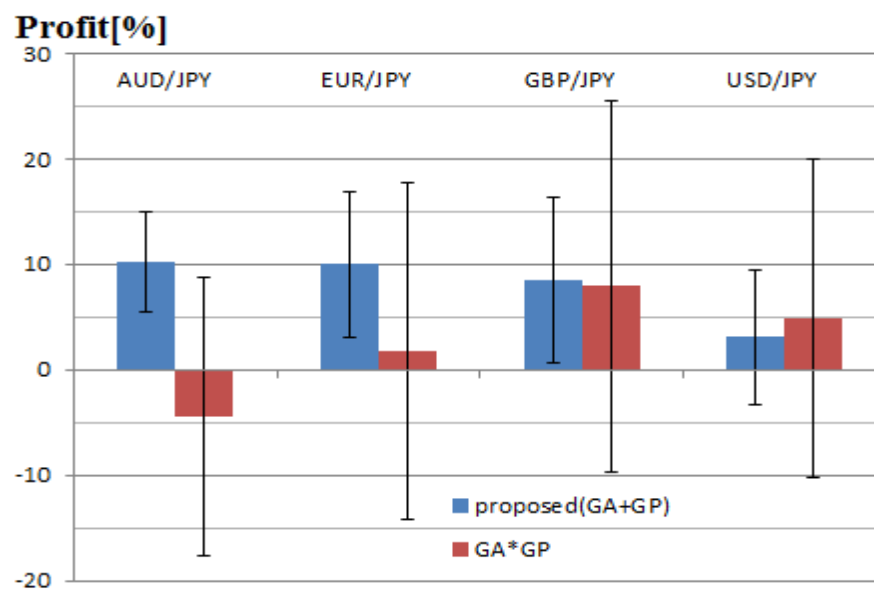


図 5.16: 比較 (GA*GP): 利益率

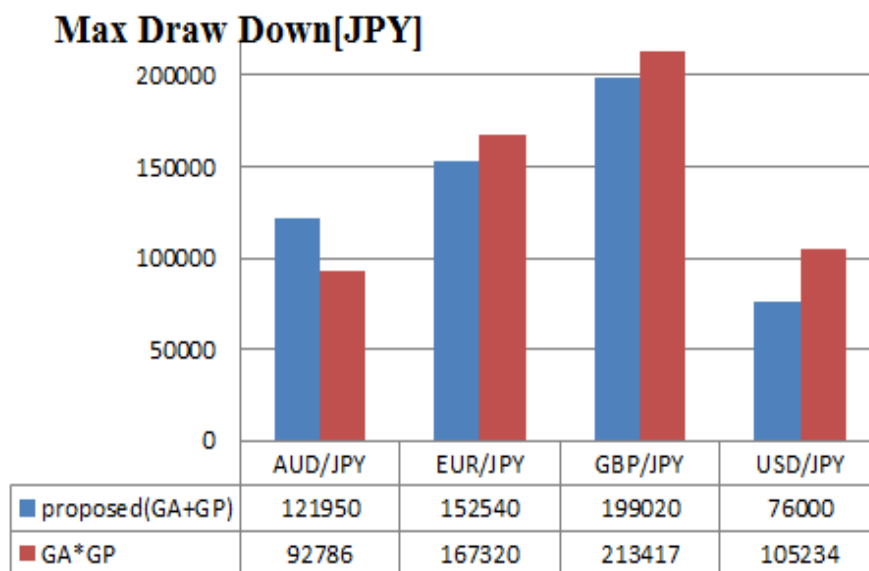


図 5.17: 比較 (GA*GP): 最大ドローダウン

取引回数

表 5.7: GA と GP を並列に用いる手法との比較

| Currency | Method | Asset | StDev | Draw Down | Trade |
|----------|-----------------|-----------|---------|-----------|-------|
| AUD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,652,550 | 71,529 | 121,950 | 86 |
| | GA*GP | 1,433,701 | 198,927 | 92,786 | 389 |
| EUR/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,650,350 | 103,398 | 152,540 | 85 |
| | GA*GP | 1,526,758 | 240,134 | 167,320 | 425 |
| GBP/JPY | Proposed(GA+GP) | 2,169,260 | 157,138 | 199,020 | 86 |
| | GA*GP | 2,158,413 | 343,215 | 213,417 | 477 |
| USD/JPY | Proposed(GA+GP) | 1,030,900 | 63,319 | 76,000 | 89 |
| | GA*GP | 1,048,604 | 150,231 | 105,234 | 341 |

表 5.7 より，この手法の取引数は提案手法より取引数は約 5 倍ぐらい多い，遺伝的アルゴリズムを用いた手法とはほぼ同じ数であった．また，取引数が多いが，最終的に利益を上げられるのこの手法の特徴である．

資産運用

表 5.18 , 5.19 , 5.20 , 5.7 にそれぞれ，AUD/JPY , EUR/JPY , GBP/JPY , USD/JPY の通貨に対する資産運用結果を示す．赤線は為替価格レート，緑色は提案手法，ピンク色は遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを並列に用いた取引手法の資産変化を表している．取引を行われない期間が提案手法と比べて長いことが分かる．また，資産変化幅は期間ごとによって変化するが，細かい変化が多く見られる．全体として為替価格レートの変化を良く読みことが出来るように見えるが実際に利益につながる取引が出来ていないことがわかる．

5.4 獲得した取引ルール

ここで，AUD/JPY 通貨において，2007 年 5 月から 2007 年 6 月に期間に適応された取引ルールの例を示す．表 5.8 では，遺伝的アルゴリズムによって最適化された指標のパラメータを示す．図 5.22 に買いと売りルールの木構造を示す．この時の決済のタイミングとして使われた利食い幅は 0.471, 損切り幅は 0.515 であった．表 5.9 にこの取引ルールを用いた，取引の結果を示す．2 , 3 , 7 , 8 番目の取引は利食いと損切りを用いない決済でその幅は小さい．全体として利益を出す取引数は 7 個，損失を出すのは 3 個だった．また，最終利益は 13400 円で高い利益を出すことに成功している．

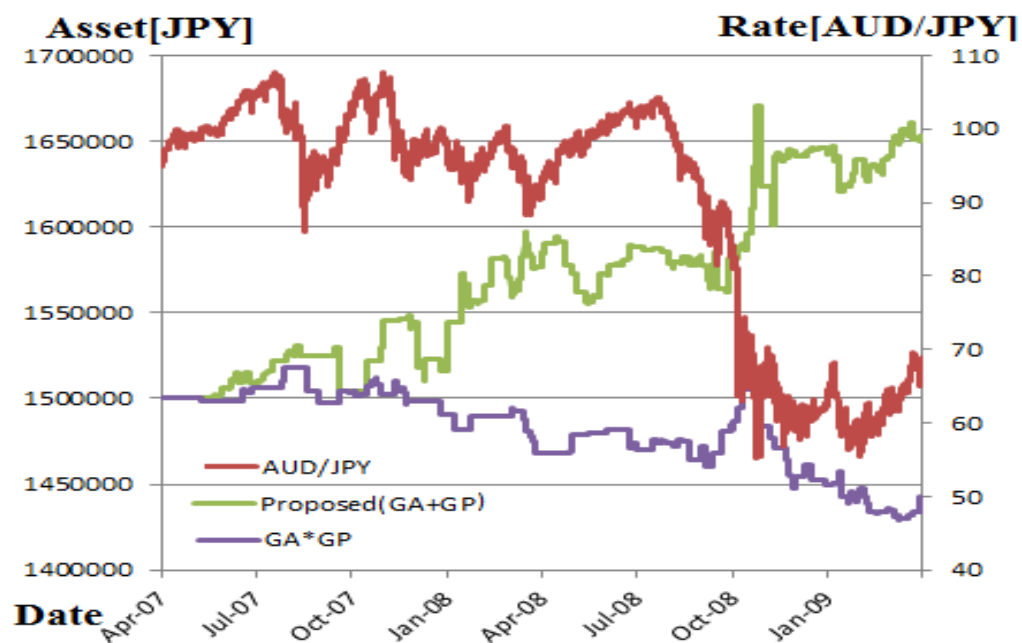


図 5.18: 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (AUD/JPY)

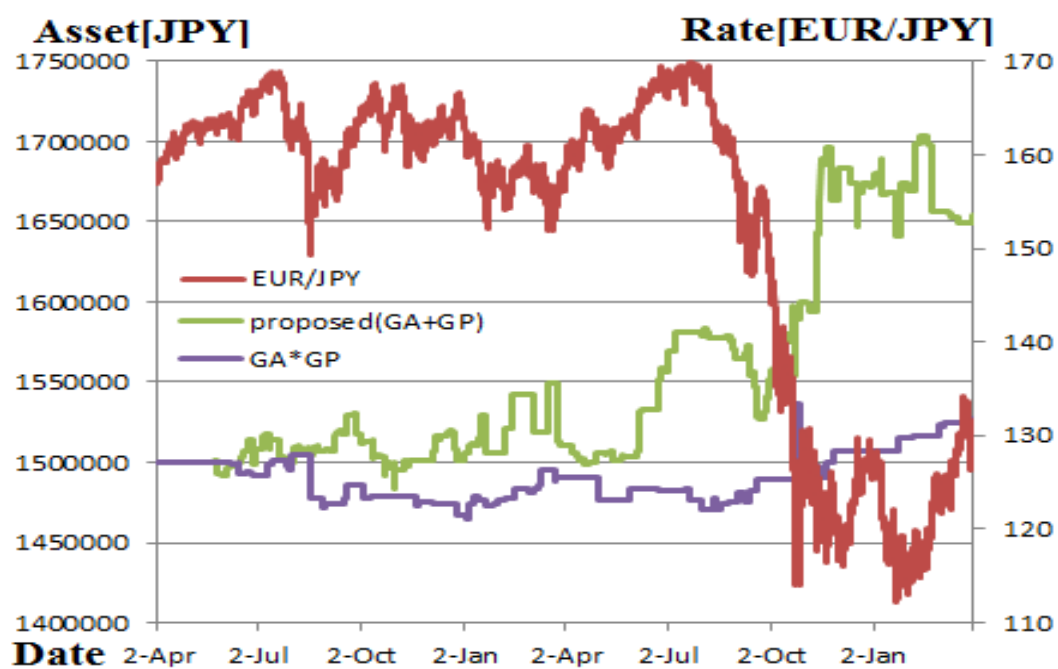


図 5.19: 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (EUR/JPY)

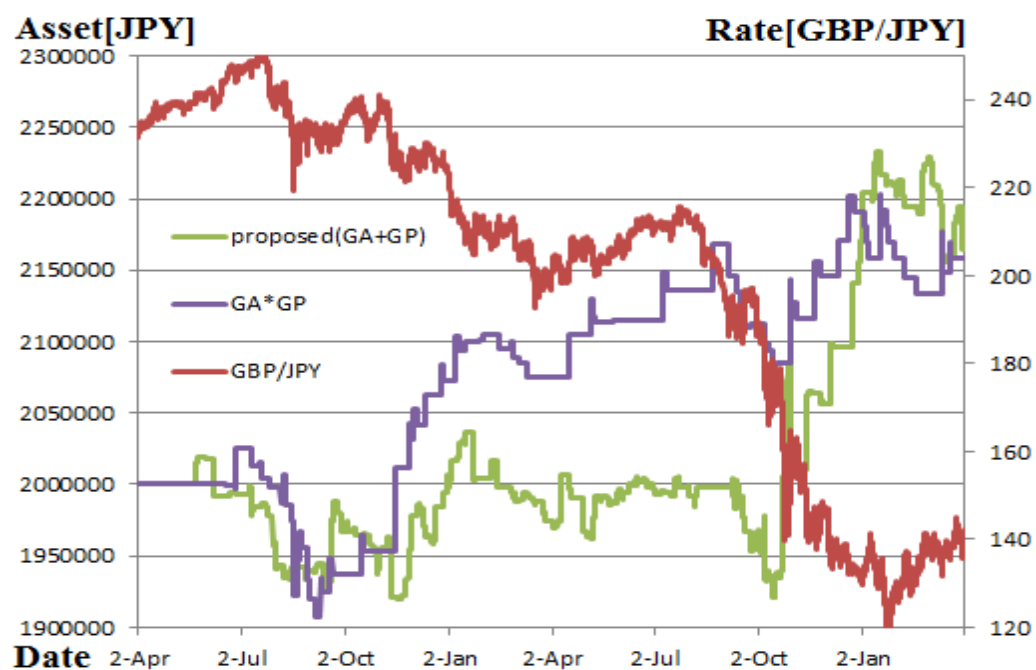


図 5.20: 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (GBP/JPY)

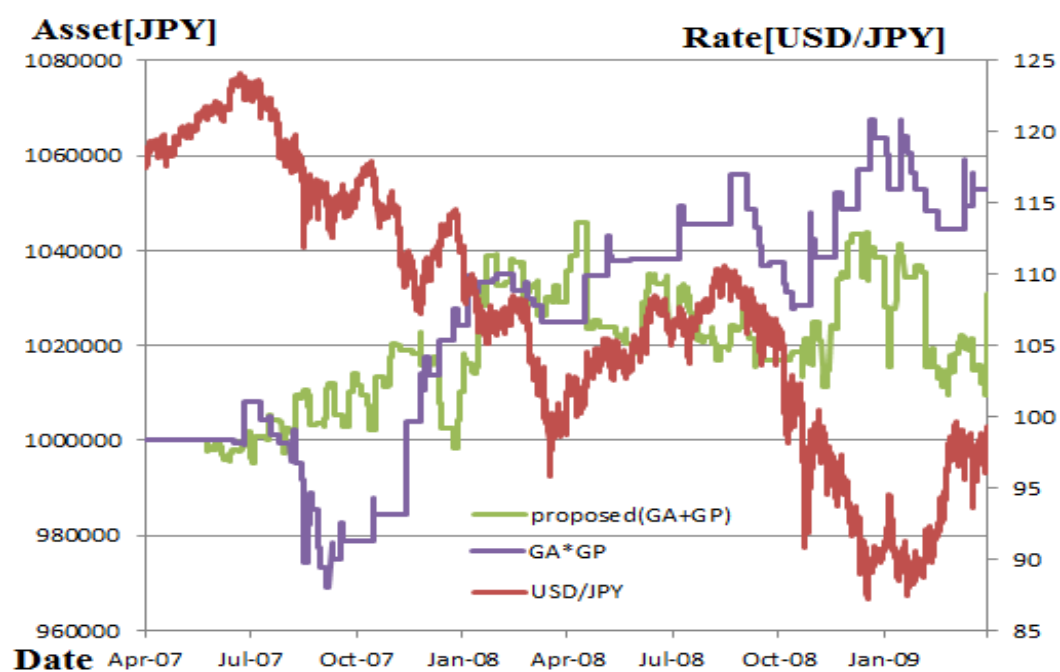


図 5.21: 比較 (GA*GP): 資産運用結果 (USD/JPY)

表 5.8: 取引ルールのパラメータ

| Indicator | Short | Long | Signal | Period | Fix Band | Buy threshold | Sell threshold |
|-----------|-------|------|--------|--------|----------|---------------|----------------|
| MA | 28 | 15 | - | - | 0.03 | - | - |
| MACD | 20 | 32 | 14 | - | 0.00 | - | - |
| RSI | - | - | - | 25 | 0.04 | 30.5 | 73.0 |
| BB | - | - | - | 29 | 0.02 | - | - |
| CCI | - | - | - | 25 | 0.13 | 104.5 | -102.0 |
| MO | - | - | - | 5 | 0.05 | - | - |
| PO | 10 | 15 | - | - | 0.03 | - | - |
| LW | - | - | - | 10 | 0.00 | -83.5 | -25.5 |
| SS | 5 | 6 | - | - | 0.02 | 19.5 | 76.5 |

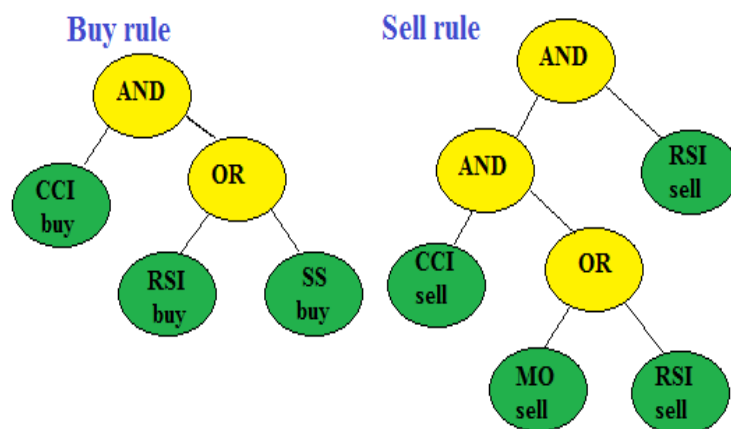


図 5.22: 獲得した取引ルール

表 5.9: 取引の結果

| # | Order-date | Price | Settlement-date | Price | Diff | Result | Asset |
|----|--------------------|--------|--------------------|--------|-------|-------------|---------|
| 1 | 2007/05/21 22 : 20 | 99.45 | 2007/05/23 15 : 00 | 99.94 | 0.49 | Buy-profit | 1504400 |
| 2 | 2007/05/25 00 : 20 | 99.65 | 2007/05/25 04 : 50 | 99.31 | -0.34 | Sell-profit | 1507300 |
| 3 | 2007/05/25 05 : 40 | 99.40 | 2007/05/28 15 : 10 | 99.62 | 0.22 | Buy-profit | 1509000 |
| 4 | 2007/05/29 01 : 00 | 99.66 | 2007/05/29 11 : 50 | 99.17 | -0.49 | Sell-profit | 1513400 |
| 5 | 2007/06/05 22 : 30 | 101.58 | 2007/06/06 10 : 50 | 102.10 | 0.52 | Buy-profit | 1518100 |
| 6 | 2007/06/18 09 : 20 | 103.71 | 2007/06/18 15 : 40 | 104.25 | 0.54 | Sell-loss | 1512200 |
| 7 | 2007/06/18 21 : 00 | 103.84 | 2007/06/19 16 : 10 | 104.17 | 0.33 | Buy-profit | 1515000 |
| 8 | 2007/06/20 11 : 50 | 104.37 | 2007/06/21 05 : 20 | 104.33 | -0.04 | Sell-loss | 1514900 |
| 9 | 2007/06/21 07 : 10 | 104.21 | 2007/06/22 02 : 50 | 104.69 | 0.48 | Buy-profit | 1519200 |
| 10 | 2007/06/23 05 : 30 | 104.83 | 2007/06/26 10 : 10 | 104.30 | -0.53 | Buy-loss | 1513400 |

第6章

考察

本章では、まず、提案手法の特徴に注目して考察を行う。次に、既存の取引手法に対しては提案手法と異なる点に注目して考察を行う。

6.1 提案手法に対する考察

提案手法の特徴を以下に示す。

- 逆トレンドデータ

学習データを用いて逆トレンドデータを作成し、これらに対して学習を行う。これは、学習データとは逆のトレンドのデータでも損失を抑え、利益を上げるためである。

- 決済タイミング

決済のタイミングを利食い幅、損切り幅によって決定している。これらの幅は獲得した取引ルール of 学習データ及び逆トレンドデータに適用したときに注文と決済の間の平均値、標準偏差によって決めていた。さらに、利食い幅、損切り幅だけではなく注文と逆のシグナルが出たときに決済を行われている。

- 適応度

適応度として使用するのは推定損失や利益を考慮した評価関数である。

- 独立な最適化

各指標のパラメータを独立に最適化する。取引ルールに用いるのは最大値ではなくよりロバスト性を持つパラメータセットであった。

- 取引ルールの構成

取引ルールとしては買いと売りの2つの木構造を用いている。それぞれに複数の指標を組み合わせているが指標シグナルとして用いるのは対応するものだけに絞っている。例えば、買いのルールの場合は判定条件として使われる指標は全て買いの信号のみで構成される。

これらの点に注目して、提案手法に対する考察を行う。

まず、利益率、最大ドローダウン、資産運用について提案手法の工夫点の効果を考察する。図5.2に逆トレンドデータを用いない場合と提案手法そのものの利益率を示している。提案手法はAUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPYの通貨に対してそれぞれ10.17%, 10.02%, 8.46%, 3.06%の利益率を出している。逆トレンドデータを用いない場合はAUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPYの通貨に対してそれぞれ10.48%, 5.3%, 5.66%, -0.34%の利益率を出している。注文のタイミングを計算しない場合はAUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPYの通貨に対してそれぞれ8.84%, -14.51%, 7.46%, -5.94%の利益率を出している。AUD/JPYの場合は逆トレンドデータを用いない場合の方がわずかに利益が高いが、他の通貨では提案手法の方が利益率が高い。また、提案手法は注文のタイミングを計算しない場合より利益が高いことがわかる。よって、逆トレンドデータを用いること、注文のタイミングを計算することが利益率の

向上に繋がっているといえる。また、注文のタイミングを計算しない方が利益率が最も低いことから注文のタイミングを計算することが一番大事であるといえる。

図 5.3 に最大ドロダウンを示している。どの通貨でも提案手法の最大ドロダウンが低いことが分かる。従って、逆トレンドデータを用いること、注文のタイミングを計算することが損失を抑える効果があるといえる。さらに図 5.4, 5.5, 5.6, 5.7 の資産運用グラフを見ると提案手法は損失が少なく安定して利益を出すことが出来ている。従って、逆トレンドデータを適応することで、学習データにない傾向でも利益を出すことができ、損失を抑えることに成功したといえる。

逆トレンドデータを用いても損失するケースが存在することが分かった。これを解決する方法として考えられるのはデータ全体からあらゆる傾向を予め用意し、学習することを上げられる。

次に、決済タイミングについて考察する。結果として逆トレンドデータと同じ傾向が見られるが、特に注目したいのは決済のタイミングを用いない場合は利益率の標準偏差が大きく、最大ドロダウンが増えているのである。また、資産運用グラフでは資産の変化が大きく変化している。一方、提案手法は変化幅が小さく同じ期間取引でも損失ではなく利益を上げ、最終的に利益につながったことが分かる。決済のタイミングを計算しない場合は指標のシグナルのみに頼る取引ルールになるため注文と決済の間のホールド時間が長くなる。この場合は利益と損失は単に逆トレンドデータを含む学習期間とテスト期間のデータがどれだけ同じ傾向であるかによって決定される。しかし、決済のタイミング計算することでホールド時間を短くすることができている。また、大きく損する前の段階で損切りを行ったり、逆に小さい幅であるが利益に変えることに成功している。従って、決済タイミングを計算することで、提案手法はより安定性を持ち、損失を抑えること効果があるといえる。また、逆トレンドデータを用いない場合と比較して決済タイミングを計算しない方が大きく損失を発生することからトレーディングシステムにおいて最も重視すべき要素といえる。

図 5.22 に実際に獲得した取引ルールの買いと売りルールの木構造を示している。買いと売りのルールに使われている指標数は重複を除いて 3 個に留まっている。これは有効な指標の抽出ができ、無効な指標の排除できていること表す。よって、取引ルールの生成方法が有効といえる。

また、表 5.8 を見ると一般に使われているパラメータセットとは異なる結果を得られたことがわかる。これは独立な最適化でもパラメータ値の探索ができることを示している。さらに、表 5.9 を見ると利食いや損切りによる 1 から 5 番目の取引まで利益を出し続け、6 番目の取引では損失を出している。このときに決済のタイミングとして計算された利食い幅は 0.471, 損切り幅は 0.515 であった。

また、その次の取引では損失ではなく利益をだすことから連続した損失を抑えることに成功していることがいえる。なお、資産運用グラフでは 20 回の平均をとっているが、こういったケースが少なからず見える。また、2, 3, 7, 8 番目の取引では利食いと損切りを用いない決済しているがその幅は小さいことがわかる。

最後に、全ての通貨において高い利益を上げられたことから本手法で用いた適応度は有効な方法であったといえる。

6.2 RL を用いた取引手法に対する考察

RL を用いた取引手法と提案手法の違いを以下に示す。

- 指標パラメータ

この手法ではパラメータの最適化を考慮せずに、単に一般的によく使われているパラメータセットを用いている。

- 環境状態

Q 学習を用いるこの取引手法では環境状態と用いるのは各指標の買いと売りのシグナル値である。つまり、8 つの指標を用いるため 16 個の買いと売りのシグナル値のセットで各環境が表現されている。提案手法の決済と注文のタイミングに当たるのはこの環境状態である。

- 適応度

適応度として使われているのは終値の変化値である。

これらの点に注目して、RL を用いた取引手法について考察を行う。

図 5.8 に RL を用いた取引手法の利益率と標準偏差を示している。提案手法は AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対してそれぞれ 10.17%, 10.02%, 8.46%, 3.06% の利益率を出している。RL を用いた取引手法は AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対してそれぞれ -3.21%, 2.47%, 3.41%, 1.15% の利益率を出している。

よって、RL を用いた取引手法は AUD/JPY の通貨では損失が発生する。他の通貨では利益を上げることができたが、提案手法と比べて小さい利益を出すことがわかる。また、図 5.9 の最大ドロウダウンでは RL を用いた手法は提案手法と比べて大きく損していることがわかる。従って、指標パラメータの最適化は利益を上げるための大事の要素であることが分かる。逆に指標パラメータを最適化せずに利益を上げることができた理由として考えられるのは取り扱う指標の数が多かったことである。つまり、トレーディングシステムの構築にはできるだけ多くの指標を取り入れることが重要といえる。

適応度として極めて単純に見える終値を学習することで為替価格の変動をある程度予測できたといえる。

次に注目したい点は表 5.5 の取引数である。RL を用いた取引手法は取引数は 64 から 81 であるに対して、提案手法は 85 から 89 回だった。これによって、取引回数は提案手法より少ないことがわかる。この原因として考えられるのは学習によって得られた取引ルールは、テスト期間において注文と決済を行う状態は必ず学習期間と同じである必要が生じることである。一方、提案手法では指標を論理演算子によって組み合わせているためより柔軟な取引ルールが獲得され、そ

の結果，取引数が増えたと思われる．

6.3 GA を用いた取引手法に対する考察

GA を用いた取引手法と提案手法の違いを以下に示す．

- 設計データ

この手法は元々は1時間足データに対して設計したもので，為替価格の予測などに1日に当たる24個のデータを用いている．

- 指標数

GA を用いた取引手法は4つ，提案手法は9つの指標を取り扱う．

- レバレッジ

この指標は注文する際に注文のタイミングの直前の24個のデータと学習データで連続する24個データの相関係数を求め，相関性が高い学習データの直後の上昇下落を計算している．そして上昇と下落の比率を用いてレバレッジ（ハイリスク・ハイリターン方法）を適応させている．

- 適応度

適応度として使われているのは学習期間における利益である．

- パラメータ値の探索範囲

各パラメータを表すビット数は5ビットで提案手法より1ビット少ない．

- 指標の組み合わせ方法

指標を論理演算子で組み合わせるがその際，必ず全ての指標を用いる．

- 利食いと損切り幅

利食いと損切り幅を遺伝子に組み込んでいるが，実際に使うときに連続する24個データの標準偏差であるボラティリティ（式2.51）を用いる．

これらの点に注目して，GA を用いた取引手法について考察を行う．

図5.10にGAを用いた取引手法の利益率と標準偏差を示している．提案手法はAUD/JPY，EUR/JPY，GBP/JPY，USD/JPYの通貨に対してそれぞれ10.17%，10.02%，8.46%，3.06%の利益率を出している．GAを用いた取引手法はAUD/JPY，EUR/JPY，GBP/JPY，USD/JPYの通貨に対してそれぞれ14.29%，0.97%，13.41%，9.97%の損失が発生している．GAを用いた取引手法は全ての通貨では損失が発生し，標準偏差が高く不安定の結果となっていることがわかる．また，図5.11の最大ドロウダウンではどの通貨でも大きく損していることがわかる．さらに図5.12，5.13，5.14，5.15の資産運用グラフを見ると基本的に資産変化幅は小さいが，時々大幅に変化するケースが見られる．大幅に変化する場合でも小さく変化する場合でも損失することが多い．大幅に変化する理由はレバレッジ効果によるものである．取引に損失する一つの原因と

して考えられるのはボラティリティ，相関係数などの計算では24個といった短い期間をとっていることである．10分足データは1時間足データと比べてばらつきが大きいいため予測が失敗していると思われる．もう一つの原因として指標の組み合わせ方法，パラメータ値の探索範囲が限られているから失敗していると考えられる．

次に注目したい点は表5.6の取引数が提案手法と比べてみると提案手法は平均87回取引するに対して，GAを用いた取引手法の平均取引回数は約5倍ぐらいの476回だった．一般的に，取引数が大きいことは必ずしも損失が発生する要因になるわけでもないが，大量に手数料が発生する．

Hirabayashiらの説明では[18]，利食いと損切り幅にボラティリティを乗じて用いる理由は，ボラティリティが大きい状況（荒い相場）であれば，利食い金額が大きくなることを意味するとの事だった．

ボラティリティが大きいと状況では期待できる利益が大きくなるが同時に損失も大きくなるはず．そこで，AUD/JPYの通貨におけるボラティリティのグラフを図6.1に示す．さらに，ボラ

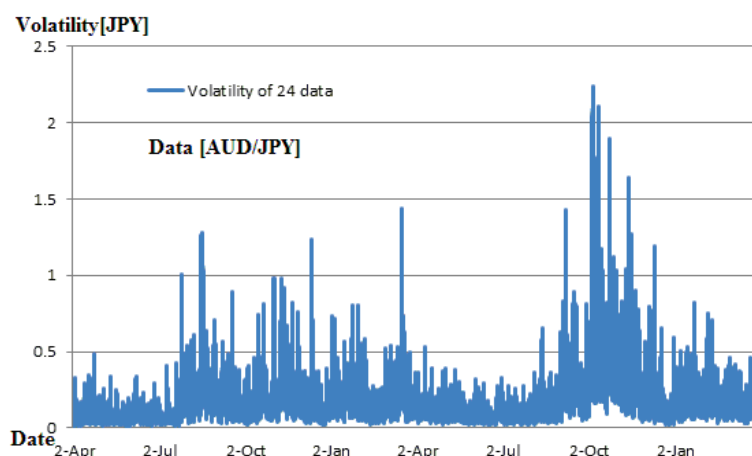


図 6.1: AUD/JPY における 24 個データのボラティリティ

ティリティのグラフを拡大したものを図6.2にしめす．図6.2から分かることはこのグラフ自体が大きく振動することがわかる．この振動の周期はそれほど長くない．仮に利食いと損切りを1として，GAを用いた取引手法の決済のタイミングを考えると，為替価格は変動するため必ずボラティリティが小さくなったときに決済が行われることがわかる．注文してから振動の周期ぐらい待つと必ず，決済が行われてしまう．これは10分足データは1時間足データと比べてばらつきが大きいいため十分に上昇あるいは下落しないうちに決済が行われることを意味する．従って，10分足データに対しては決済のタイミングとしてこの方法は適していないと考えられる．また，取引数が大きいことやほとんどの小さい資産変化はこれによって発生したと思われる．この手法の決済のタイミングの改善策として考えられるのは利食いと損切り幅をある程度大きく持つことが考えられるが，損失も大きくなってしまう可能性がある．

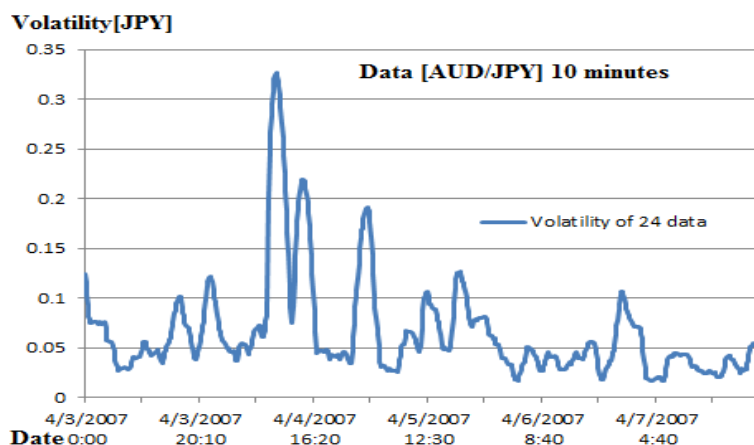


図 6.2: AUD/JPY における 24 個データのボラティリティ (拡大)

6.4 GA と GP を並列に用いた取引手法に対する考察

GA と GP を並列に用いた取引手法と提案手法の違いを以下に示す。

- GA と GP の使い方

提案手法も GA と GP を並列に用いた取引手法も GA を用いてパラメータの最適化を行い，GP を用いて指標も組み合わせを探索する．しかし，提案手法はこれらを順次に使用するに對してこの手法は並列に用いる．

- 指標数

GA を用いた取引手法は 4 つ，提案手法は 9 つの指標を取り扱う．

- 適応度

適応度として使われているのは学習期間における利益である．

- パラメータ値の探索範囲

各パラメータを表すビット数は 2 から 5 ビットであり，指標間隔が広い場合は多い．

- 取引ルール

この手法では指標をトレンド系及びオシレーター系でルールが異なるが両方が提案手法と同じ木構造で表される．

- 利食いと損切り幅

オシレーター系の取引ルールでは，取引手法と原理的に同じ．GA を用いた取引手法では決済の時に終値を用いるに對してこの手法は高値と安値を用いている．トレンド系の取引ルールでは，木構造のルートノードの値によって，決定される．

これらの点に注目して，GA と GP 並列に用いた取引手法について考察を行う．

図 5.16 に GA と GP を並列に用いた取引手法の利益率と標準偏差を示している。提案手法は AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対してそれぞれ 10.17%, 10.02%, 8.46%, 3.06% の利益率を出している。GA と GP を並列に用いた取引手法は AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨に対してそれぞれ -4.42%, 1.78%, 7.92%, 4.88% の利益率を出している。GA と GP を並列に用いた取引手法では、USD/JPY 通貨において利益率は 4.88% になっているに対して提案手法は 3.09% だった、AUD/JPY, EUR/JPY, GBP/JPY の通貨においてこの手法は提案手法より利益（高い損失）を出している。GA と GP を並列に用いた取引手法が提案手法はより、利益が少なかった理由として挙げられるのは指標数、パラメータの探索範囲、適応度の計算であると考えられる。標準偏差は全ての通貨に関して提案手法と比べて高く、不安定な要素を含まれている。

提案手法は EUR/JPY, GBP/JPY, USD/JPY の通貨において最大ドロダウンは 10% から 27% 小さかった。一方、AUD/JPY に置いては最大ドロダウンは 25% 大きかった。しかし、最終的に提案手法は AUD/JPY の通貨では一番大きい利益である 10.17% の利益を上げているに対して、この手法は最大損失である 4.42% の損失を出している。提案手法と比べて損失を抑えられないといえる。

図 5.18, 5.19, 5.20, 5.21 の資産運用グラフを見ると基本的に資産変化幅は提案手法と比べてほとんど同じだった。

Fujiwara ら [28] に報告によるとトレンド系ルールは利益を上げられるに対してオシレーター系ルールは損失が多かった。オシレーター系ルールによる損失を前節に説明したボラティリティを用いた決済によって説明できる。トレンド系ルールは提案手法の決済のタイミングを計算しない方法と同じである。トレンド系ルールで利益を得られたことがトレンド系指標の重要性を示すものといえる。

従って、GA と GP を並列に用いて指標の組み合わせを探索する方法が有効な方法で合ったと言える。しかし、利益が提案手法と比べて低いことから取り扱う指標の数が重要であるといえる。

第7章

総括

7.1 まとめ

提案手法は、合計9つのテクニカル指標を扱うことで安定性を向上させ、遺伝的アルゴリズムは各指標のパラメータ値を広い範囲で最適化し、指標の組み合わせで構成される取引ルールを遺伝的プログラミングを用いて可能な木構造全体から探索する手法であった。

提案手法では、トレーディングシステムに要求される条件を満たすために以下の工夫を施した。

- ロバスト性

様々な学習方法が直面する過学習を克服するために学習データに基づく逆トレンドデータを作成し、学習した。また、より一般的な取引ルールを生成するために、評価関数を工夫し、フィルタリングをかけた上で最適な解を探索し、取引ルールに取り入れた。

- 収益力、安定性

利益を上げながら損失を抑えるために、決済のタイミングを計算した。また、安定性を向上させるために取り複数の指標を取り扱い、これらの組み合わせで取引ルールを生成した。

- リアルタイム性

より現実的にするために10分足データという比較的短い間隔のデータを扱った。また、リアルタイム性を上げるために遺伝的アルゴリズムおよび遺伝的プログラミングの役割を分担させるだけではなく、各指標を独立に最適化する方法を取った。

様々な学習方法を用いた既存の取引手法と比較し、提案手法の有効性を検証した。以下、得られた結論を述べる。

逆トレンドデータを学習データと合わせて学習することで、学習データにはない傾向でも利益を出し、損失を抑えられた。

決済タイミングを計算することで利益の標準偏差および最大ドロウダウンを減らすことできた。また、これによって注文と決済の間のホールド時間を減らすだけでなく、大きく損失する前の段階で損切りを行ったり、逆に小さい幅であるが利益に変えることに成功した。さらに、決済のタイミングを計算することで損失を一回だけに抑え、連続した利益を上げるところを可能にした。

独立な指標パラメータの最適化、複数指標の組み合わせ、評価関数、フィルタリングによって各通貨において利益を出すことができた。

以上のことから提案手法は収益力、安定性、ロバスト性、リアルタイム性を持った有効な手法であるといえる。

7.2 今後の課題

トレーディングシステムの収益力および安定性を向上させるための方法を述べる．提案手法では9つの指標を取り扱っているが，さらに指標を増やすことで安定性を向上させると考えられる．

提案手法の検証より，収益力を向上させるための一番重要な要素が決済のタイミングを計算することが分かった．よって，さらに決済のタイミングを計算する方法を工夫することで収益力を向上させると考えられる．

最後に，為替取引を取扱う会社及びトレーダーの助けとなるようにリアルタイムアプリケーションに提案手法を組み込みたい．

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方からご指導、ご鞭撻を賜りました。

指導教官である伊庭斉志教授には、研究内容から研究に対する姿勢まで、貴重なご指導をいただきました。私が様々な学会にさんかするなど、充実した研究環境で、大学院生活を送ることができたのも、伊庭斉志教授のお陰であると実感しております。ここに深く感謝の意と礼儀を申し上げます。

また、研究室の先輩方には、研究に関する姿勢、その他の大学院生に関する姿勢やアドバイスなど、様々な面において学ばさせていただきました。Danushka Bollegala 助教授には、本格的な論文についてアドバイス、指導をいただいただけでなく、英文添削もしていただき、大変お世話になりました。丹治信氏には、提案手法の理由付け、必要とされる実験概要、アドバイス・コメント・指摘をいただき、大きな助けとなりました。渡辺晃生氏には、研究に関するアドバイスのみならず、日本語文添削などに親切に応じていただきまして、大変世話になりました。

研究室の優秀なメンバーらとは多くの時間を共有し、さまざまな刺激を受けました。研究をまとめあげられたのも、皆様の頑張る姿に背中押されていたからだと思います。

研究室の後輩たちにも感謝します。最後まで諦めずに頑張る姿に刺激を受けました。

また、私生活において心の支えとなってくれた友人たちにも深く感謝いたします。

最後に、私の大学院進学に賛同してくれ、経済的にも精神的にも支えて下さった家族、応援や世話してくれた彼女に心から感謝いたします。

参考文献

- [1] John H. Holland. Adaptation in natural and artificial systems : An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. *Ann Arbor*, University of Michigan Press, 1975.
- [2] C. J. Neely. Technical Analysis in the Foreign Exchange Market: A Layman's Guide. *Review*, pp. 23-38, 1997.
- [3] S. B. Achelis. Technical Analysis from A to Z. McGraw-Hill Trade, 2000.
- [4] J. Murphy. Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Method and Applications. Prentice Hall Press, 1999.
- [5] W. Sharpe. Mutual fund performance. *Journal of Business*, Vol 39, pp.119-138, 1966.
- [6] F. Sortino and H. Forsey. On the use and misuse of downside risk. *Journal of Portfolio Management*, Vol 22, pp. 35-42, 1996.
- [7] C. Watkins. Learning from Delayed Reward. PhD Thesis, Kings College, University of Cambridge, 1989.
- [8] C. Watkins, P. Dayan. Technical Note. Q-learning. *Machine Learning*, 8. pp.279-292, 1992.
- [9] R. Sutton and A. Barto. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 1998.
- [10] M. Bishop. Pattern recognition and Machine Learning. Springer-Verlag New York, Inc. Secaucus, NJ, USA, 2006.
- [11] A. Hryshko and T. Downs. System for foreign exchange trading using genetic algorithms and reinforcement learning. *International Journal of Systems Science*, Vol 35, No. 13-14, pp. 763 - 774, 2004.
- [12] A. Hryshko and T. Downs. An Implementation of Genetic Algorithms as a Basis for a Trading System on the Foreign Exchange Market. *R. Sarkar et. al., editors, Proc. Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 1695-1701, 2003.

- [13] A.Hryshko and T. Downs. A machine Learning Approach to Intraday Trading on Foreign Exchange Market. *IDEAL 2005*, pp.558-595, 2005
- [14] P. Fernandez-Blanco, D. Bodas-Sagi, F. Soltero, J. I. Hidalgo. Technical Market Indicators Optimization using Evolutionary Algorithms. *GECCO 2008*, pp. 1851-1857, 2008.
- [15] D. de la Fuente, A. Garrido, J. Laviada, Alberto Gomez. Genetic Algorithms to Optimize the Time to Make Stock Market Investment. *GECCO 2006*, Vol. 2, pp. 1857-1858, 2006.
- [16] L. Lin, L. Longbing, C. C. Zhang. Genetic Algorithms for Robust Optimization in Financial Applications. In *Computational Intelligence 2005*, pp.387-391, 2005.
- [17] A. Hirabayashi, C. Aranha, H. Iba. Optimization of the Trading Rule in Foreign Exchange using Genetic Algorithm. In Proceedings of *GECCO 2009*, pp. 1529-1536, ACM press, 2009.
- [18] A. Hirabayashi, H. Iba. Optimization of the Trading Rule in Foreign Exchange using Genetic Algorithm. Master thesis, The University of Tokyo, 2009. (In Japanese)
- [19] C. Aranha, H. Iba. Using Memetic Algorithms To Improve Portfolio Performance in Static and Dynamic Trading Scenarios. In Proceedings of *GECCO 2009*, pp. 1427-1434, ACM press, 2009.
- [20] J. Koza. Evolution of subsumption using genetic programming. In Proceedings of *ECAL1991*, MIT Press, 1992.
- [21] M. A. H. Dempster and C. M. Jones. A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, Vol 1, pp 397-413, 2001.
- [22] M. A. H. Dempster, T. W. Payne, Y. Romahi, and G. W. P. Thompson. Computational Learning Techniques for Intraday FX Trading Using Popular Technical Indicators. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol 12, No 4, July 2001.
- [23] M. A. H. Dempster and Y. S. Romahi. Intraday FX trading, An evolutionary reinforcement learning approach. In Proceedings of *IDEAL 2002*, pp 347-358, 2002.
- [24] J-Y. Potvina, P. Sorianoa, M. Vallee. Generating trading rules on the stock markets with genetic programming. *Computers and Operations Research*, vol. 31, pp. 1033-1047, 2004.
- [25] G. Wilson, W. Banhzah. Interday Foreign Exchange Trading using Linear Genetic Programming. In Proceedings of *GECCO 2010*, pp. 1139-1146, 2010

-
- [26] L.A. Becker, M. Seshadri. GP-evolved Technical Trading Rules Can Outperform Buy and hold. In *Proceedings of 6th International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing*, North Carolina USA, September, pp. 26-30, 2003.
- [27] K. Fujiwara, H. Iba. Generation of an Automated Foreign Exchange Trading System using Evolutionary Computing. *The Japanese Society for Artificial Intelligence SIG-FIN*, pp.89-96, 2009. (In Japanese)
- [28] K. Fujiwara, H. Iba. Generation of an Automated Foreign Exchange Trading System using Evolutionary Computing. Master thesis, The University of Tokyo, 2009. (In Japanese)
- [29] D. Zhang, Q. Jiang, X. Li. Application of Neural networks in Financial data mining. *International Journal of Computational Intelligence*, 1(2), 2004.
- [30] J. Yao and C. Tan. A case study on using neural networks to perform technical forecasting of Forex. *Neurocomputing*, Vol 34, pp. 79-98, 2000.
- [31] <http://www.fx-navi.net>, Foreign Exchange beginner's guide. (In Japanese)
- [32] <http://www.gaitame.com/>, FX gaitame dot com. (In Japanese)

発表文献

- [1] Badarch Tserenchimed, Hitoshi Iba. A Trading Method in FX using Evolutionary Algorithms: Extensions Based on Reverse Trend and Settlement Timing. *The Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2011)*, 2011. (Under review)
- [2] Badarch Tserenchimed, Hitoshi Iba. Optimization of the Real Time Trading Method in Foreign Exchange using Genetic Algorithm. *The Japanese Society for Artificial Intelligence FM-JSA*, pp.31-32, 2010. (In Japanese)
- [3] Badarch Tserenchimed, Hitoshi Iba. Optimization of the Real Time Trading Method in Foreign Exchange using Genetic Algorithm for 1-minute Data. In Proceedings of *The Japanese Society for Artificial Intelligence SIG-ECF*, pp.38-41, 2010. (In Japanese)