

動的指標切り替えを導入したGAによるFX売買ルールの最適化

Optimization of the FX trading rule with dynamic index switching by GA

天狗石 悠斗^{1*} 一ノ瀬 元喜¹
Yuto TENGUISI¹ Genki ICHINOSE¹

¹ 阿南工業高等専門学校
¹ Anan National College of Technology

Abstract: The optimization of trading rules in Foreign Exchange (FX) by using metaheuristics such as a Genetic Algorithm (GA) has been recently proposed. GA can learn trends and generate proper rules for FX. However, trends of exchange fluctuations always change by various factors. In such situations, it is difficult to apply one specific rule generated by GA for gaining benefits. This paper proposes the dynamic switching of generating rules by GA. The similarity between the learning data and the test data is calculated by correlation coefficient. This allows generated rules to adopt complex trends according to the circumstances. By conducting substantial simulations, we found that the medium correlation generated best benefits than strong correlations.

1 はじめに

現在、金融の分野においてさまざまなコンピュータシミュレーションを適用しようとする試みが盛んになってきている。適用対象としてはFX(外国為替証拠金取引)等が挙げられる。FXにおいて利益を得るためには為替の変動を予測する必要がある。しかし、為替相場はファンダメンタルズ要因や、テクニカル要因、需給要因といった様々な要因が複雑に絡み決定されるので為替の変動を予測することは非常に困難である。このような問題に対して人工知能を用いる研究はいくつか見られる[佐々木 1999][山口 2003]。その中でも特に人工市場に対しGA(遺伝的アルゴリズム)を適用し為替変動を予測する研究[和田 2000][鳥海 2008]、GAを用いてFXの最適化を行う研究がある[平林 2008]。為替相場を分析する方法としては各種経済要因から分析を行うファンダメンタルズ分析、相場の値動きから分析を行うテクニカル分析がある。このテクニカル分析において用いられる指標をテクニカル指標と呼ぶ。平林と伊庭[平林 2008]は複数のテクニカル指標をGAにより最適化し、GP(遺伝的プログラミング)により各指標に重み付けを行うことで組み合わせを最適化することで利益を生み出す手法を発見していたが、生み出されたルールにより得られる利益は実際の為替変動に大きな影響を受け、得られる利益にばらつきがあった。平

林らの研究をもとに我々が実験を行ったところ、学習用の為替データとテスト用の為替データとの変動がよく似た動きをしている場合に、より大きな利益を出すことに成功した。このことから現在の為替変動とよく似た変動をする学習期間から得られた売買ルールを使うようにすればより効果的に資産運用が行えるものと考えられる。

そこで、本研究では為替変動の類似度によりトレンド判断を行い、複数の売買ルールを動的に切り替える手法を提案する。また、先行研究における提案手法では、使用するテクニカル指標に重み付けを行うことで組み合わせの最適化を行っていたが、テクニカル指標の範囲の最適化と、重み付けによる組み合わせの最適化を同時に用いることは冗長な可能性がある。そこで、本研究では組み合わせの最適化については考慮せず、範囲の最適化のみを行うこととした。こうすることで、有効な指標の範囲は狭くなり取引に大きな影響を与えるようになる。また、あまり有効ではない指標の範囲は広くなり取引にあまり影響を与えなくなる。

2 為替変動の類似性

平林らの実験[平林 2008]をもとに我々が行った実験結果より、売買ルールのもととなった学習用データと、テスト用データとの類似度により売買ルールを切り替えて適用することでより効果的に資産運用が行えると考えられる。類似度を表す指標としては、コサイン類

*連絡先： 阿南工業高等専門学校
〒 774-0017 徳島県阿南市見能林町青木 265
E-mail: s1074261@st.anan-nct.ac.jp

似度，相関係数，偏差パターン類似度などがあげられる．本研究では類似度の指標として相関係数を用いることとする．

2.1 相関係数

相関係数とは，2組の数値からなるデータ列間の相関（類似性の度合い）を示す指標である．値が+1に近ければ正の相関，-1に近ければ負の相関があり，また0に近ければ相関が弱いと言える．為替データ間の相関を求める際は，ある期間の時系列データを数列 x ，別の期間の時系列データを数列 y と置き，以下に示す式で導出される．

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

データ列: $(x, y) = \{(x_i, y_i)\} (i = 1, 2, \dots, n)$

今回，重要になってくるのは為替変動の描く波形の類似性である．従って，本研究において相関を求める際は，元の時系列データを図1とした場合，各時点について直前値からの上昇（下降）値を時系列順に並べた図2について相関を求めることとする．

3 テクニカル指標

テクニカル指標とはテクニカル分析で用いられる指標であり，これは過去の為替相場の値動きを分析することで将来の為替の変動を予測することを目指すものである．本研究では平林らの研究 [平林 2008] をもとに以下に説明する4つのテクニカル指標を用いることとした．今回の提案手法では，GAにより最適化されたこれら4つの指標を含む売買ルールを為替の類似度により切り替えて使用する．

3.1 RSI(Relative Strength Index)

$$RSI[\%] = \frac{|U|}{|U| + |D|} \times 100$$

$|U|(|D|)$: 過去 n 日間における上昇（下落）幅の絶対値和

RSIは相場が売られすぎ（価格が低い）のときに買い，買われ過ぎ（価格が高い）の時に売ること示す指標である．

3.2 移動平均乖離率

移動平均とは，時系列データを平滑化する手法の一つであり，具体的には過去 n 日間の平均値を計算することにより求まる．

ここでは古いデータの重みを指数関数的に減少させる指数加重移動平均を使用することとする．

$$EMAM = \frac{p_M + \alpha p_{M-1} + \alpha^2 p_{M-2} + \dots}{1 + \alpha + \alpha^2 + \dots}$$

α : 任意の重み係数 ($0 \leq \alpha \leq 1$)

移動平均乖離率は移動平均を用い，現在の価格が移動平均とどの程度乖離しているかを示す指標である．

$$(\text{乖離率})[\%] = \frac{(\text{当日の価格}) - (n \text{ 日移動平均})}{n \text{ 日移動平均}} \times 100$$

3.3 直前1日からの上昇（下降）率

現在の価格が直前1日にの価格に対してどの程度上昇（下降）したもののかを示す指標である．

$$\begin{aligned} & (\text{直前1日からの上昇（下降）率})[\%] \\ &= \frac{(\text{現在の価格}) - (\text{直前1日の価格})}{\text{直前1日の価格}} \times 100 \end{aligned}$$

3.4 指数加重移動平均のRSI

指数加重移動平均のRSIは古いデータの重みを指数関数的に減少させるように平滑化した値より求めるRSIである．

4 提案手法

本研究では売買ルールをGAの遺伝子とし，複数のテクニカル指標の情報を組み込む．従来の手法では，ある期間（学習データと呼ぶ）に対し最も利益をあげる単一のルールを探索し（図3），得られた単一の売買ルールを別のある期間（テストデータと呼ぶ）に適用し続けていた（図4）．しかし，本提案手法では学習データを一定間隔で細分化し（学習データ1，学習データ2，…，学習データ n ），細分化されたデータそれぞれに対して最も利益を上げるルールを探索する（図5）．これにより得られた複数の売買ルールをテストデータに対して，そのときのトレンド（売買ルールのもととなった学習ルールとの相関により判定）に応じて動的に切り替えて適用する（図6）．図7に学習データに対する売買ルール探索の流れを示す．

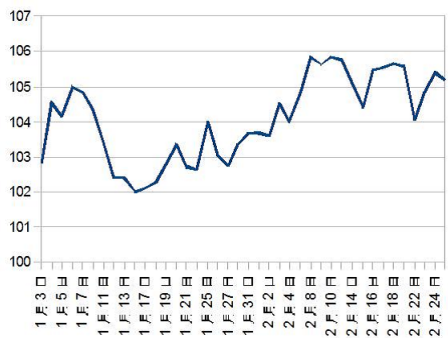


図 1: 為替変動

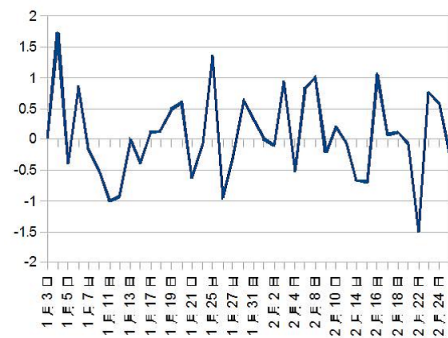


図 2: 直前値との差異

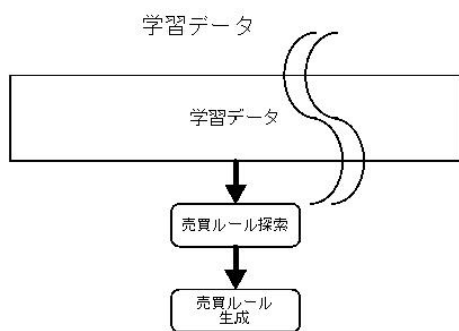


図 3: 従来手法_ルール探索

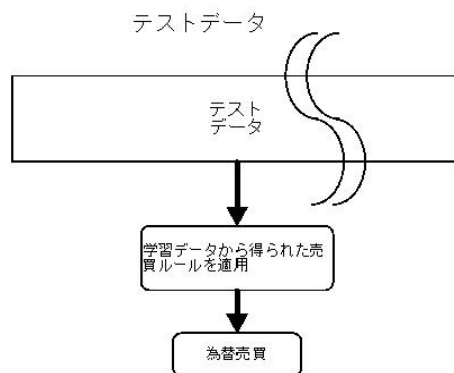


図 4: 従来手法_ルール適用

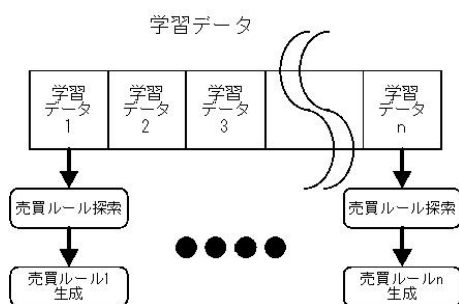


図 5: 学習データの細分化

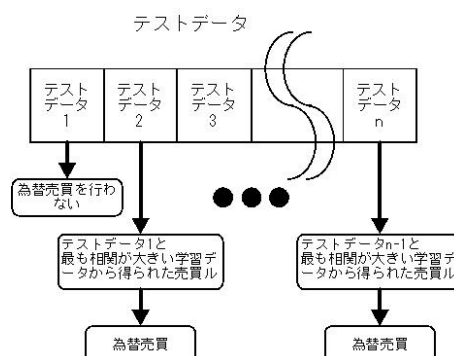


図 6: 売買ルールの切り替え

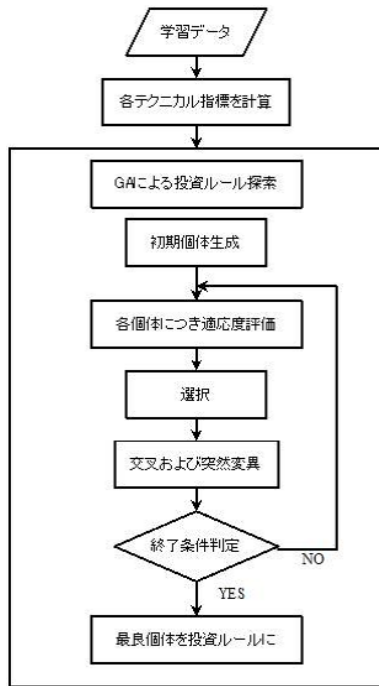


図 7: GA による売買ルールの探索

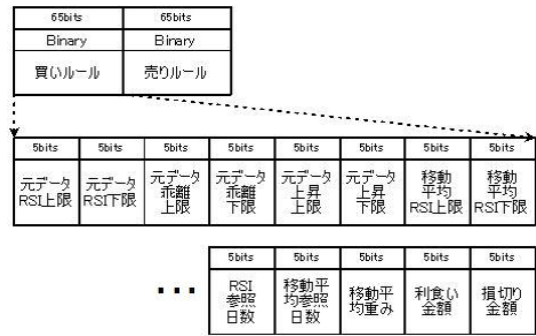


図 8: 遺伝子デザイン

表 1: 買いルール

条件 (テクニカル指標の範囲)	
$(35.95\% < \text{元データの } RSI < 60.95\%) \&\&$	
$(-10.59\% < \text{元データの移動平均乖離率 } I < 18.27\%) \&\&$	
$(-18.11\% < \text{元データの直前 1 日からの上昇 (下降) 率 } < 19.53\%) \&\&$	
$(7.81\% < \text{指数加重移動平均の } RSI < 32.82\%)$	
RSI で過去にさかのぼる時間	9 日
指数加重移動平均で過去にさかのぼる時間	29 日
指数加重移動平均で用いる重み係数 α	0.74
利食い金額	+¥0.39/1\$
損切り金額	-¥3.98/1\$

4.1 学習データ

本研究では米ドル為替レート (¥/\$) を一定期間分だけ学習データとして入力する。データ単位は 1 日で各日の終値を用いる。

4.2 GA による売買ルール探索

本研究では為替売買のタイミングを判断するのに 4 つのテクニカル指標を用い、探索の結果得られた売買ルールより各テクニカル指標の範囲 (上限値, 下限値) とその導出に必要な値 (RSI および指数加重移動平均にて過去にさかのぼる時間, 指数加重移動平均で用いる重み係数, 利食いおよび損切り金額) を GA により最適化する。使用する 4 つのテクニカル指標を以下に示す。

1. 元データの RSI (Original RSI)
2. 元データの移動平均乖離率 (Original PD)
3. 元データの直前 1 日からの上昇 (下落) 率 (Original RR)
4. 指数加重移動平均の RSI (MA RSI)

買いルール, 売りルールともに各テクニカル指標の上限値と下限値をそれぞれ 5bit で表す。また, RSI および指数加重移動平均にて過去にさかのぼる時間, 指数加重移動平均で用いる重み係数, 利食いおよび損切り金額

についてもそれぞれ 5bit で表し売買ルールに組み込む (図 8)。表 1 に本提案手法に基づいて得られる売買ルールの一例をあげる。このルールにおいては取引時点の RSI 値が $35.94\% < RSI < 60.95\%$ かつ, 平均乖離率値が $-10.59\% < PD < 18.27\%$ かつ, 直前一日からの上昇 (下降) 率が $-18.11\% < RR < 19.53\%$ かつ, 指数加重移動平均の RSI 値が $7.81\% < MA_RSI < 32.82\%$ のときに買いポジションを持つ。

GA により最初にこのような売買ルールとなる個体をランダムに 800 個体発生させて初期個体とする。そして, それぞれの個体について学習データにおいてその売買ルールを適用したあとの利益金額をその個体の適応度とする。その後, 適応度に基づき上位 10% のエリート選択, トーナメントサイズ 50 でのトーナメント選択 (トーナメントの組み合わせはランダムに行われる) を行う。選択された個体に対して 60% の確率で 2 点交叉, 4% の確率で突然変異が行われる。これを 20 世代行い得られた最大適応度の個体を売買ルールとしてテストデータに適用し, 利益金額を計算する。初期保有額は 125 万円とし, レバレッジは 10 倍に固定, 1 度に 1 万通貨単位 (\$) ずつ売買を行うこととする。またスプレッドは 0.03¥/\$ とした。

買いルール適用時の資産運用の流れを以下に示す。

1. ポジション確保
買いルール中の条件を満たしていれば買いポジションを, 売りルール中の条件を満たしていれば

売りポジションを確保する．両方の条件を満たしている場合は買いおよび売りポジションを確保する．

2. ポジションクリア

ポジションを保持している場合，その地点で売買した時の1通貨あたりの利益が利食い金額よりも大きいとき，または1通貨あたりの損益が損切り金額よりも大きいときにそのポジションをクリアする．

5 売買ルールの動的切り替え

為替の変動は一続きになっているので，直前のトレンドにおいて有効にはたらく売買ルールは現在のトレンドでもある程度有効にはたらくと考えられる．まず，学習データと同じようにテストデータを細分化する(テストデータ1, テストデータ2, ..., テストデータ n)．そして例えば，テストデータ1と細分化された学習データすべてについての相関係数を導出し，学習データ a との正の相関が最も大きかった場合は，その直後のテストデータ2では，学習データ a より得られる売買ルール p を適用して為替売買を行う．テストデータ1の期間中は為替の変動の観測のみを行い，為替の売買は行わないこととした．これを図6に示す．

6 実験

6.1 実験に用いたデータ

学習データとして1日ごとの米ドルレートを4年分(2005年1月3日~2008年12月31日)，またテストデータとして3年分(2009年1月2日~12月31日，2010年1月4日~12月31日，2011年1月3日~10月5日)用意した．テストデータは順にA, B, Cとする．

6.2 従来の手法を用いた実験結果

まず，今回の提案手法の有用性を確認するため従来の手法を用いた場合の実験結果を示す．従来の手法では，学習データの細分化を行わずに，学習データからは単一の売買ルールを生成していた．テストデータに対しては常に同じルールを適用し続ける．テストデータA, B, Cに対して学習データから得られた売買ルールを適用した結果をそれぞれ図9, 12, 15に示す．グラフ中の青線は為替の変動，赤線は保有資産の変動を示す．また，取引期間中の平均保有資産，最大保有資産を表2に示す．

6.3 直前のテストデータからの学習

細分化したテストデータについて直前のテストデータを学習データとする．その場合，直前のテストデータと学習データとの相関は+1となる．相関が大きいほど売買ルールが有効に働くのであれば，この方法は非常に有効に働くはずである．テストデータA, B, Cについて直前のテストデータから得られた売買ルールを適用した場合の結果を図10, 13, 16に示す．グラフ中の青線は為替の変動，赤線は保有資産の変動を示す．また，取引期間中の平均保有資産，最大保有資産を表3に示す．

6.4 今回の提案手法を用いた実験結果

先に売買ルールの切り替えに正の相関の大きさを用いると述べたが，これは直前のトレンドにおいて有効に働くルールが今回も有効に働くことを想定した言わば順張りの戦略である．これを提案手法I(正の相関が最大のものに切り替える)とし，逆張りの戦略として提案手法J(負の相関が最大のものに切り替える)，売買ルールの切り替えに相関の大きさを用いることが妥当であることを確認するための提案手法K(相関の絶対値が小さいものに切り替える)との比較をそれぞれ行う．テストデータA, B, Cに対して学習データから得られた売買ルールを適用した結果を図11, 14, 17にそれぞれ示す．グラフ中の青線は為替の変動，赤線は提案手法I，黄線は提案手法J，緑線は提案手法Kにより売買ルールの切り替えを行った場合の保有資産の変動を示す．また，取引期間中の平均保有資産，および最大保有資産を表4に示す．

6.5 考察

表2および表4より相関の大きさ(正の相関，負の相関ともに)を売買ルールの切り替えの判断に用いた今回の提案手法が従来の手法よりも大きな利益をあげる事ができた．また，相関が小さいものに切り替えた場合よりも相関が大きいものに切り替えた場合のほうが大きな利益をあげることができたことから，トレンドの判別に過去の為替変動との相関を用いるのは妥当であると考えられる．しかし，直前のテストデータを学習データとして用いた表3と過去の為替データを学習データとして用いた表4との比較した場合，学習データと直前のテストデータとの相関は大きければいいというわけではないことがわかる．そこで，売買ルールを切り替えるタイミングで得られる学習データとの相関を観察した結果，正負ともに相関の大きさは約0.4前後とそれほど大きな相関を持っていないことがわかつ

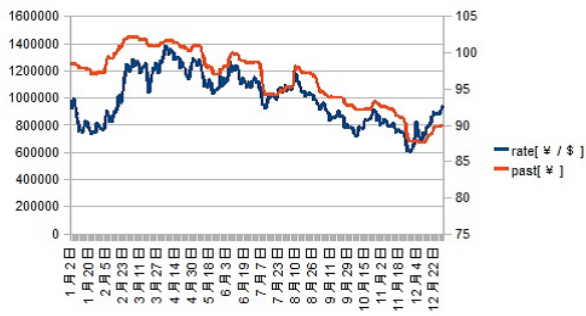


図 9: テスト期間 A_従来の手法

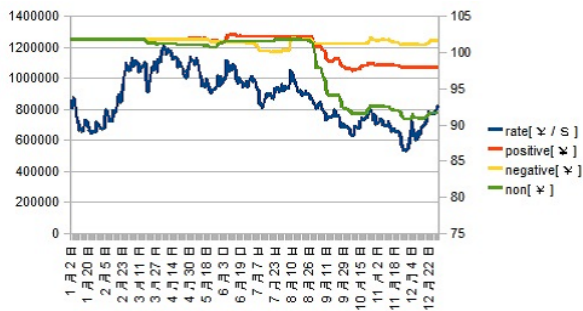


図 11: テスト期間 A_提案手法

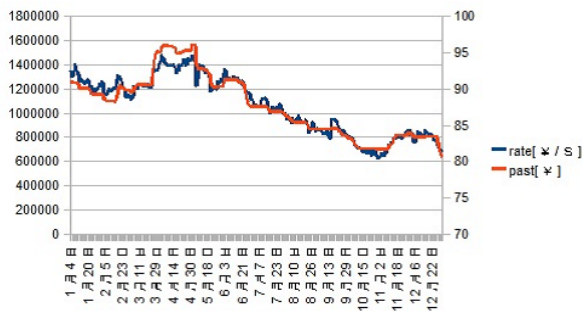


図 12: テスト期間 B_従来の手法

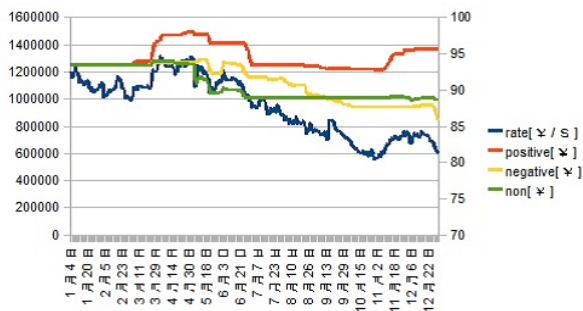


図 14: テスト期間 B_提案手法

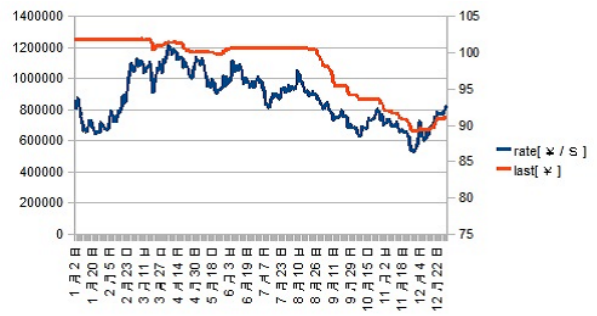


図 10: テスト期間 A_直前学習

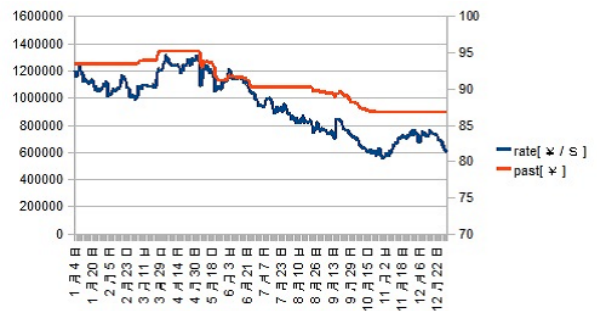


図 13: テスト期間 B_直前学習

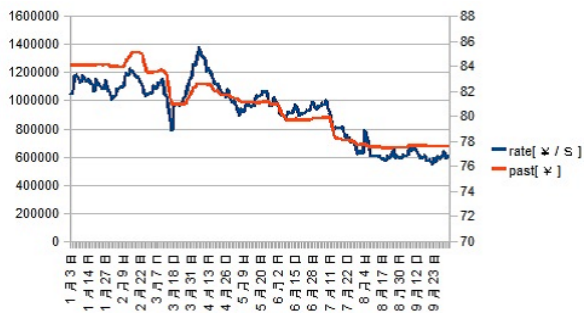


図 15: テスト期間 C.従来の手法

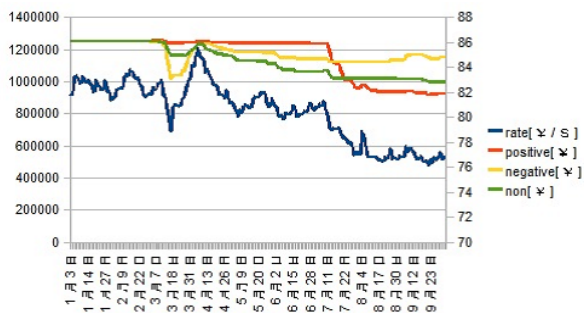


図 17: テスト期間 C.提案手法

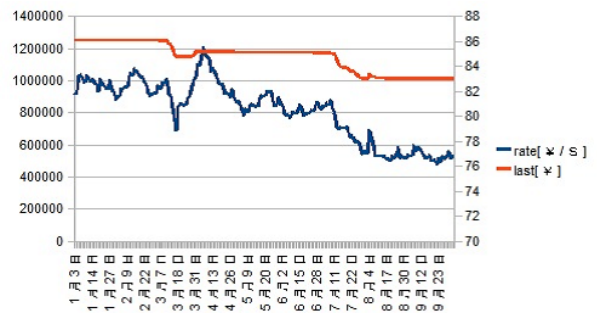


図 16: テスト期間 C.直前学習

表 2: 従来の手法における実験結果

		従来の手法
A	平均	1,135,996 円
	最大	1,492,000 円
B	平均	880,616 円
	最大	1,499,000 円
C	平均	957,060 円
	最大	1,344,050 円

表 3: 直前から学習した場合の実験結果

		直前からの学習
A	平均	1,079,265 円
	最大	1,282,750 円
B	平均	1,111,360 円
	最大	1,364,000 円
C	平均	1,145,787 円
	最大	1,250,000 円

表 4: 提案手法における実験結果

		正の相関大	負の相関大	相関小
A	平均	1,200,363 円	1,233,460 円	1,095,094 円
	最大	1,288,500 円	1,275,450 円	1,275,000 円
B	平均	1,308,822 円	1,127,849 円	1,100,623 円
	最大	1,638,200 円	1,318,900 円	1,297,800 円
C	平均	1,156,883 円	1,176,132 円	1,124,966 円
	最大	1,259,300 円	1,301,000 円	1,250,000 円

た．従って，相関が大きい学習データから得られた売買ルールはより有効に働くが，大きすぎるとあまり有効には働かなくなる．つまり，有効に働く相関の大きさの範囲のようなものがあるのではないかと考えられる．

7 終わりに

本稿では GA により最適化された複数の売買ルールを相関をもとに動的に切り替え適用する手法を提案した．その結果，複数の売買ルールを相関の大きさ（正負ともに）をもとに切り替える手法は，単一の売買ルールを用いる従来の手法よりも大きな利益を上げることができることが分かった．しかし，相関が大きいほどいいというわけではなく適切な相関の大きさというものがあると考えられる結果も出ている（表 3, 4）．今後の課題として，売買ルールがより有効に働く相関の大きさについての調査，また，トレンドの判断に相関を用いることが本当に有効なのかを調べるため，学習データにランダムに生成した架空の為替データを用いた場合の結果についての調査，などを行なっていきたい．

参考文献

- [佐々木 1999] 佐々木 崇, 伊庭 斉志, “遺伝的プログラミングを用いた株価指数予測”, 情報処理学会第 58 回全国大会, 1999, ‘2-189’-‘2-190’
- [鳥海 2008] 鳥海 不二夫, 和泉 潔, 松井 宏樹, “人工市場を用いたマーケットインパクト分析”, 人工知能学会全国大会論文集, Vol.JSAI08 (2008), pp.82-83
- [平林 2008] 平林 明憲, 伊庭 斉志, “遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化”, 第 1 回ファイナンスにおける人工知能応用研究会
- [山口 2003] 山口和孝, “ニューラルネットと遺伝的アルゴリズムを用いた株式売買支援システム” 修士論文, 東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻, 2003
- [和田 2000] F 和泉 潔, 上田 一博, “人工市場アプローチによる為替シナリオの分析”, 情報処理学会研究報告, 2000(3), 9-16