

多目的進化計算と最近隣法を組合せた 為替取引支援システム

張篠溪¹ 石川貴大¹ アランニャ・クラウド² 狩野均²

概要: 外国為替とは、通貨同士を取引し差額決済により利益を得る投資方法の一種である。為替相場は様々な社会情勢が複雑に絡み合っており変動するため、その動向を正確に分析することは困難である。本論文では、一般のユーザを対象として、為替取引を支援するシステムの一例を提案する。提案システムは、過去の膨大な為替データから進化計算により獲得した厳密なルールと社会情勢からユーザが感じ取る大まかな為替トレンドの予測を組み合わせることにより、従来手法より適応範囲の広い為替取引支援システムを構築することを狙ったものである。ドル/円を対象とした過去の為替データを用いて評価実験を行い、提案システムの有効性について議論する。

キーワード: 為替取引, 多目的進化計算, 最近隣法, 対話型システム

1. はじめに

外国為替とは、異なる通貨同士を取引し差額決済により利益を得る投資方法の一種である。現在では一般人がネット証券を通じて簡単に取引できるなど、今世界最大の金融市場となっている。しかし、為替相場は政治的、社会的などの要因が複雑に絡み合っており変動するため、一般人がその動向を分析して取引タイミングを正確に予測することは、難しいと思われる。そこで本論文では、一般のユーザを対象として、為替取引を支援するシステムの一例を提案する。

為替取引の支援に関する研究としては、為替レールをなるべく正確に予測する手法が提案されている。近年では、ニューラルネットワークを応用した手法[1][2][3]や進化計算を用いる方法[4][5][6][7][8]が多数提案されている。これらの論文では、強化学習やベイズ統計を組み入れた研究も多く見受けられる。しかし、これらの手法は為替レートを予測するときに政治的・社会的な外部情勢の要因は考慮されていない。

そこで本論文では、①システムが為替レートのトレンドを複数予測する(予測トレンド)、②ユーザが外部情勢を踏まえて最も適切なトレンドを予測トレンドの中から選択

する、③システムがトレンドに応じてあらかじめ獲得した取引ルールを用いてレートの上昇・下降を予測する(予測レート)、という枠組みを提案する。一例として、トレンドの予測には最近隣法、レートの予測には進化計算を用いたシステムについて述べる。提案手法は、過去の膨大な為替データからシステムが獲得した厳密なルールと政治・経済・社会情勢からユーザが感じ取る大まかな為替トレンドの予測を組み合わせることにより、従来手法より適応範囲の広い為替取引支援システムを構築することを狙ったものである。

以下では、まず研究分野の概要として、外国為替取引、多目的進化計算、関連研究について説明する。次に、提案手法の詳細な内容とシステムの構築例について述べる。最後に過去24年間の為替データを用いた評価実験から、提案手法の有効性を示す。

2. 研究分野の概要

2.1 外国為替取引

外国為替取引(以下、FXと記す)とは、2つの通貨同士を交換することである。通貨間の相対価値を為替レート、対象となる2つの通貨の組み合わせを通貨ペアと呼ぶ。FXにおいては、注文とその反対の注文を行う決済のセットで一回の取引となる。通貨が安いときに買い、高いときに売ることによって利益を得ることができる。

1 筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻

Department of Computer Science, Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba.

2 筑波大学システム情報系情報工学域

Division of Information Engineering, Faculty of Engineering, Information and Systems, University of Tsukuba

2.2 テクニカル指標

テクニカル指標には、オシレーター系とトレンド系の2種類の指標がある。ここでは、本論文で用いる指標について概説する。

(1) RCI(Rank Correlation Index)

スピアマンの順位相関係数を相場に応用したオシレーター系の指標で、2組の順位（為替の場合は日付と為替レートの順位）の間の相関関係を示す。

(2) RSI(Relative Strength Index)

同一通過の上昇と下落の2つの局面を対比させたオシレーター系の指標である。

(3) 移動平均乖離率

現在の終値と移動平均値との差から算出され、次の反転の目安を見つけるためのトレンド系の指標である。

2.3 多目的最適化問題

多目的最適化問題 (Multi-objective Optimization Problem : MOP)とは、複数の目的関数を同時に最適化する問題で、目的関数が m 個の最大化問題は以下のようにかくことができる。

$$\text{Maximize } F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))$$

MOP の代表的な解法としては、NSGA-II[9]や MOEA/D[10]があげられる。本論文では、過去データから取引ルールを獲得するための進化計算として NSGA-II を用いる。

2.4 関連研究

Deng ら[5]は MKL (Multiple kernel learning) を用いた回帰分析(MKR)とテクニカル指標によりレートの変動を予測し、GA により取引ルールを生成する研究を行なった。MKL 学習では 5 つの通貨ペアのデータを用いて学習する。取引のときのテクニカル指標と MKR の出力結果に対応する重みやパラメータは、GA で最適化される。最終的な売買の行動はテクニカル指標の値、MKR の値、各値の重み、売買の閾値で決定される。評価実験の結果によると GA を単独で適用するより高い性能を示している。

Goncalo[6]は GA とベイズ分類器により取引の信号を生成する方法を提案した。ベイズ分類器の特徴パラメータはテクニカル指標で構成される。分類正解率は目的関数として GA でテクニカル指標のパラメータを最適化した。GA で最適化するとき過学習を防ぐために、k-fold CV が使われた。EUR/USD 通貨を対象とした評価実験から、提案手法は単純なベイズ分類器より分類正解率が向上することを示している。

王ら[7]は高い正解率と取引率を持つ為替取引ルール（例えば、レートが上昇するための指標値の範囲を定める）を獲

得することを目的として、多目的進化計算を用いて上昇、横ばい、下降の各種トレンドごとに取引ルールを最適化している。集団中の非劣解集合がそれぞれ決定する売買のタイミングの多数決をとることにより、性能向上を図っている。USD/JPY 通貨を対象とした評価実験から、多数決の導入により安定な取引ができることを示している。

3. 提案手法

3.1 基本方針

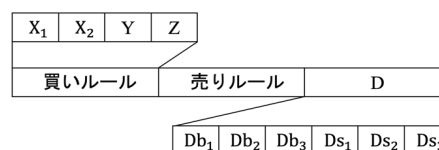
本手法では、社会情勢などの要因を考慮するため、最近隣法とユーザの選択を組み合わせることで未来のトレンドを予測する。システムが多目的進化計算を用いて学習したトレンドごとの取引ルールから、予測したトレンドと同じトレンドのルールを評価データに適用する。図 1 は提案手法の概要を示している。

3.2 多目的進化計算

3.2.1 コード化

本手法では、一つの個体が一組の if-then ルール（買いルールと売りルール）を表している。if 部の x はトレンド系、 y と z はオシレーター系のテクニカル指標として、不等式中の C は、進化計算で獲得する。個体のコードとしては、下図に示すように、買いルール、売りルール、指標ごとのスケールリングパラメータ D により構成される。買いルールを満たしたとき、次の日に為替を買い、決済日(定数 20 日)後に為替を売る。また、売りルールも買いルールと同様に実行される。

if $\left\{ \left[(|指標1_i - x_i| < C_{*1}) \text{ and } (|指標1_{i-10} - x_2| < C_{*1}) \right] \right. \\ \left. \text{ and } \left[(|指標2_i - y| < C_{*2}) \text{ or } (|指標3_i - z| < C_{*3}) \right] \right\}$
 then (20 日後決済)



$$C_{*j} = \frac{\text{指標 } j \text{ が取り得る範囲の(上限-下限)}}{D_{*j}} \quad (* = s, b) \\ (j = 1, 2, 3)$$

D_{*j} : 各ルールのスケールリングパラメータ

3.2.2 目的関数

目的関数は、以下の「正解率」と「取引率」とする。

(1) 取引の正解率

正解率は個体の取引ルールを満たしたときに、決済日の為替レートが予測通り上下していた場合を正解、そうでな

い場合を不正解としたときの正解の割合を表す。

$$\text{正解率} = \frac{N_{ifthen}}{N_{if}}$$

N_{ifthen} : if 部と $then$ を同時に満たす日数

N_{if} : if 部を満たす日数

(2) 取引率

取引率は為替データの中で個体の取引ルールを満たした日数の割合を表す。

$$\text{取引率} = \frac{N_{if}}{Data}$$

$Data$: 為替データの合計日数

3.2.3 遺伝的操作

本手法では、多目的最適化アルゴリズムとして、NSGA-IIを用いる。選択はトーナメント戦略、交叉は一様交叉を用いた。突然変異は加算、減算、再生成の3パターンで解の更新を行う。

3.3 最近隣法

最近隣法とは過去のデータから、現在のパターンと類似したパターンを検索し、その検索した時点以降のデータを予測値として使用する方法である。

本手法では、類似度として相関係数を用いてパターンを検索する。図2を用いて最近隣法におけるパターンを説明する。図2の横軸は時間、縦軸は為替レートを示す。 t を現在日として、現在から n 日後の為替トレンドを予測するとき、現パターンは $[rate_{t-2n+1}, rate_t]$ で表示する。過去の m 日から $(t - 4n)$ 日までの為替レート $[rate_m, rate_{t-4n}]$ を過去データとする。このとき、検索手順を以下に示す。

Step1: 過去データを5日間づつずらして、長さが $2n$ のパターンを探す。パターンの起点は集合 I に保存する

Step2: Step1 で探したパターン $[rate_i, rate_{i+2n-1}] (i \in I)$ と現パターン $[rate_{t-2n+1}, rate_t]$ の相関係数 r を計算する

Step3: 相関係数が最大となるパターンを類似パターン $[rate_{rmax}, rate_{rmax+2n-1}]$ とする。

Step4: 予測パターンを $[rate_{rmax+2n+1}, rate_{rmax+3n}]$ とする。

3.4 トレンドの判定方法

本論文では、為替データを上昇、横ばい、下降の3つのトレンドに分類する。図3は予測パターンの一例である。図3の横軸と縦軸はそれぞれ時間と為替レートを示している。為替トレンドを判定するために、為替レートの移動平均をとり、予測パターンを15日目まで二つに分ける。図3では、前半と後半はそれぞれ $[rate_{t+1}, rate_{t+15}]$ 、 $[rate_{t+15}, rate_{t+25}]$ となる。

トレンドの判定は以下のルールに基づいて判定する。

$$if \left\{ \begin{array}{l} [(D_{first} * D_{second} > 0) \text{ and } (D_{first} > 0)] \text{ or } \\ [(D_{first} * D_{second} < 0) \text{ and } (D_{all} > up_limit)] \end{array} \right\}$$

$then$ 上昇トレンド

$$if \left\{ \begin{array}{l} [(D_{first} * D_{second} > 0) \text{ and } (D_{first} < 0)] \text{ or } \\ [(D_{first} * D_{second} < 0) \text{ and } (D_{all} < down_limit)] \end{array} \right\}$$

$then$ 下降トレンド

$$if \left\{ [(D_{first} * D_{second} < 0) \text{ and } (down_limit \leq D_{all} \leq down_limit)] \right\}$$

$then$ 横ばいトレンド

ただし、

$$D_{first} = rate_{t+15} - rate_{t+1}$$

$$D_{second} = rate_{t+25} - rate_{t+15}$$

$$D_{all} = rate_{t+25} - rate_{t+1}$$

$$up_limit, down_limit : \text{定数 (ここでは、0.3 と -0.3)}$$

3.5 トレンドの予測方法

システムが提示した複数のトレンドからユーザが最適であると判断したトレンドを選択する方法（ユーザ選択）とシステムが推奨するトレンドをそのまま利用する方法（システム推奨）の2種類の予測方法を提案する。

(1) 予測方法1（ユーザ選択）

システムが複数のトレンドを予測してユーザに提示する。ユーザは、当日の政治・経済情勢を加味してトレンドを上昇、横這い、下降の3種類から選択する。具体的な手順を以下に示す。

Step1: 最近隣法を用いて、相関係数が大きい類似パターンを複数検索する。

Step2: 類似パターン直後のパターンを予測パターンとして複数表示する

Step3: ユーザがトレンドの一つを選択する。

(2) 予測方法2（システム推奨）

システムが複数のトレンドを予測し、多数決によりトレンドを決定する。具体的な流れは以下の通り。

Step1: 最近隣法を用いて、相関係数が大きい類似パターンを複数検索する。

Step2: 類似パターン直後のパターンを予測パターンとして表示する。

Step3: システムが多数決法（3.6節参照）により予測トレンドを決定する。

3.6 多数決法

本手法では、検索した複数の予測パターンに対してトレンドを判断し、その結果の中で、最も多いトレンドを予測トレンドとして採用する。また、進化計算においては、最終世代の集団中の非劣解集合の多数決により売り買いを判定している。

4. システムの開発

4.1 システムの流れ

本システムのフローチャートを図4に示す。まず、システムが最近隣法で為替レートの予測パターンを複数個画面に表示する。次に、ユーザは「ユーザ選択」と「システム推奨」のいずれかを選択する。前者を選択した場合は、システムが、ユーザが選択したパターンのトレンドを判定する。また、後者を選択した場合は、システムが多数決法で今後のトレンドを判定する。トレンドの判定後は、事前に多目的進化計算でトレンドごとに用意された取引ルールから、判定されたトレンドに合わせたルールを選択する。最後に、そのルールを評価用期間の過去データ（実用化した場合は、為替の現データ）に適用し、為替取引を実行する。

4.2 システムの画面

為替レートの表示画面を図5に示す。ページ下部のテキストボックスには、何日先までの取引を予測したいかという日数を入れることができる。また、最近隣法による予測パターンの表示画面を図6に示す。このページでは、近傍の上位6パターンを表示することができる。最終的な判定結果（取引情報）の表示画面を図7示す。

5. 評価実験

本手法の性能を評価するため、1995年～2018年の実際の為替データを用いて評価実験を行った。対象とする通貨は、米ドル/円とする。

5.1 実験方法

システムの性能を評価するため、次の4ケースについて評価実験を行った。ナイーブ法では、現在までの10日間の為替トレンドを採用した。

- correct : ユーザがつねに正しいトレンドを選択する
- wrong : ユーザがつねに誤ったトレンドを選択する
- current : 現在と同じトレンドを採用する（ナイーブ法）
- recommend : システムが推奨したトレンドを採用する

実験に用いた多目的進化計算のパラメータの値を表1に示す。また、最近隣法のパラメータの値を表2に示す。これらの値は、予備実験で決定した。また、各トレンドの学習期間は、表3のように設定した。また、ルールの適用期間は5日間評価期間を2015年～2018年として、150回実験を行った結果の平均値(ave)と標準偏差(std)を次節に示す。

5.2 実験結果と考察

150回の実験で正しくトレンド予測できた回数を表4に示す。また、正解率と取引率の実験結果を表5に示す。これから次のことがわかる。

- correctとwrongの正解率を比較すると、correctが4.6倍優れている。この結果は、為替取引において、トレンドを正しく予測することは極めて重要であることを示唆している。
- currentとrecommendの正解率を比較すると、recommendが6ポイント(11%)優れている。これより、多数決法による予測が有効であることがわかる。
- correctの正解率がcurrentとrecommendより24ポイント(40%)以上優れていることから、本システムは、為替取引支援システムとして有効である可能性があるといえる。
- 取引率に着目すると、トレンドの予測結果にあまり影響されていないことがわかる。多目的最適化により、取引率が極端に低いルールを削除できていると考える。

6. おわりに

本論文では多目的進化計算と最近隣法を組合せた為替取引支援システムを提案した。提案したシステムは、過去の膨大な為替データからシステムが獲得した厳密なルールと社会情勢からユーザが感じ取る大まかな為替トレンドの予測を組み合わせることで売買タイミングを判断するという特徴がある。過去24年間のドル/円の為替データを用いた学習・評価実験から本システムの有効性について議論した。今後は他の通貨ペアに対して本システムを適用すること、実際のユーザによるシステム評価などが重要であると考えられる。

参考文献

- [1]. Ferreira TAE, Vasconcelos GC, Adeodato PJJ : A new intelligent system methodology for time series forecasting with artificial neural networks. Neural Process Lett 28(2): 113-129 (2008)
- [2]. E. Gurusen, G. Kayakulu, T. Daim:Using artificial neural network model in stock market index prediction, Expert Syst. Appl. 38 (8) 10389-10397 (2011)
- [3]. C. Liu, W. Hou, and D. Liu:Foreign exchange rates forecasting with convolutional neural network Neural Process. Lett., vol. 46, no.3, pp.1095-1119 (2017)
- [4]. Bui TL, Vu VT, Dinh TTH : A novel evolutionary multi-objective ensemble learning approach for forecasting currency exchange rates. Data Knowl Eng 114:40-66 (2018)
- [5]. Shangkun Deng, Kazuki Yoshiyama, Takashi Mitsubuchi, Akito Sakurai : Hybrid Method of Multiple Kernel Learning and Genetic Algorithm for Forecasting Short-Term Foreign Exchange Rates, 72 Computational Economics 45, pp.49-89(2015)
- [6]. Abreu, Gonalo, Rui Neves, and Nuno Horta. Currency exchange prediction using machine learning, genetic algorithms and technical analysis. arXiv preprint arXiv:1805.11232 (2018)
- [7]. Akinori Hirabayashi, Claus Aranha, Hitoshi Iba : Optimization of the Trading Rule in Foreign Exchange Using Genetic Algorithm, GECCO'09, pp.1529-1536(2009)
- [8]. 王亜騰, アランニャ クラウス, 狩野均 : 多目的 GA で獲得した非劣解集合の多数決戦略に基づく外国為替取引手法, 2016-MPS-111(2016)
- [9]. Kalyanmoy Deb : A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm NSGA-II, IEEE Transactions on Evolutionary Computation vol.6 no2, April , pp182-197(2002).
- [10]. Qingfu Zhang, Hui Li : MOEA/D : A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, IEEE Transactions on Evolutionary Computation vol.11 no.6, december, pp. 712-731,

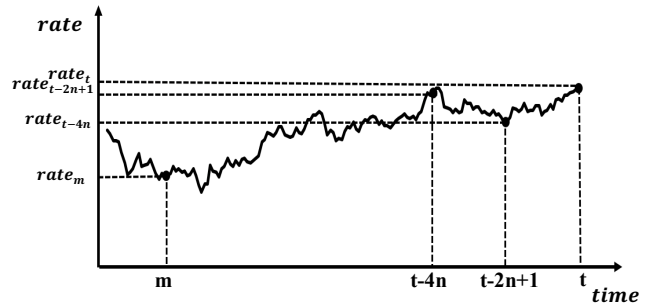


図2 最近隣法適用時の期間

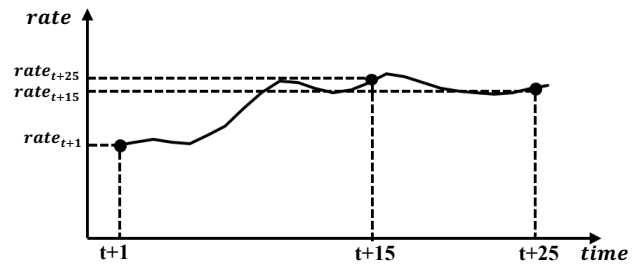


図3 トレンド判定時の期間

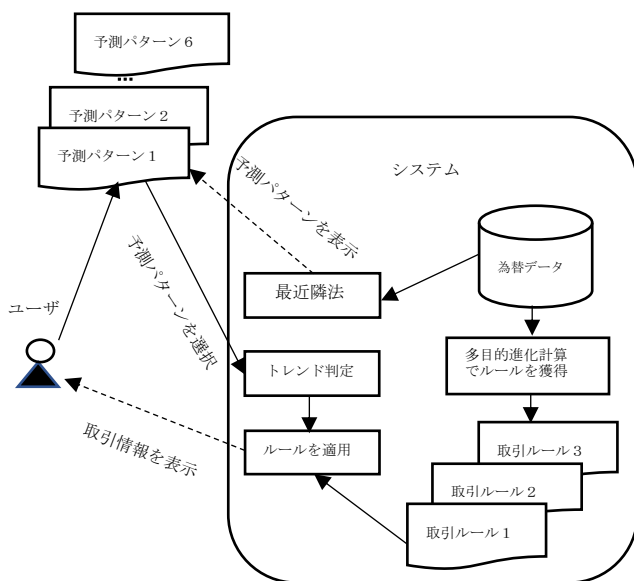


図1 提案手法の概要

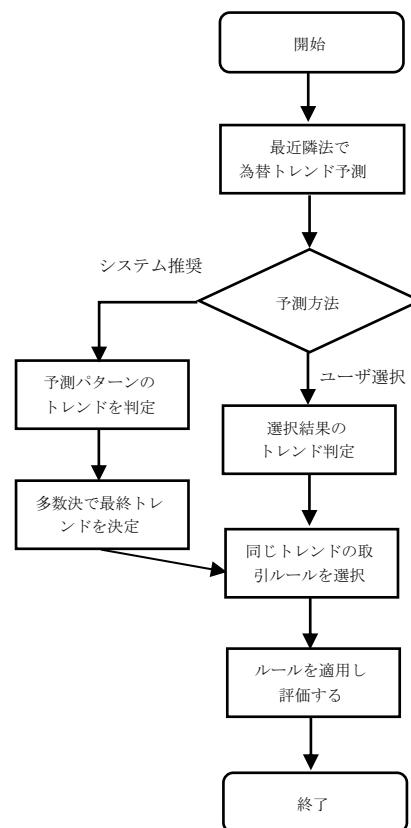


図4 システムの流れ

表1 多目的進化計算のパラメーター

世代数	300
集団サイズ	350
突然変異率	0.07
トーナメントサイズ	7
実験回数	30

表2 最近隣法のパラメーター

予測パターンの長さ	25
現パターンの長さ	50
過去データの起点	2014/12/5
予測パターンの数	10

表3 学習期間

年	上昇	横ばい	下降
2014	2012.9~ 2013.3	2011.8~ 2012.2	2012.1~ 2012.7
2015- 2018	2012.9~ 2013.3	2014.2~ 2014.8	2012.1~ 2012.7

表4 トレンドを正しく予測した回数 (150回中)

correct	wrong	current	recommend
150	0	38	78

表5 正解率と取引率の実験結果

評価指標		correct	wrong	current	recommend
正解率	avg	0.83	0.18	0.53	0.59
	std	0.25	0.26	0.40	0.40
取引率	avg	0.72	0.73	0.75	0.76
	std	0.20	0.23	0.17	0.17

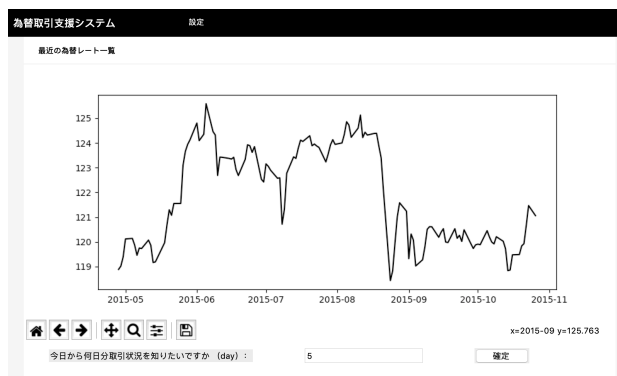


図5 基礎情報ページ

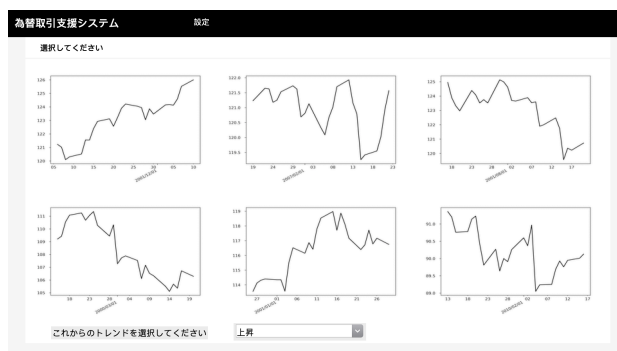


図6 予測結果ページ



図7 取引情報ページ