

# 過去の変動に対する類似検索を用いた短時間USD/JPY為替レート予測

梅本 晴弥<sup>1,a)</sup> 豊田 哲也<sup>1</sup> 大原 剛三<sup>1</sup>

**概要:** 世界最大の金融市場である外国為替において、その為替レートの予測を行う研究は以前より行われてきた。近年ではデイトレードと呼ばれる短期的な取引を繰り返す手法の認知度も高くなり、インターネットやスマートフォンの普及により趣味としてデイトレードを行う投資家も増えている。一方で、短期的な外国為替レートの予測を行う研究はまだ少ない。そこで本稿では、短期的な外国為替レートを対象に、閾値による検索範囲の最適化と予測回避を伴う為替レート予測手法を提案する。比較手法として線形回帰、多層パーセプトロンを用い、予測値の誤差、騰落予測性、平均利益の3つの観点から提案手法を評価する。また、各手法を用いた擬似トレードを行い、実際に取引を行った場合どれくらいの利益が出るか評価をする。

## 1. はじめに

外国為替市場は世界最大の金融市場である。その規模ゆえに為替の変動には様々な要因が絡み合い、一般的に外国為替 (FX: Foreign eXchange) の予測は難しいとされる。将来の予測において、ランダムウォークモデルに打ち勝つことの出来るモデルはないとする報告さえもある [1]。一方で、FX の予測に関する研究は、統計モデル、線形モデル、非線形モデルなど多様なモデルを用いて過去行われてきた [2]。これらは、1日もしくは1週間と長い時間での予測がほとんどであり、1分単位などの短時間FXの予測についての研究はごく少数である。その理由としては、高頻度FXデータの入手が困難であること、データ量が膨大になるため計算時間がかかること、そしてマーケット・マイクロストラクチャー・ノイズ [3] と呼ばれる、高頻度であるために発生するノイズの存在による予測の困難さなどが考えられる。また、近年ではデイトレードと呼ばれる1日に数十回も取引を行う手法が盛り上がっている。デイトレードでは数分から数時間までの短期的な取引を繰り返す、ローリスクローリターンな手法であり、デイトレードにおいては過去の長い期間でのFXの予測は意味をなさず、短期的な予測の需要が大きく高まっている。こうした背景もあり、FXに限らず高頻度金融データを対象にした研究は増えている [4,5]。

そのような背景の下、本研究では高頻度USD/JPY為替レートを対象に、過去の変動に対し類似検索を行い、短時

間の為替レートを予測する。提案手法は  $k$  近傍法 ( $k$ -NN:  $k$ -Nearest Neighbor) をベースにしている。実際、 $k$ -NNを用いたFXの予測は既に存在し、通貨ペアの中でも特に流通量が多く、他の通貨ペアと比べ市場は効率的でランダムウォーク性が高いUSD/JPY為替レートの1日おきの予測において一定の成果が報告されている [6,7]。これに対して本研究では、高頻度為替レート予測に  $k$ -NNをそのまま用いるのではなく、部分的解析で観測された事実に基づいて2つの仮定を置き、それに基づいて  $k$ -NNにおける類似検索範囲を限定することで予測精度の向上を図る。

以下、2節において従来手法である  $k$ -NNについて述べ、3節において提案手法について述べる。4節においては今回の実験方法、比較手法、評価指標について述べ、5節において実験結果とそれに対する考察を述べる。

## 2. FXレート予測への $k$ -NNの適用

本節では、文献 [7] で提案されている  $k$ -NNを用いたFXレート予測について述べる。ここでは、時刻  $t$  におけるFXレートを  $E_t$  とし、時刻  $t+1$  におけるFXレート  $E_{t+1}$  を  $k$ -NNを用いて予測する問題を考える。具体的には、直近  $n$  件のFXレートと類似する過去の系列に基づき  $E_{t+1}$  を予測する。このとき、時刻  $t$  における直近  $n$  件のFXレートを表す長さ  $n$  のベクトル  $\vec{p}_t$  を式 (1) のように定義する。

$$\vec{p}_t = (E_{t-(n-1)}, E_{t-(n-2)}, \dots, E_t) \quad (1)$$

以下では、この  $\vec{p}_t$  を検索ベクトルと呼び、過去のデータ中の時刻  $t'$  に対して同様に定義できる  $n$  次元ベクトル  $q_{t'}$  を被検索ベクトルと呼ぶ。このとき、過去の時系列FXレー

<sup>1</sup> 青山学院大学理工学部

<sup>a)</sup> a5814014@aoyama.jp

トデータにおける被検索ベクトルのうち、検索ベクトル  $p_t$  と類似度の高い（ベクトル間の距離が短い）上位  $k$  件の被検索ベクトル  $q_{t_1}, \dots, q_{t_k}$  に対して以下の式 (2) により得られる値  $\hat{E}_{t+1}$  を時刻  $t+1$  の FX レート  $E_{t+q}$  の予測値とする。

$$\hat{E}_{t+1} = \sum_{i=1}^k \frac{E_{t_i+1}}{d_{t_i}} \times \left( \frac{1}{d_{t_i}} \right)^{-1} \quad (2)$$

ここで、 $E_{t_i+1}$  は  $i$  番目の被検索ベクトル  $q_{t_i}$  の基準時刻  $t_i$  の 1 単位時間後の FX レートであり、 $d_{t_i}$  は検索ベクトル  $p_t$  と被検索ベクトル  $q_{t_i}$  間の距離を表す。すなわち、式 (2) は、 $k$  個の過去の類似変動パターン直後の FX レートの加重平均を現時刻  $t$  の 1 単位時間後の FX レートの予測値とするものである。なお、文献 [7] ではベクトル間距離として動的タイムワーピング (DTW: Dynamic Time Warping) 距離を用いている。

### 3. 提案手法

#### 3.1 予備的解析に基づく利用データと予測の制限

本研究の提案手法では、高頻度データに  $k$ -NN を適用した予備的解析を通して観測された事実に基づき 2 つの仮定を置き、それぞれの仮定に基づいて利用データ、もしくは予測行為自体を制限するための閾値を設定する。予備的解析により観測した事実は以下の 2 点である。

- (1) 高頻度データでは、大きく離れた時点のデータによる予測性能は低くなる。
  - (2) 高頻度データにおいて市場変動が極端に大きい時と極端に小さい時は類似検索による予測性能は低くなる。
- これらの観測事実は予備的解析で用いたデータを対象としたものであり、網羅的な分析に基づくものではないが、本研究ではこれら 2 つの事実が一般に成り立つものと仮定する。以下、それぞれを仮定 (1)、仮定 (2) と呼ぶ。

これらの仮定に基づいて、高頻度データに対して  $k$ -NN を適用する場合の戦略を考える。まず、仮定 (1) は一定時刻よりも以前のデータは使わないことが望ましいことを意味することから、類似検索の対象範囲を限定する閾値  $I_{max}$  を導入する。具体的には、類似検索における検索範囲を過去  $I_{max}$  件に制限する。次に、為替レートの変動が一定範囲でなければ予測すること自体が難しいということを意味する仮定 (2) に基づき、予測精度が低くなる FX レート変動の範囲を規定する閾値  $C_{min}$  と  $C_{max}$  を導入する。実際には、時刻  $t$  において式 (3) で定義する  $M_t$  の値が  $C_{min} < M_t < C_{max}$  の範囲にある場合のみ 1 単位時刻先の変動を類似検索により予測し、それ以外の場合は予測対象としない。

$$M_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |r_{t-i}| \quad (3)$$

$$r_t = \log E_t - \log E_{t-1} \quad (4)$$

ここで、式 (4) で定義される  $r_t$  は時刻  $t$  における対数差収益率であり、 $M_t$  は時刻  $t$  から過去  $n$  単位時間分、すなわち検索ベクトルに対応する時区間における対数差収益率の絶対値の平均である。

#### 3.2 提案手法の流れ

提案手法では、文献 [7] と同様に、 $k$ -NN に基づき時刻  $t$  における検索ベクトル  $\bar{p}$  と類似する  $k$  個の過去の変動パターンから次の時刻  $t+1$  での FX レートを予測する。ただし、前節で述べた通り、閾値  $I_{max}$  により検索対象を限定し、閾値  $C_{min}$  と  $C_{max}$  により予測するかどうかを判断する。このとき、検索ベクトル長  $n$  と近傍数  $k$ 、および新たに導入する 3 つの閾値  $I_{max}$ 、 $C_{min}$ 、 $C_{max}$  は提案手法のパラメータであり、事前にグリッドサーチにより最適化しておく。これらを踏まえた提案手法の流れを図 1 にし、以下に詳細を述べる。

- (1) 過去データのうち、直近  $N$  件をバリデーションデータとする。
- (2) バリデーションデータに対するグリッドサーチによりパラメータ値を決定する。
- (3) テストデータを入力する。
- (4) 予測時刻  $t$  に対して、 $C_{min} < M_t < C_{max}$  のときステップ (5) を実行し、それ以外の場合は終了する。
- (5) 直近  $I_{max}$  件の過去データから検索ベクトル  $\bar{p}$  に最も近い  $k$  個の被検索ベクトルに対する式 (2) の値を時刻  $t+1$  の予測値として出力する。

なお、提案手法ではすべての FX レートを式 (4) で定義する対数差収益率へ変換し、予測対象もその値とする。また、本稿における実験では、計算量削減のため  $C_{max}=2C_{min}$  とし、ベクトル間の距離計算にはユークリッド距離を用いた。

### 4. 評価実験

#### 4.1 実験データ

本実験では、GMO クリック証券\*1より入手できる USD/JPY 為替レートの 1 分足ヒストリカルデータを用いた。このデータは、bid の始値、高値、底値、終値を含むが、今回の実験においてはこのうち終値のみを用いた。また、前述のとおり、式 (4) を用いて各終値を対数差収益率へ変換した。実験データの全期間は 2013 年 4 月 30 日 18 時から 2013 年 6 月 5 日 18 時までであり、このうち 2013 年 5 月 29 日 18 時から 1 週間をテスト期間とした。テスト期間における為替レートの変動を図 2 に示す。

#### 4.2 比較手法

今回の実験では、提案手法で導入した閾値  $I_{max}$ 、 $C_{min}$ 、 $C_{max}$  を用いない文献 [7] と同様の  $k$ -NN と提案手法を比

\*1 <https://www.click-sec.com>

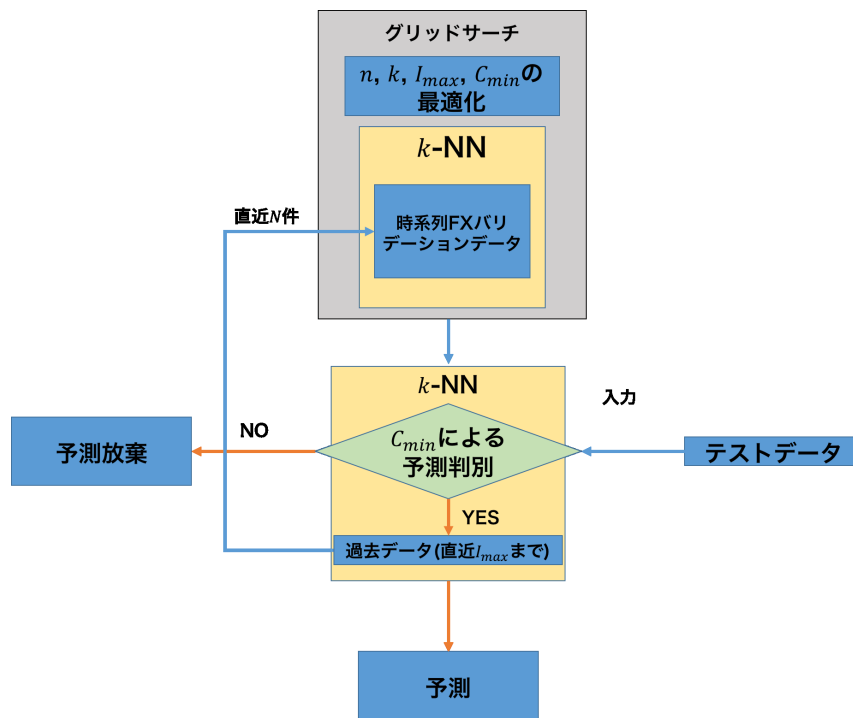


図 1 提案手法の流れ

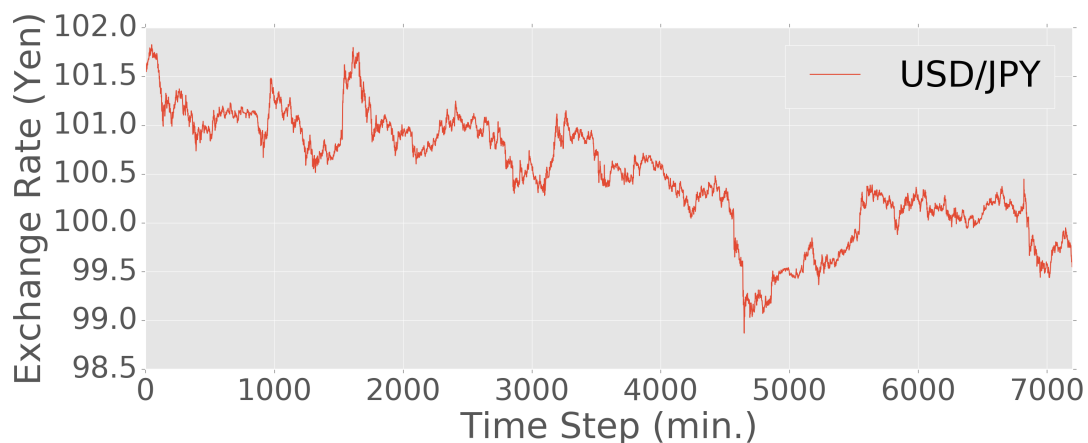


図 2 テスト期間における USD/JPY 為替レートの変動

較する。また、代表的な線形モデルである線形回帰と、代表的な非線形モデルである多層パーセプトロンとも比較する。線形回帰に関しては、正則化項は用いずパラメータの決定法には確率的勾配降下法を用いた。多層パーセプトロンに関しては、隠れユニットの活性化関数として正規化線形関数、出力ユニットの活性化関数として線形関数を用い、最適化アルゴリズムとして Adam を用いた。本実験では、計算時間の都合上、線形回帰と多層パーセプトロンに関してはグリッドサーチによるパラメータの最適化は行わず、予備的解析の結果に基づき、その値を決定した。具体的には、線形回帰の説明変数の数は 5 (直近 5 件の FX レート) とし、多層パーセプトロンの入力層のユニット数は 20 (直近 20 件の FX レート)、隠れ層の数は 2、各層のユニット

数は 6 とした。

### 4.3 評価指標

本稿では、Lee らによる文献 [8] でも用いられている金融リターン予測における以下の 3 つの評価指標 [9] を用いて結果を評価した。

#### 4.3.1 Mean Squad Forecast Error

Mean Squad Forecast Error (MSFE) は予測の平均的な誤差を測る指標であり、その値は式 (5) により定義される。

$$MSFE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (R_t - F_t)^2 \quad (5)$$

ここで、 $m$  はテストサンプル数、 $R_t$  と  $F_t$  はそれぞれ時刻

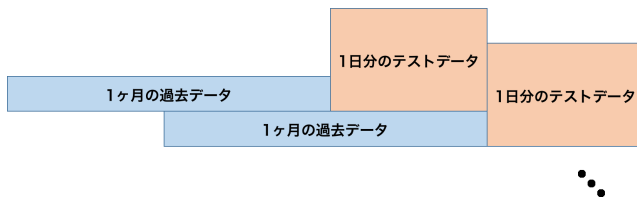


図3 テストデータの分割

なお文献 [7] では、動的タイムワーピング (DTW: Dynamic Time Warping) 距離を用いてベクトルの類似度を計算している。

$t$  における実測値と予測値とする。

### 4.3.2 Mean Correct Forecast Direction

Mean Correct Forecast Direction (MCFD) は騰落予測の平均的な精度を測る指標であり、式 (6) により定義される。

$$MCFD = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m 1(\text{sign}(R_t) \times \text{sign}(F_t) > 0) \quad (6)$$

ここで、 $m$  はテストサンプル数、 $R_t$  と  $F_t$  はそれぞれ時刻  $t$  における実測値と予測値とする。ただし、文献 [8] では右辺に係数  $-1$  をかけて誤差関数として提案されているが、本稿では、了解性を考慮して右辺に係数  $-1$  を適用していない。

### 4.3.3 Mean Forecast Trading Return

Mean Forecast Trading Return (MFTR) は予測に従い取引をした場合に得ることができる平均的な収益を測る指標であり、式 (7) により定義される。

$$MFTR = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \text{sign}(R_t) \times F_t \quad (7)$$

ここで、 $m$  はテストサンプル数、 $R_t$  と  $F_t$  はそれぞれ時刻  $t$  における実測値と予測値とする。ただし、MCFD と同様に、ここでの定義は文献 [8] 中の定義とは異なり右辺に係数  $-1$  を適用していない。

なお、統計的な基準である MSFE よりも、経済的な基準である MCFD や MFTR を用いてモデルの性能を測る重要性が指摘されていることに注意されたい [9]。

## 4.4 実験方法

本実験では、データを 1 日単位で分割し、ある 1 日分のテストデータをその直前 1 ヶ月の過去データを用いて予測した。また、過去データのうち直近 1 週間分をバリデーションデータとして利用した。実験期間の分割イメージを図 3 に示す。

また、比較手法である  $k$ -NN は図 3 の過去データすべてを検索期間とし、提案手法と同様に、過去データにおける直近 1 週間のデータに対するグリッドサーチにより最適化した近傍数  $k$  と検索ベクトルの次元数  $n$  を用いた。グリッドサーチでは、提案手法、通常の  $k$ -NN とともに MCFD を最大化するように最適化を行った。線形回帰、多層パーセ

プトロンにおいては図 3 の過去データを訓練データとしてモデルを学習した。提案手法とその他の手法は同一のサンプルを予測し、提案手法において予測放棄をしたものは、その他の手法においても予測放棄した。また、予測放棄をしたサンプルは評価指標の計算に含めないこととする。

また、4.3 節で示した評価指標に加え、各手法を用いた擬似トレードによる収益も比較した。擬似トレードの条件については、文献 [10] を参考にした。擬似トレードにおける条件を以下に示す。

### スプレッドおよび手数料

一般的に FX トレードでは、あるタイミングでの買値が売値よりも若干高く設定されており、この差はスプレッドと呼ばれる [10]。このスプレッドが実質的な手数料の役割を果たしており、多くの FX 運用会社では通常運用時の取引手数料は 0 円としている。本実験でのスプレッドは、データを収集した GMO クリック証券に従い 1\$につき 0.3 銭 (0.003 円) とし、スワップ金利は考慮しないものとした。GMO クリック証券を含め、ほぼすべての FX 運用会社は大きな変動がある場合に限りスプレッドが大きくなる原則固定スプレッドを導入しているが、スプレッドの変化量のデータを入手することができないため、本稿の擬似トレードにおいては、スプレッドが変化しない固定スプレッドとする。

### 初期資産および 1 回あたりの投資金額

資産の変動がわかりやすいように、初期資産は 1 円とする。また、資産が 1 円以下であったり、1 円以上であったとしても、1 回の取引金額は 1 円で行う。

### 取引のアルゴリズム

予測手法が次の為替レートが上昇すると予測した場合は買いを行い、逆の場合は売りを行う。この決算は 1 単位時間後、つまり 1 分後に行われる。ただし、1 単位時間後の予測が今回の予測と同一の方向 (上昇/下降) であった場合は決算を行わずに保持する。提案手法は予測放棄を行うため、1 単位時間後の予測が放棄された場合、保持するポジションの決算を行う戦略と、ポジションを保持し続ける戦略の 2 パターンを考える。前者を Proposed  $k$ -NN、後者を Proposed  $k$ -NN Hold と表記する。比較手法と提案手法は同条件で予測放棄するものとし、同様に他の予測手法に関しても、ポジションを保持し続ける戦略を用いたモデルはモデル名の後ろに Hold を付けて表記する。

## 5. 実験結果と考察

### 5.1 テストデータに基づく各手法の評価

提案手法は予測放棄を行うため、MSFE, MCFD, MFTR による評価において異なる予測数での比較は望ましくない。そのため、提案手法が予測対象としたテストデータに対してのみ提案手法を他の手法と比較する。ここでは、まず提案手法で導入した閾値を用いない従来の  $k$ -NN と他の比較

表 1 テスト期間における比較手法による USD/JPY 為替レート  
 予測結果の比較 (テストデータ数: 7,200)

モデル	MSFE	MCFD	MFTR
$k$ -NN	$7.329e^{-8}$	0.5014	$1.506e^{-6}$
線形回帰	$6.536e^{-8}$	0.5171	$9.602e^{-6}$
多層パーセプトロン	$6.533e^{-8}$	0.5004	$-2.916e^{-6}$

表 2 テスト期間における提案手法と比較手法による USD/JPY  
 為替レート予測結果の比較 (テストデータ数: 335)

モデル	MSFE	MCFD	MFTR
提案手法	$6.552e^{-8}$	0.5615	$7.949e^{-5}$
$k$ -NN	$6.661e^{-8}$	0.5315	$2.582e^{-5}$
線形回帰	$6.537e^{-8}$	0.5105	$-5.8950e^{-6}$
多層パーセプトロン	$6.533e^{-8}$	0.5255	$-3.926e^{-6}$

手法の性能を比較したのち、提案法とそれらの性能を比較する。すべてのサンプルを予測した場合の、提案手法以外の予測手法に対する MSFE, MCFD, MFTR の値を表 1 に示す。また、提案手法が予測放棄したテストデータを除いたデータのみに対する各手法のそれらの評価値を表 2 に示す。

まず、表 1 の結果について述べる。MSFE において一番精度が高かったのは多層パーセプトロンであるが、線形回帰との差はごく僅かである。一方、 $k$ -NN が一番悪い結果となった。これは、線形回帰と多層パーセプトロンは予測と実測値の誤差が小さくなるように学習を行っているため、テストデータにおいても誤差が小さくなったと考えられる。MCFD においては、線形回帰が最も良く、 $k$ -NN と多層パーセプトロンが同程度でランダム予測とほぼ変わらなかった。MFTR においては線形回帰が最も良く、次に  $k$ -NN が良い結果となった。多層パーセプトロンでは、MFTR が負の値になってしまったことから損益が出てしまっていることがわかる。MSFE が最小である多層パーセプトロンが MFTR において最も悪かったため、MSFE を小さくすることは MFTR の向上に関係がないということがわかる。つまり、誤差を小さくすることが必ずしもトレードの利益を大きくするわけではないという結果になった。また、MCFD において  $k$ -NN と多層パーセプトロンはほぼ同一にもかかわらず、MFTR が正の値となり利益が出ていることがわかる。これは  $k$ -NN では変動が大きい時に精度よく予測を行うことができたため、利益を出すことができたと考えられる。

次に、表 2 中の各結果について述べる。MSFE に関しては、線形回帰と多層パーセプトロンの性能には表 1 と比較して変化がほぼ見られなかったが、 $k$ -NN の性能は大きく向上した。これは、閾値  $C_{max}$  と  $C_{min}$  により、その範囲に入らない変動の場合に予測を棄権することで、大きな予測誤差が出ることがなかったためと考えられる。この結果からは、 $k$ -NN のような類似検索を用いる記憶に基づく学

習では、極端に大きい変動、もしくは小さい変動の場合の予測は難しく、それらを除いた場合は他の予測手法に近い予測誤差を達成できること示しており、本稿での仮定 (2) を支持するものと言える。一方、表 2 における提案手法の MSFE は線形回帰と多層パーセプトロンよりは悪いものの、従来の  $k$ -NN よりは小さい値となった。これは、仮定 (1) に基づき閾値  $I_{max}$  により検索範囲を限定したことの効果によるものと思われる。一方、MCFD, MFTR に関しては、提案手法と  $k$ -NN がともに良好な結果を示し、線形回帰と多層パーセプトロンを上回る結果となった。線形回帰の MCFD, MFTR は表 1 と比べ、どちらも悪化し、多層パーセプトロンに関しては、MCFD は向上したものの、MFTR は損益が拡大する結果となった。この結果から、提案手法と従来の  $k$ -NN は、予測を棄権しなかった対象データに対してその騰落を比較的精度よく予測することに成功し、それが最終的な利益評価にも影響したものと考えられる。この結果から、提案手法が予測を棄権した場合に取る戦略によっては、実運用においてもこれらの比較手法よりも優位性をもつことが期待できる。

## 5.2 擬似トレードによる各手法の評価

本節では、前述の設定を用いた擬似トレードを通して各手法の性能を評価する。手数料を考慮しない場合の擬似トレード結果を図 4 に示し、手数料を考慮した場合の擬似トレード結果を図 5 に示す。これらの結果を比較すると、手数料を考慮しない場合において最も資産を増やした線形回帰は、手数料を考慮した場合、資産を大幅に減らしたことがわかる。これは、1 回の取引における利益が手数料を上回らなかったためであり、 $k$ -NN と多層パーセプトロンにおいても同様のことが言える。一方、予測放棄をした提案手法は手数料を考慮しない場合、線形回帰よりも資産を増やすことができなかったが、手数料を考慮した場合は、予測放棄を行ったことにより取引回数が抑えられ、その分、他の予測手法よりも資産を増やすことに成功している。ただし、手数料が存在する条件において、提案手法とその他の手法が異なることは、必ずしも公平な比較とはならないため注意が必要である。

この点を考慮し、提案手法の予測放棄にあわせて、他の手法も同様に予測放棄を行った場合の結果を図 6 となる。この結果からは、提案手法と同様に予測放棄を他の手法が行った場合においても、提案手法が最も多くの資産を獲得していることがわかる。また、予測放棄をした場合にポジションをホールドする戦略を取った場合の結果は、図 7 のようになる。図 6 では運用後の資産に大きな差があった提案手法と  $k$ -NN に関して、図 7 ではその差がほとんどなくなっていることがわかる。つまり、ホールドを行った場合は、検索期間の制限による効果は限定的であると言える。

以上のことから、手数料を考慮するより現実的な設定の

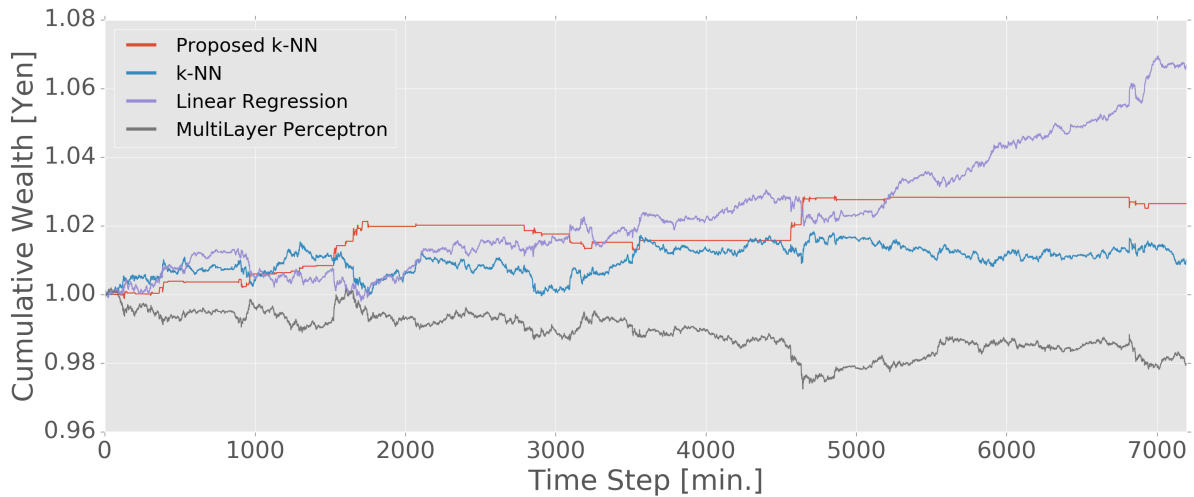


図 4 手数料を考慮しない場合の各手法による擬似トレード結果

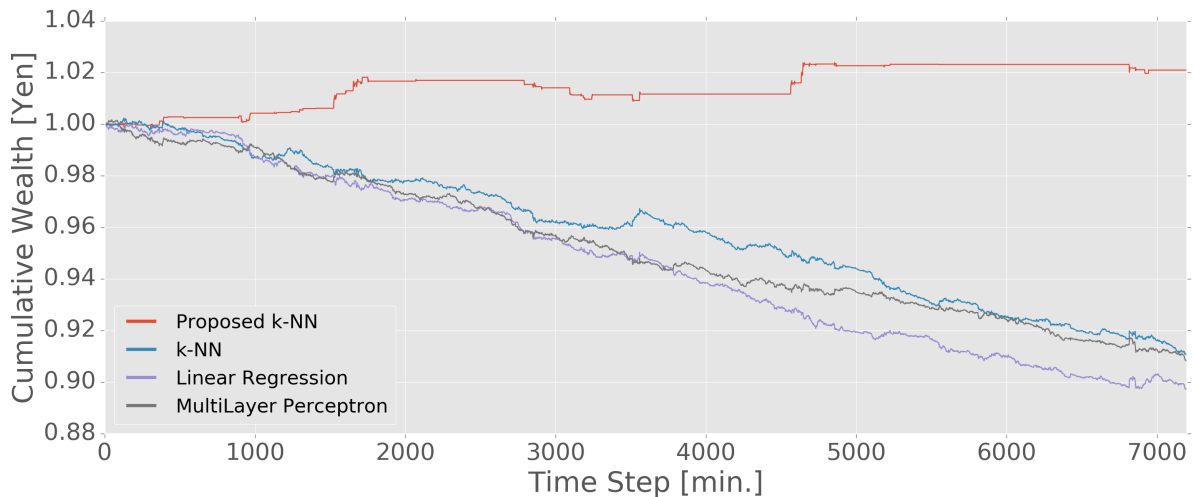


図 5 手数料を考慮した場合の各手法による擬似トレード結果

下での擬似トレードでは、レートの変動が一定範囲にない場合の予測を棄権した場合、一定期間後の保有資産という点において、従来の  $k$ -NN と提案手法のような類似検索に基づく予測手法が線形回帰と多層パーセプトロンより優位であると言える。

## 6. おわりに

本研究では、類似検索による高頻度 FX レート予測を行った。提案手法では、2種類の閾値を導入し、類似検索において信頼性の低い予測を回避し、かつ検索範囲を限定することで、騰落予測、トレードリターンの2点においてベースライン的な手法よりも高い性能を達成することを可能とした。手数料を考慮しない場合の資産増加は、線形回帰よりも低い結果となったが、また、手数料を考慮に入れた場合は線形回帰よりも圧倒的に資産を増やすことができることを示した。これは、実際の取引を想定した実験における、提案手法の優位性を示すものである。

今後の課題としては、より多様なデータでの検証と、他の距離尺度を用いた場合の評価が挙げられる。文献 [7] ではユークリッド距離ではなく DTW 距離を用いて類似検索を行っており、高頻度 FX レート予測においても DTW 距離を用いた  $k$ -NN の有効性の検証をする必要がある。ただし、ユークリッド距離よりも DTW 距離の方が計算量が大きくなるため、事前に過去のデータをクラスタリングし、類似検索をクラスタの重心に対して行うか、類似検索自体を効率化する必要がある [11]。

## 参考文献

- [1] Meese, R. A. and Rogoff, K.: Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample?, *Journal of international economics*, Vol. 14, No. 1-2, pp. 3-24 (1983).
- [2] Qian, B. and Rasheed, K.: Foreign exchange market prediction with multiple classifiers, *Journal of Forecasting*, Vol. 29, No. 3, pp. 271-284 (2010).
- [3] 金谷太郎: マーケット・マイクロストラクチャー・ノイズ

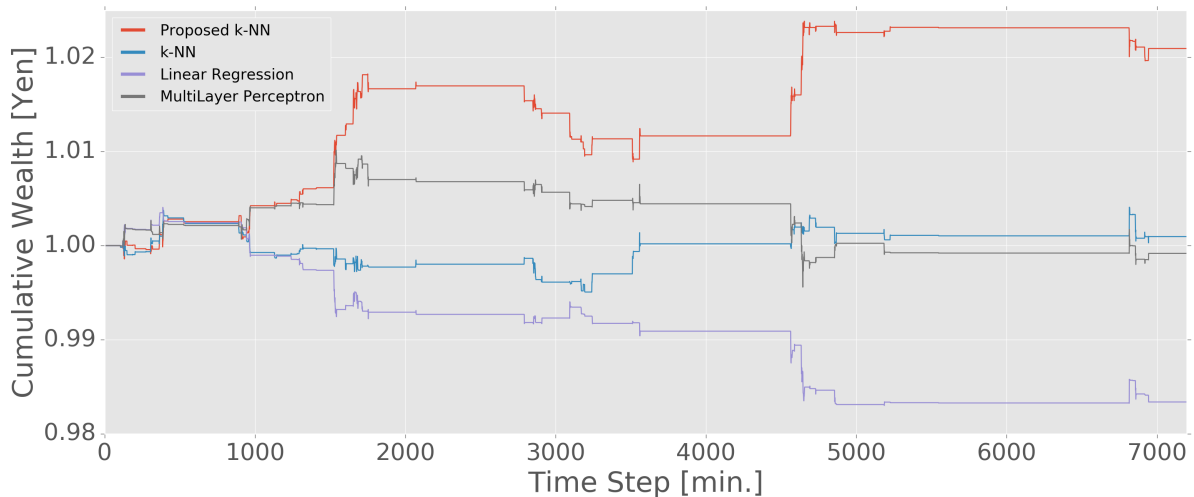


図 6 予測放棄をする各手法による擬似トレード結果 (手数料考慮)

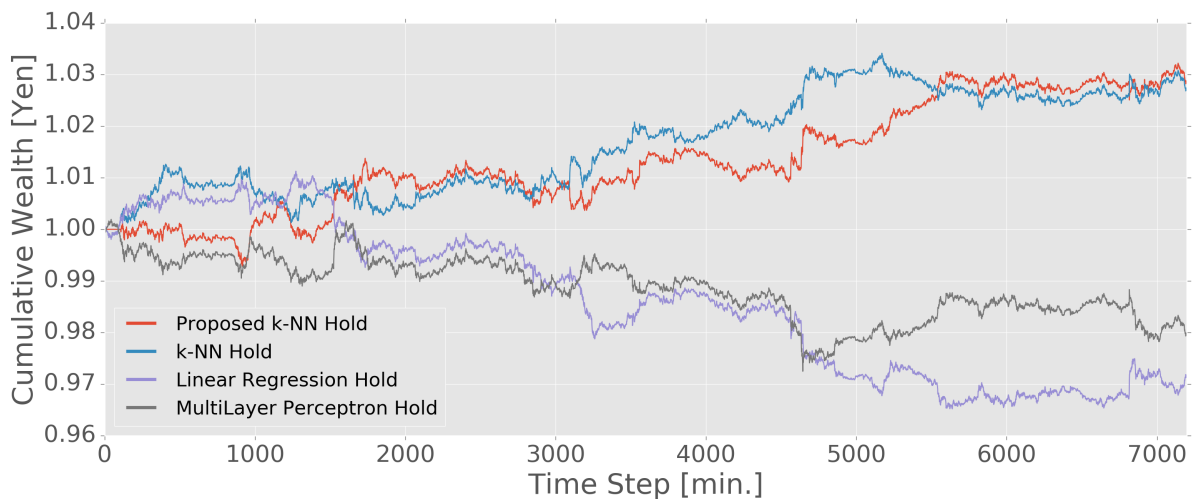


図 7 予測放棄時にポジションをホールドする各手法による擬似トレード結果 (手数料考慮)

がある場合のボラティリティ推定, Vol. 183, No. 2, pp. 77-86 (2009).

- [4] Zhou, B.: High-frequency data and volatility in foreign-exchange rates, *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 14, No. 1, pp. 45-52 (1996).
- [5] Choudhry, T., McGroarty, F., Peng, K. and Wang, S.: High-Frequency Exchange-Rate Prediction With An Artificial Neural Network, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 19, No. 3, pp. 170-178 (2012).
- [6] Yao, J. and Tan, C. L.: A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex, *Neurocomputing*, Vol. 34, No. 1, pp. 79-98 (2000).
- [7] Kia, A. N., Haratizadeh, S. and Zare, H.: Prediction of USD/JPY Exchange Rate Time Series Directional Status by KNN with Dynamic Time Warping AS Distance Function, *Bonfring International Journal of Data Mining*, Vol. 3, No. 2, p. 12 (2013).
- [8] Lee, T.-H.: Loss functions in time series forecasting, *International encyclopedia of the social sciences*, Vol. 9, pp. 495-502 (2008).
- [9] Granger, C. W.: Outline of forecast theory using generalized cost functions, *Spanish Economic Review*, Vol. 1,

No. 2, pp. 161-173 (1999).

- [10] 平林明憲, 伊庭齊志: 遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化, 人工知能学会全国大会論文集 2008 年度人工知能学会全国大会 (第 22 回) 論文集, 3H1-2, 社団法人 人工知能学会 (2008).
- [11] 吉川昂伯, 石川雅弘, 陳漢雄, 古瀬一隆, 大保信夫: 長大な時系列データの類似検索の研究, 電子情報通信学会第 18 回データ工学ワークショップ論文集, (オンライン), 入手先 <<http://www.ieice.org/iss/de/DEWS/DEWS2007/pdf/e1-1.pdf>> (2007).