

## 一般顧客の集合知による外国為替交換レート予測

Prediction of Foreign Exchange Rates  
by Collective Knowledge of Individual Traders矢野 和洞<sup>1\*</sup>          鈴木 丈裕<sup>1</sup>          鈴木 智也<sup>1,2</sup>  
Kazuto YANO<sup>1</sup>      Takehiro SUZUKI<sup>1</sup>      Tomoya SUZUKI<sup>1,2</sup><sup>1</sup> 茨城大学大学院理工学研究科<sup>1</sup> Graduate School of Science and Engineering, Ibaraki University<sup>2</sup> コラボウィズ株式会社<sup>2</sup> CollabWiz. Inc

**Abstract:** Foreign-exchange trading (FX) is well known as an asset management method like stock investment. Individual traders basically send their orders to an FX broker, and the FX broker executes cover transactions with global megabanks to prevent the price-fluctuation risk. If it is possible to foresee the future price movement, FX brokers can make their cover transactions more efficient. Fortunately, FX brokers can see the trading positions of their customers. If each customer has a little predictive power, the aggregation of all customers' positions might improve the predictive power in terms of the wisdom of crowds. From this viewpoint, we tried to extract the collective knowledge from all customers and applied it to improve cover transactions. As a result, our idea worked well to make FX brokerage business less risky and more profitable.

## 1 はじめに

外国為替証拠金取引 (Foreign Exchange trading : FX) では、同取引を扱う業者 (以下、FX 業者) と顧客の間で取引が行われる。FX 業者は顧客からの注文を自ら抱えてしまうと価格変動に伴う損失リスクを負うことになるため、このリスクを限定するために自らも別の金融機関や市場に対して顧客と反対の取引を行う。これをカバー取引と呼ぶ。カバー取引によって、FX 業者の市場変動による損失リスクが解消され何らかの手段で収益が確定する。しかし将来の価格を予測し、事前に業者が損失リスクを回避できることが分かっているならば、顧客の取引に対しカバー取引を行わない方が合理的である。そこで、価格予測を通じて、FX 業者が損失を被ると判断すればカバー取引を行い、利益が発生すると判断すればカバー取引を先延ばしする、という戦略を考える。顧客の取引履歴情報を利用することで他者よりも有効な価格予測が可能になるかもしれない。またたくさんの顧客の売買動向を表す取引履歴には、集合知 [1] の観点からある程度の価格予測力が秘められていると予想される。そこで本研究では取引履

履歴情報を「アマチュア集団による集合知」として未来価格の予測に利用し、FX 業者の立場 [2] になって、顧客の取引履歴情報 [3] を用いた FX 市場の価格予測を行い、上記戦略の有用性を検証する。

## 2 集合知による取引価格予測

集合知とは他人の知恵を統合することで、物事の判断能力を向上できるという概念である。集合知が大きな力を発揮する理由として、多様性予測定理 [1] がある。ある問題の答えを予測する時、全  $M$  個の予測モデルを用いるとする。第  $i$  番目のモデルによる予測値を  $\hat{x}_i$ 、多数決による最終的な予測値を  $E[\hat{x}] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \hat{x}_i$ 、正解値を  $x$  とすると以下が成り立つ。

$$(x - E[\hat{x}])^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x - \hat{x}_i)^2 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{x}_i - E[\hat{x}])^2 \quad (1)$$

ここで、左辺は「多数決の予測誤差」、右辺第 1 項は「各予測モデルの平均予測誤差」、右辺第 2 項は「予測モデルの分散値」を示している。したがって予測モデルの分散値 (多様性) が大きいほど、多数決の予測誤差

\*連絡先：茨城大学大学院理工学研究科 知能システム工学専攻  
〒316-8511 茨城県日立市中成沢町 4-12-1  
E-mail: 18nm507y@vc.ibaraki.ac.jp

注文番号	発注日時	注文種別	取引区分	通貨ペア	売買	約定レート	注文レート	注文数量	注文条件	有効期限	トレード開始注文チャタラシ	第一受渡	第二受渡	約定日時	約定レート	約定口	口座番号
2.83E+09	3625.6	1	新規	USD/JPY	1	102.225	102.1	10000	定指値	#####				3625.6	0000.2	1.75E+09	
1.95E+09	6237.5	3	決済	USD/JPY	1	102.225	102.15	1000	定指値	#####	3.70E+09	3.70E+09		6237.5	0000.2	2.05E+09	
1.87E+09	2151.6	4	新規	USD/JPY	1	102.225	102.221	5000	定指値	#####	2.4E+09	2.4E+09	2.61E+09	2151.6	0000.2	2.48E+09	
3.95E+09	1929.6	3	決済	USD/JPY	1	102.225	102.09	10000	定指値	#####	1.63E+09	1.63E+09		1929.6	0000.2	2.66E+09	
2.91E+09	5155.2	2	新規	USD/JPY	2	102.165	102.137	10000	定指値	#####	2.32E+09	2.32E+09		5155.2	0000.2	2.7E+09	
3.69E+09	4814.6	1	新規	USD/JPY	1	102.225	102.1	10000	定指値	#####				4814.6	0000.2	9.91E+09	
1.31E+09	4343.8	4	新規	USD/JPY	2	102.165	102.087	1000	定指値	#####	3.39E+09	3.39E+09	4.04E+09	4343.8	0000.2	1.03E+09	
1.54E+09	3644.6	4	新規	USD/JPY	1	102.225	102.2	10000	定指値	#####	3.95E+09	3.95E+09	3.79E+09	3644.6	0000.2	1.21E+09	

図 1: 取引履歴データの一部

が縮小する。また機械学習を用いた価格予測の分野でも集合知が機能している事例がある [4, 5, 6]。

FX 業者は膨大な顧客の取引履歴情報を所持しており、この情報には顧客による未来価格の予測が含まれている。顧客一人一人の予測力が乏しいとしてもそれが膨大に集まれば、多様性予測定理の観点から予測力を向上できる可能性がある。

図 1 に取引履歴情報の一部を示す。顧客の集合知を予測に利用するために、顧客の未来価格の予測が強く反映されている「指値注文」のみに着眼する。予測に用いる説明変数は、「取引件数」、「取引数量」、「買い件数と売り件数の差」(以下、net 件数と表す)、「買い数量と売り数量の差」(以下、net 数量と表す)の 4 種とする。取引件数と取引数量は市場の盛り上がりを示すものである。net 件数および net 数量が正ならば、将来の価格は上昇すると予想している顧客が多いことを示す。指値注文による取引が約定した時点を観測点とし、そこから 1, 5, 15, 30 分前(以下、 $B$  で表す)の取引履歴を利用して 5, 15, 30 分後(以下、 $F$  で表す)までの取引価格(仲値)を予測する。

### 3 集合知を用いた為替カバー取引

2 で示した予測を利用した FX 業者のカバー取引に関する新たな戦略を考案する。その戦略を用いてシミュレーションを行う時の評価指標として、勝率、総利益、最大ドローダウン、そして総利益に対する最大ドローダウンの割合を用いる。勝率は価格変化の方向を当てることができた割合であり価格変化量を考慮しない。総利益を評価するために、相対取引業者が顧客の取引に対し必ず即時カバー取引を行う戦略(以下、従来法 1 と呼ぶ)、必ずカバー取引を先延ばす戦略(以下、従来法 2 と呼ぶ)の 2 つの単純な戦略で利益計算を行う。さらに予測結果から即時カバー取引を行うかどうかを判断する戦略(以下、提案法と呼ぶ)と比較する。

上記 3 つの戦略の総利益計算方法を示す。図 2 はカバー取引を行った場合、FX 業者が得られる損益を表している。顧客が取引をする際、買値と売値(以下、レートと呼ぶ)が存在し、通常買値の方が売値よりも高い。

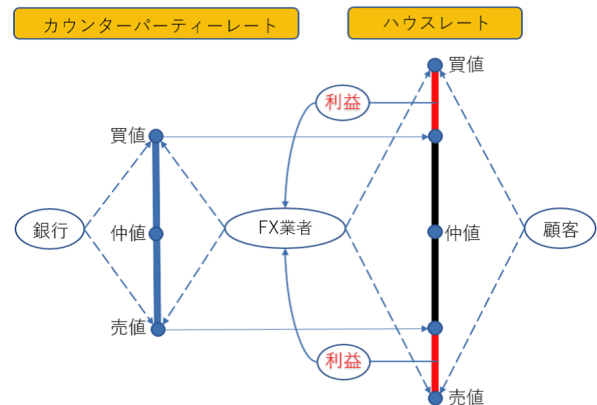


図 2: FX 業者の利益

このレートは FX 業者が複数の金融機関が提示する価格を集約して生成した価格を顧客に提示しており、これをハウスレートと呼ぶ。FX 業者がカバー取引を行う取引先(投資銀行や証券会社など)のことをカウンターパーティーと呼ぶ。カバー取引を行う際にはカウンターパーティーの提示しているレート(以下、カウンターパーティーレート)によって為替差損益が発生する。すなわち FX 業者が一連の取引によって得られる損益はカウンターパーティーレートとハウスレートの差になる。しかし、ハウスレートとカウンターパーティーレートは極めて頻繁に変化するので、損益計算を簡単にするためにハウスレートとカウンターパーティーレートの差(以下、為替差損益)を常時 0.3 銭に固定して考える。また、取引数量  $A$  が多いほど取引手数料による利益は拡大するため、1 取引あたりの利益  $P_1$  は以下となる。

$$P_1 = A \times 0.003 \quad (2)$$

ここで  $A$  は 1 取引あたりの取引数量である。従来法 1 では取引が発生するごとに  $P_1$  を足し合わせることで総利益  $R$  を求める。

カバー取引を先延ばしにした場合は、その後の価格変化によって損益が決まる。例えば、FX 業者がドル売りポジションを持ち、カバー取引を行わないままドルの価格が上昇すれば FX 業者は損をする。この損益は取引が行われた観測点から予測点までの間に变化した  $delta\_price$  と、取引数量  $A$  で決まる。さらに式 (1) の為替差損益による利益が加算されるので 1 取引あたりの利益  $P_2$  は以下となる。

$$P_2 = (delta\_price \times A) + (A \times 0.003) \quad (3)$$

従来法 2 では取引が発生するごとに  $P_2$  を足し合わせることで総利益  $R$  を求める。

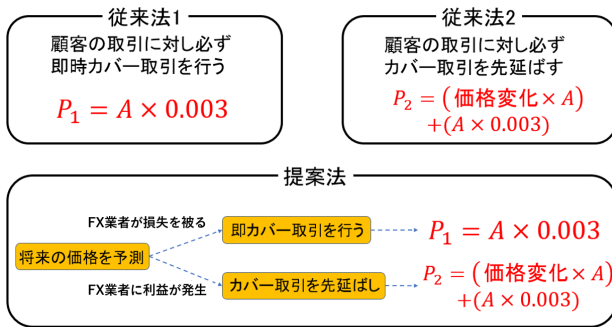


図 3: 各戦略におけるそれぞれの総利益の計算方法

しかし FX 業者がカバーの先延ばしにより損すると判断できれば即時にカバー取引をすることで式 (1) によって利益を得る。つまり、予測結果に応じて即時にカバー取引をしない方が得であれば式 (2) を用い、即時にカバー取引をした方が得であれば式 (1) に切り替える。提案法では、これらの総和を計算することで総利益  $R$  を求める。図 3 にそれぞれの戦略における利益計算方法を示す。

## 4 シミュレーション

使用するデータは、2016 年 8 月から 2017 年 12 月までのドル円の取引履歴情報と価格の値動きである。学習期間を 1 ヵ月およびテスト期間を 1 週間とし、予測の勝率、総利益、最大ドローダウンを算出する。為替の価格変動は約 1 週間ごとに変化する傾向があり、2016 年 8 月から 2017 年 12 月のシミュレーション期間において 1 週間ずつシフトしながら学習とテストを行う。このシミュレーションは計 69 回行われ、すべての  $B$  と  $F$  の組み合わせについて同様のシミュレーションを行う。なお、本稿の予測モデルには最も基本的な線形回帰を用いている。今後は線形回帰以外の予測モデルによるシミュレーションも検討している。

5, 15, 30 分後を予測した勝率をそれぞれ図 4~6 に示す。 $B = 15$  および  $F = 5$  の組み合わせだけが 50% を越えているが、他の場合ではわずかに 50% を下回る結果となり、予測が機能していない。また図 7 は  $B = 15$  および  $F = 15$  における計 69 回のシミュレーションで、勝率の安定性を評価するグラフである。これより勝率が 55% のように高い時もあれば 40% と低い時もあり、勝率が安定していない。やはり外国為替の価格予測は非常に困難である。この低い勝率については以後再び触れる。

5, 15, 30 分後を予測した総利益をそれぞれ図 8~10 に示す。特に  $\{B, F\} = \{15, 15\}$  と  $\{30, 15\}$  におい

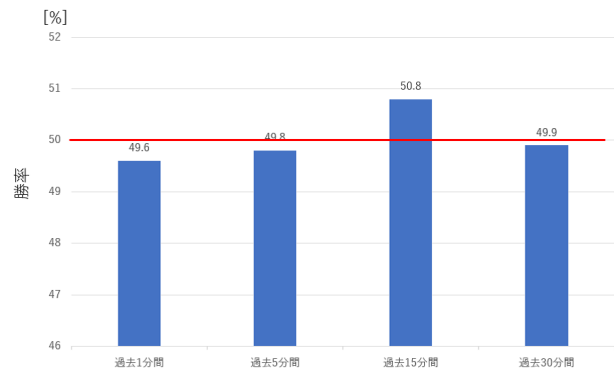


図 4: 5 分後を予測した場合の勝率

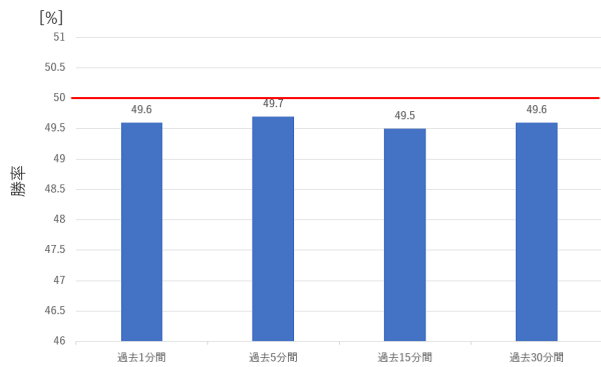


図 5: 15 分後を予測した場合の勝率

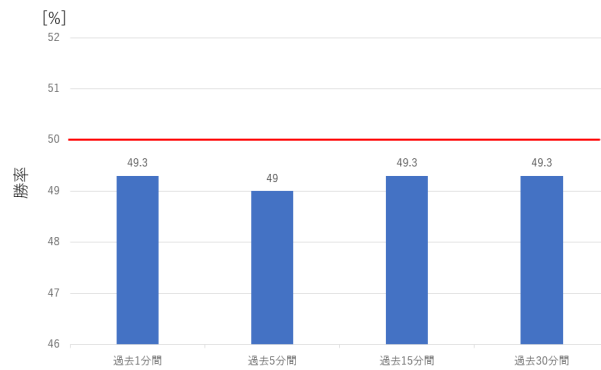


図 6: 30 分後を予測した場合の勝率

て従来法を上回る良好な総利益を示している。つまり予測対象として 15 分後程度が良い印象である。なお、 $\{B, F\} = \{15, 15\}$  における総利益の累積を図 11 に示す。提案法と従来法 2 は同じように推移するが、提案法の方が大きな利益を得る機会を捉え、大きな損失を被る機会を回避している様子が伺える。図 11 で得られた総利益の変化量を図 12 に示す。従来法 2 よりも提案法の方が変動が小さく安定性に優れている。5, 15, 30 分後を予測した総利益をそれぞれ図 8~10 に示す。

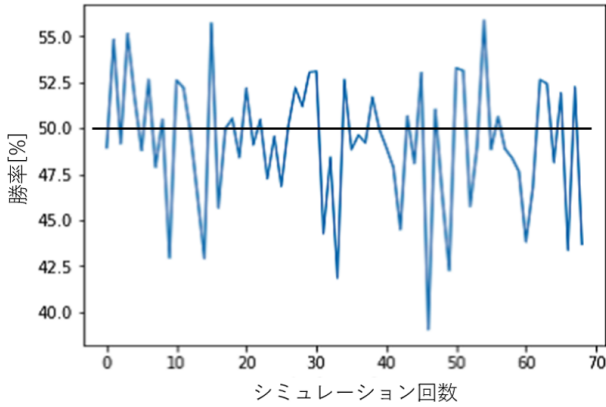


図 7:  $B = 15$  および  $F = 15$  における勝率の変化

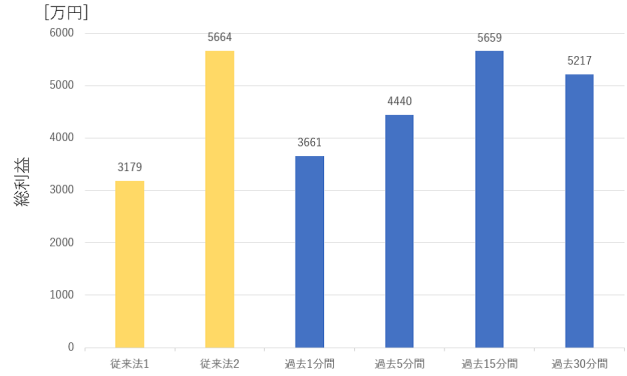


図 10: 30分後を予測した場合の総利益

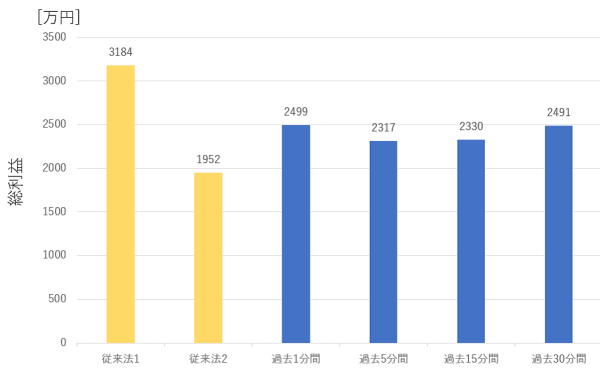


図 8: 5分後を予測した場合の総利益

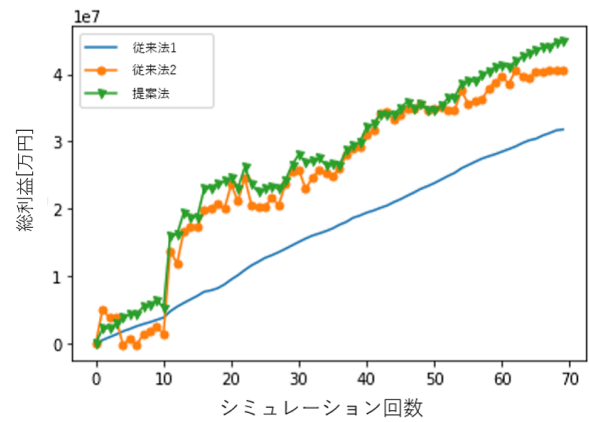


図 11:  $B = 15$  および  $F = 15$  における総利益の累積

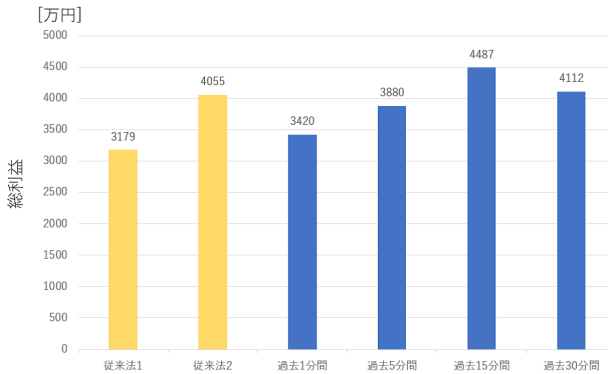


図 9: 15分後を予測した場合の総利益

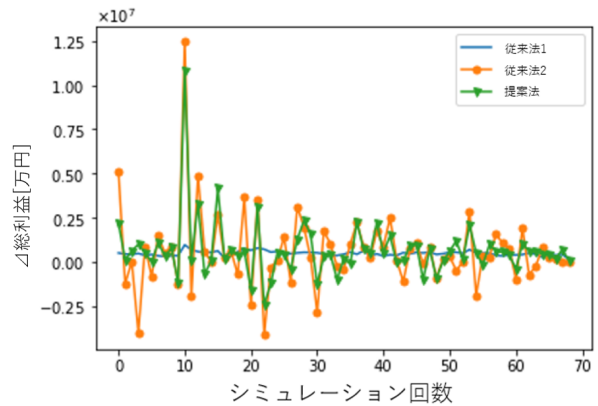


図 12: 図 11 における総利益の変化量

特に  $\{B, F\} = \{15, 15\}$  と  $\{30, 15\}$  において従来法を上回る良好な総利益を示している。つまり予測対象として15分後程度が良い印象である。なお、 $\{B, F\} = \{15, 15\}$  における総利益の累積を図 11 に示す。提案法と従来法2は同じように推移するが、提案法の方が大きな利益を得る機会を捉え、大きな損失を被る機会を回避している様子が伺える。図 11 で得られた総利

益の変化量を図 12 に示す。従来法2よりも提案法の方が変動が小さく安定性に優れている。

5, 15, 30分後を予測した場合の最大ドローダウンをそれぞれ図 13~15 に示す。すべての場合で提案法は従来法2より最大ドローダウンが低く、リスクが低いことを示している。これは集合知による予測により大

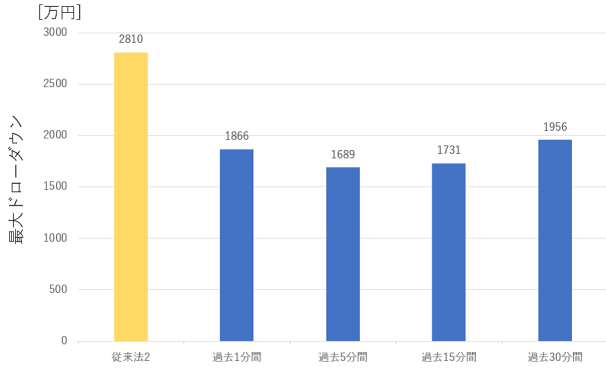


図 13: 5分後を予測した場合の最大ドローダウン

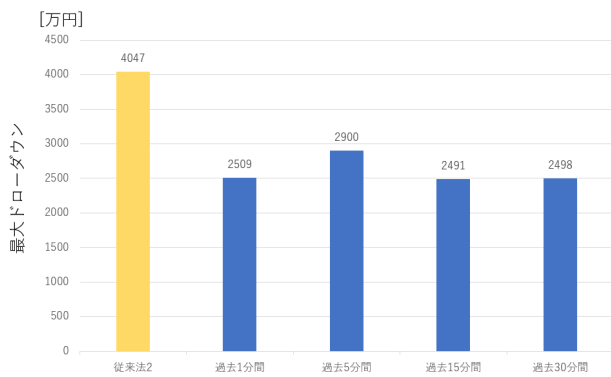


図 14: 15分後を予測した場合の最大ドローダウン

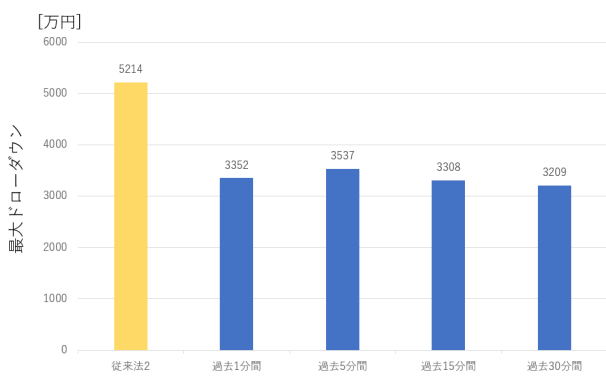


図 15: 30分後を予測した場合の最大ドローダウン

大きな損失を回避できたためカバー戦略の安定性が向上できたと考えられる。図 16 は  $\{B, F\} = \{15, 15\}$  における最大ドローダウンの変化を示す。従来法 2 よりも提案法の方が値は低く安定している様子が分かる。

最後に、リスク当たりの収益率を評価すべく、総利益/最大ドローダウンを計算した結果を図 17~19 に示す。結果として、 $B$  と  $F$  全ての組み合わせにおいて提案法は従来法よりも優れたパフォーマンスを示している。特に  $\{B, F\} = \{15, 15\}$  においては最大ドロー

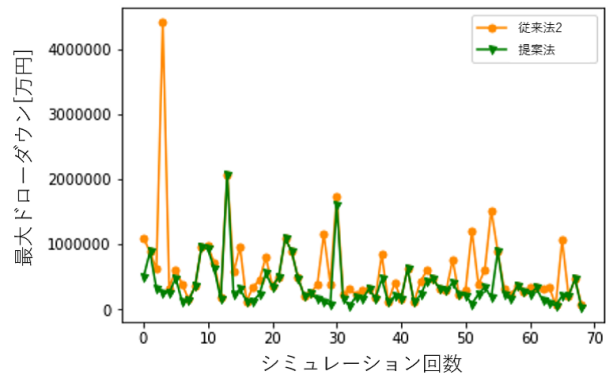


図 16:  $B = 15$  および  $F = 15$  における最大ドローダウンの変化

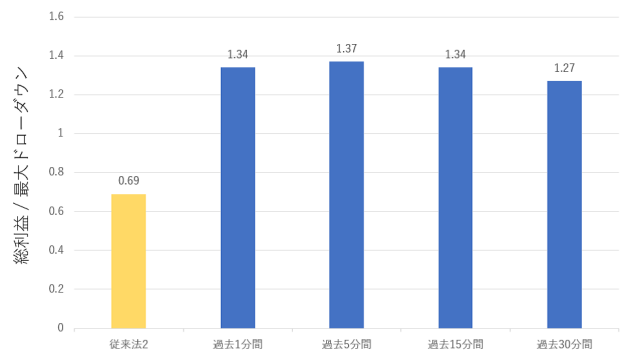


図 17: 5分後を予測した場合の総利益/最大ドローダウン

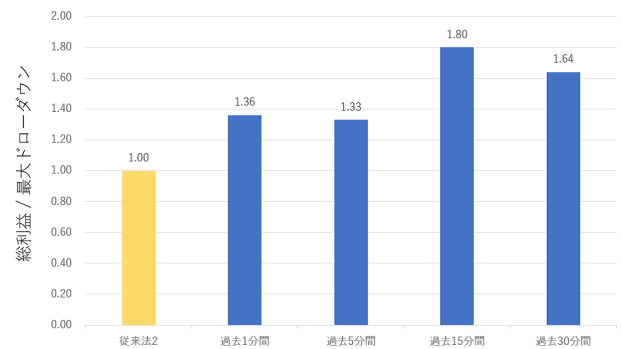


図 18: 15分後を予測した場合の総利益/最大ドローダウン

ダウンの 1.8 倍の総利益を得ている。以上を勘案すると、勝率は基準である 50% に満たないが、総利益は低くなく、最大ドローダウンについても良好である。また図 11 に示すように大きな利益を得る機会を捉え、大きな損失を被る機会を回避できている。このような結果から考察すると、総利益が大きく変化する取引、す

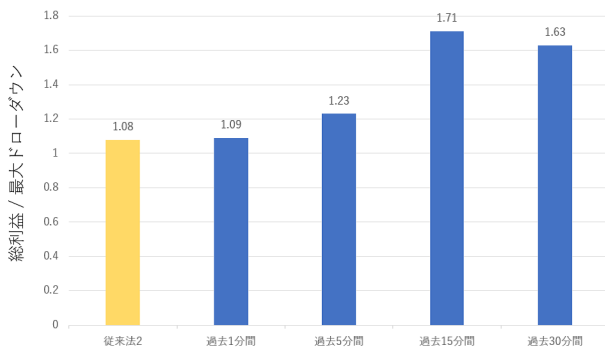


図 19: 30 分後を予測した場合の総利益/最大ドローダウン

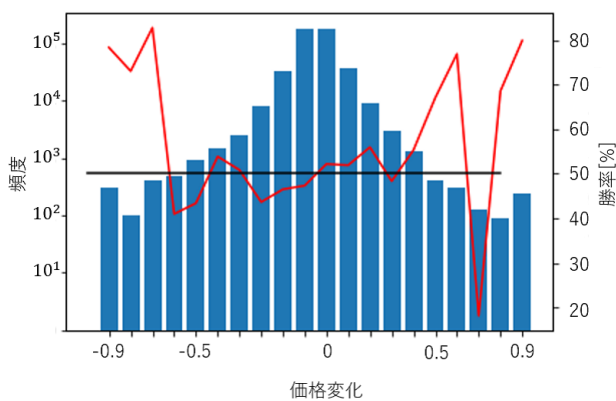


図 20:  $B = 15$  および  $F = 15$  における価格変化幅 (真値) と勝率の関係

なわち価格変化が大きい時ほど予測が機能しやすいと考えられる。そこで 0.1 毎に価格変化帯を設け、それぞれにおいて勝率を計算する。この結果を図 20 に示す。価格変化が小さい領域ではほぼ 50% の勝率であるが、価格変化が大きい領域では発生件数は少ないものの非常に高い勝率を示している。つまりアマチュア集団の集合知である顧客の取引履歴情報には、大きな価格変化に対する予測力があることを確認できた。

## 5 まとめ

本研究では FX 業者の所持している顧客の取引履歴情報をアマチュア集団の集合知として捉え、それを用いた未来価格の予測を行った。また FX 業者の立場になり、予測を利用したカバー取引に関する新しい戦略を考案した。そして戦略の有用性を確認するために 2 つの単純な戦略を用意し、実データを用いたシミュレーションを行った。その結果、勝率は 50% を下回る結果となり予測がうまく機能しなかった。しかし、全体的

に総利益が低くなることはなく、最大ドローダウンに関してはすべての場合で良好なパフォーマンスを示した。また総利益/最大ドローダウンによりリスク当たりの収益性を評価したところ、すべての  $B$  と  $F$  において提案法の有用性を確認できた。またそれぞれの評価指数で提案法の汎化性能を調べたところ、総利益や最大ドローダウンにおいて提案法による安定性の向上を確認できた。なお、勝率が低いにもかかわらず、総利益や最大ドローダウンを向上できた理由として、大きな価格変化ほど集合知による予測が機能しやすいことを確認した。

大きな価格変化の予測が比較的容易であれば、これを考慮した新しい戦略を提案法に組み込めるかもしれない。今後は集合知を発揮するための条件として各顧客の独立性について検証し、さらに提案法の汎用性を評価するために別の期間や他通貨でもシミュレーションを行う。また説明変数や利用する予測器を変更したシミュレーションも検討し、勝率のさらなる向上を図る。

なお本研究の一部は、文科省科研費基盤研究 (C)(No.16K00320) の助成により行われました。

## 参考文献

- [1] 西垣通: 集合知とは何か, 中央公論新社, 2013.
- [2] 本研究では某店頭外国為替証拠金取引取扱業者との共同研究である。
- [3] 某店頭外国為替証拠金取引取扱業者より入手した。
- [4] Tomoya Suzuki and Kazuya Nakata, “Risk reduction for nonlinear prediction and its application to the surrogate data test,” *Physica D*, vol.266, pp.1–12, 2014.
- [5] Tomoya Suzuki, “Consensus Ratio and Two-Step Selection to Detect Profitable Stocks,” *IFTA JOURNAL*, pp.4–14, 2018.
- [6] Tomoya Suzuki, “Financial technical indicator based on chaotic bagging predictors for adaptive stock selection in Japanese and American markets,” *Physica A*, vol.442, pp.50–66, 2016.