

仮想通貨取引時の表情分析によるパフォーマンス予測と取引支援への試み

岸江 秀斗¹ 福田 直樹¹

概要：本研究は、仮想通貨取引を対象として、個人投資家のパフォーマンスの予測に、取引時の表情を撮影したデータから得られる情報の活用について考える。本研究では、プロトタイプシステムに基づいて、取引時の表情を撮影し既存の手法を用いて感情を数値化することによって、個人投資家の仮想通貨取引におけるパフォーマンス予測とその向上のための支援を行う試みについて述べる。

A Preliminary Approach for the Performance Prediction and the Support for Cryptocurrency Transactions from Individual Face Expression Analysis

1. はじめに

伝統的ファイナンス理論では説明できないものをアノマリー（異質性）と呼び、そのアノマリーの例 [2] として天候と株価の関係を挙げることができる。文献 [2] は、ニューヨークの天候とニューヨーク市場の株価に有意な関係があることを示しており、その原因として天候が人の感情に影響を及ぼすことによって株価にも影響が及ぶのではないかと心理学の立場からは考えられている。その他にも、文献 [1] は、気温と株価にも有意な関係があることを示している。文献 [3] は、月の満ち欠けと株価の関係を分析し、満月前後の株価は新月前後に比べて低いことを示している。

ライフログは対象者の周囲の情報を、天候や気温などの周りの環境とあわせて記録するアプローチが多いが、個人のパフォーマンスを予測可能とするためには、本人の周りの環境のみではなく本人自身の表情などを含んだ情報の取得と蓄積が必要であると考えられる。我々は、感情がパフォーマンスに影響を与えるということは、本人の表情を分析することによって感情を数値化し分析することによってパフォーマンスの予測ができるのではないかと考えた。

表情を機械学習をにより分析することで取引のパフォーマンスを予測することができれば、それを利用したアプリケーションなどで取引支援を実現することにつながる。特

定個人を対象とした個別のサービスを提供するにあたって、ライフログの活用は大きな効果が見込まれるが、ライフログの取扱者には様々な責任が伴う [4] ため、顔写真や映像はプライバシー保護を考えると、データ収集からアプリケーションに活かすまでの過程を個人で終わらせることが望ましいと考えられる。それを個人のレベルでかつ簡単な方法で収集からそこに活かす仕組みがあれば、そうした表情などを用いた取引支援を実現することが、個人レベルでも容易になると考えられる。

本研究では、特に仮想通貨取引を対象として、表情分析を利用してユーザーの行動選択に役立てることができるシステムの試作と、表情から取引を予測するという試みについて述べる。

2. データの収集と分析方法

2.1 使用したデータ

本研究ではデータ収集のために筆者自身の仮想通貨取引時の顔写真を撮影し使用することにした。仮想通貨取引時の写真を撮影するためには、ここで使用した取引所である bitflyer の API^{*1} を利用し試作システムを準備した。2019 年 1 月 17 日から 2019 年 2 月 19 日までに収集した 103 件の顔写真のデータを Microsoft FaceAPI^{*2} を使い、感情を 8 つのパラメータ（怒り、軽蔑、嫌悪感、

¹ 静岡大学情報学部
Shizuoka University

^{*1} <https://bitflyer.com/ja-jp/api>

^{*2} <https://www.microsoft.com/cognitive-services>

恐怖、喜び、中立、悲しみ、驚き) で数値化して使用した。その他に、face_rectangle(top,left,width,height), glasses(NoGlasses,ReadingGlasses), exposure(exposureLevel,exposureValue), および result(lose, win) を記録した。値の離散化にあたっては、glasses は NoGlasses を 0, ReadingGlasses を 1 とし、exposureLevel は underexposure を 0, goodexposure を 1, overexposure を 2 とした。

2.2 分析方法

本分析では、R (version 3.4.2) の caret パッケージを用いて以下のモデルを作成し予測を行い検証する。

表 1 使用した機械学習手法または分析手法

Table 1 Used Learning Methods or Analytical Methods

機械学習手法	使用した method
サポートベクターマシン	svmRadial
ランダムフォレスト	rf
ニューラルネットワーク	nnet
勾配ブースティング	xgbLinear
ロジスティック回帰分析	glm

訓練用と評価用にデータを分割することによってデータ数が減ることを解決するために、検証方法は交差検証法(クロスバリデーション)を用い、分割数を 10 とした。本分析は 2 値分類問題のため、予測率だけでなく ROC(Receiver Operating Characteristic) 曲線から AUC(Area Under the Curve) を算出することで精度として評価する。

3. 結果

結果は以下の通りである(表 2)。

表 2 分析結果

Table 2 Result of analysis

モデル	Accuracy	AUC
サポートベクターマシン	0.794	0.682
ランダムフォレスト	0.705	0.693
ニューラルネットワーク	0.794	0.518
勾配ブースティング	0.735	0.656
ロジスティック回帰分析	0.647	0.534

Accuracy はサポートベクターマシンとニューラルネットワークが最も高くなった。サポートベクターマシンとニューラルネットワークで Accuracy が全く同じなのは、表 3 に示す混合行列の例(33%を検証データに使用)に示すとおり、双方ともテストデータに対して全て win という予測結果を出したためである。

しかし、AUC を見てみると、サポートベクターマシンの 0.682 に対してニューラルネットワークは 0.518 と低い。今回の例ではサポートベクターマシンの方が優

表 3 SVM による分類結果の混合行列の例

Table 3 Confusionmatrix of SVM

	lose	win
lose	0	0
win	7	27

れたモデルであったと考えられる。最も精度の高かった SVM の ROC 曲線(図 1) を見てみると、偽陽性率が低い左側の領域では ROC 曲線の立ち上がり早く、確率が上位のデータ予測精度が高いことが確認できる。

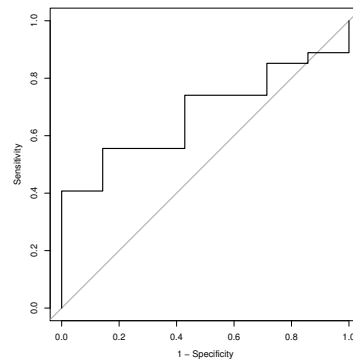


図 1 SVM による分類の ROC 曲線

Fig. 1 ROC curve of SVM

4. おわりに

今回の試みでは、対象としたデータに対して、サポートベクターマシン、ランダムフォレスト、ニューラルネットワークの 4 つの分析方法で Accuracy 0.7 以上の予測精度が得られていることを確認した。ニューラルネットワーク、ロジスティック回帰分析以外の分析方法では AUC も高く、正例と負例を正しく区別できている場合があった。研究における現状の分析では、勝ち負けの 2 クラスを予測しているが取引の内容は考慮していない。得られた報酬の量などを含めた勝敗の尺度があった方が、より取引支援として価値を高められる余地が増えると考えられる。また、畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network:CNN) などを利用して直接画像分類を行うというアプローチとの比較を、システム上でのユーザからの扱いやすさを含めて検討することは、今後の課題である。

参考文献

- [1] Cao, M. and J. Wei : Stock Market Returns: A Temperature Anomaly, Working Paper, University of Toronto.
- [2] Saunders, E. M.: Stock prices and wall street weather, American Economic Review 83(5), 1337-1345.
- [3] Yuan, K., L. Zheng, and Q. Zh: Are Investors Moonstruck? Lunar Phases and Stock Returns, Working Paper, University of Michigan.
- [4] 新保 史生: ライフログの定義と法的責任, 情報管理, vol.53, no.6, pp.295-310, 2010.