

# ローソク足を学習させた 畳み込みニューラルネットワークによる仮想通貨価格予測

## Price Prediction of Cryptocurrencies based on convolutional neural networks trained on Candlestick Charts

萩尾友彦<sup>1</sup>  
Tomohiko Hagio<sup>1</sup>

佐野睦夫<sup>1</sup>  
Mutsuo Sano<sup>1</sup>

<sup>1</sup>大阪工業大学

<sup>1</sup> Osaka Institute of Technology

**Abstract:** In the past few years, there has been a growing interest in cryptocurrencies. However, the risk of incurring losses is high due to the large price fluctuations. Therefore, we want to reduce this risk by predicting the rise and fall of these prices. In this study, we use a convolutional neural network model trained on candlestick charts to make price predictions. In this experiment, the system was trained on the image pattern data of a set of five candlesticks, and predicted whether the price would go up or down. The model trained on the data from 1-minute intervals gave the best prediction accuracy.

### 1. はじめに

昨年末から今年の初頭にかけて仮想通貨ブームがおこり、多くの人が仮想通貨に興味を持っている。仮想通貨には特徴として価格変動が大きいといった特徴がある。デメリットとして、値動きによる損失を抱えるリスクが高い。そのため、通貨としての安定性や投資対象としての安定性が低い。これは仮想通貨が普及していくうえで障壁になると考えられる。

本研究では、仮想通貨の価格の上下の予測を行い、価格変動リスクを低減することを目的とする。ビットコインの価格の変動をローソク足で表し、ローソク足を Resnet で学習させ作ったモデルで短期的な価格の上下変動を予測する手法を提案する。

### 2. 関連研究

仮想通貨の価格予測をする研究はここ数年で増えてきている。特にファンダメンタルズの要素を重視して仮想通貨の価格予測を行う研究が多い。ファンダメンタルズの要素とは、国や企業などの経済状態などを表す指標のことである。仮想通貨の場合は、通貨の開発元の財務状況や各国の仮想通貨に対する動きなどが挙げられる。

ファンダメンタルズの要素を仮想通貨の価格予測に活かそうとする研究として、古田拓毅らの研究が挙げられる。古田拓毅らの研究は仮想通貨のファンダ

メンタルズの要素を重視しており、価格の中期的な予想に研究成果を活かそうとしている[1]。その対し、本研究では、テクニカル的要素に着目し、短期的な予想を行う。テクニカル的要素とは、値動きのトレンドや値動きのパターンのことを指す。

仮想通貨の価格予測に機械学習を用いている研究が数年前から増えている。Kwon Do-Hyung らの研究では、機械学習を使用して、自動で仮想通貨の価格を予測している[2]。仮想通貨の価格の上下を予想する際に、Kwon Do-Hyung らの研究のように、仮想通貨の価格を数値データとして使用している研究が多い。それに対して、本研究では、短期予測で用いられているローソク足に着目し、ローソク足の画像データを学習させることで、仮想通貨の価格変動予測の実現を目指す。

また、Alkhodhairi らの研究のように、ビットコインの価格予測は 4 時間間隔、12 時間間隔、24 時間間隔など比較的長い間隔を開けることが多い[3]。本研究では、ローソク足で価格を予測する際は、4 時間間隔より短い間隔で予測をする方がより優れた結果になるのではないかと考えている。理由は、間隔を開けてしまうと、ファンダメンタルズの要素が大きくなり、ローソク足のみ情報だと情報不足になると考えるためである。

### 3. 提案手法

本研究では、ビットコインの価格の上下の予測を行い、価格変動リスクを低減することを目的とする。ビットコインの価格の変動を価格ではなく、ローソク足で表し、ローソク足を学習させ作ったモデルで短期的な価格の上下変動を予測する手法を提案する。モデルを作成する際は、Microsoft が開発を行っている Lobe を使用する。Lobe でモデルの作成をする際には畳み込みニューラルネットワークの一種である ResNet を使用する。

#### 3.1 ローソク足とは

ローソク足とは、単位期間を定め、単位期間中に初めに付いた値段を始値（はじめね）、最後に付いた値段を終値（おわりね）、最も高い値段を高値（たかね）、最も安い値段を安値（やすね）とし、この4種の値段をローソクと呼ばれる一本の棒状の図形に作図し、時系列に沿って並べて値段の変動をグラフとして表したものである。図 1 にローソク足を示す。

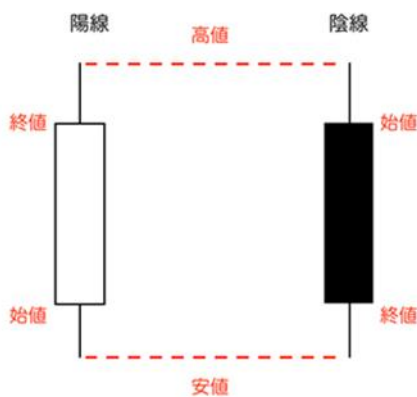


図 1. ローソク足

#### 3.2 Lobe

Lobe とは、Microsoft が公開している機械学習モデル作成ツールである。画像ファイルを用意するだけで、自分自身のコンピュータ上でモデルのトレーニングをすることができる。本研究では、各時間足の単位期間後に値段があがったものと下がったもので分け、学習を行った。

### 3.3 ResNet による価格予測

ResNet とは、(residual network) とは、Kaiming らが 2015 年に考案した畳み込みニューラルネットワークのモデルである[4]。ResNet では、ある層で求める最適な出力を学習するのではなく、層の入力を参照した残差関数を学習することで、深い層（50~150 層）でも劣化問題無しに高精度なモデルとして学習できる。ResNet では、残差ブロックを導入し、畳み込み層を数層にブロック化してまとめている。スキップ接続で繋ぐことで数層をブロック化しており、これによって勾配を奥の層まで伝搬することを可能にしている。残差ブロックの構成は図 2 のようになっている。

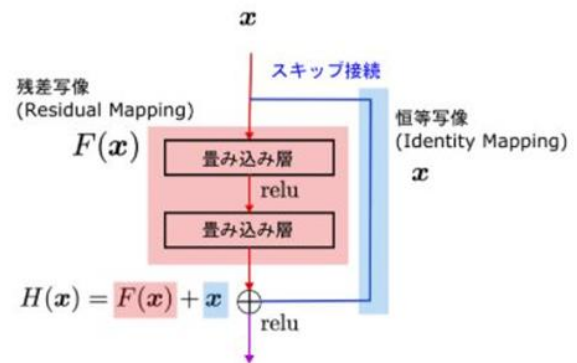


図 2 残差ブロック ([4]より引用)

### 3.4 破産確率について

ResNet でビットコインの価格の上下を予測するモデルを評価する際に、バルサラの破産確率を用いた。バルサラの破産確率とは、一定の基準で行われる投資行動が同じように続けられた場合、最終的にどの程度の確率で破産するかを求めたものである。破産確率を導き出すためには4つの要素が必要であり、取引で利益を出す確率、利益、損失、一度の取引で失う最大の損失と総資金の比率である。取引で利益を出す確率を P、利益を a、損失を b、総資産を n と置くと破産確率 H は以下の式(1)が成り立つとき式(2)で求めることができる。

$$P > \frac{b}{a+b} \quad (1)$$

図3 学習させたローソク足の1例

$$H = \left(\frac{1-P}{P}\right)^{n/b} \quad (2)$$

## 4 実験

実験1では予測精度を上げるためにはどの単位期間のローソク足を学習させるのが良いか、また何枚のローソク足を学習させることが良いか確かめる実験を行った。実験2では、1分足、5分足、15分足、1時間足、2時間足のモデルを実験1の結果を基にそれぞれの破産確率を計算し、どのモデルの有用性が高いかを確かめる実験を行った。図3にモデルに学習させたローソク足の1例を示す。入力する学習データは2021年9月12月の価格データをランダムに用いた。そして2021年の10月11月の価格データをモデル検証用の画像データとして用いた。2021年の10月11日の価格データを検証用のデータに用いた理由は、トレンド変換が起こったためである。トレンド変換とは、価格の上昇や下落が始まるタイミングのことを指す[5]。トレンド変換が起きると、予測することが難しい相場となる。そのため、今回の検証用のデータとして用いた。また、ビットコインの価格の上昇と下降が一定ではない期間を選ぶことによって、上昇するパターンと下降するパターンの偏りがでないように努めている。偏りが起きてしまうと、上昇すると予測結果を出し続ければ、予測精度が高くなるといったモデルの良し悪しには関係のない要因が予測精度に影響を与えてしまう。この2つの理由からトレンド変換が起きた2021年の10月11日の価格データを実験に用いた。2021年の仮想通貨のチャートを図4に示す。

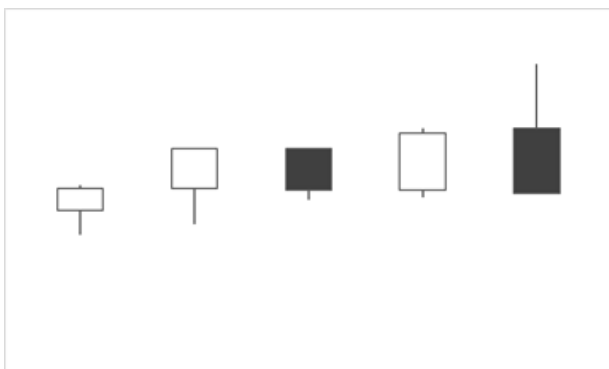


図4 2021年11月の仮想通貨のチャート

## 5 結果

実験1の結果を表1に示す。最も高い精度を示したのは、1分足の画像を300枚学習させたモデルであった。1分足を学習させたモデルは比較的精度が高かった。1分足を学習させたモデルでは300枚の画像を学習させたモデルが最も精度が高かったが、他のローソク足を学習させたモデルでは必ずしもそうではなく、100枚の画像を学習させたモデルや200枚の画像を学習させたモデルが最も良い精度をだした。

実験2の結果を表2に示す。各モデルで最も精度の良かったモデルで破産確率を計算した。表2より、1分足のモデルが最も破産確率が低かった。15分足のモデル、1時間足のモデル、2時間足のモデルは破産確率が50%を超えていた。1時間足のモデルが最も破産確率が高かった。

表1 実験1の結果

学習枚数	1分足(%)	5分足(%)	15分足(%)	1時間足(%)	2時間足(%)
100	56.32	52.17	50.98	49.40	51.38
200	53.35	51.38	49.6	49.80	50.39
300	58.69	51.18	46.83	50.19	48.81
400	57.31	49.40	50.00	50.19	50.39
500	57.9	50.98	50.19	50.00	49.60

表 2 実験 2 の結果

	1分足	5分足	15分足	1時間足	2時間足
破産確率(%)	1.678	36.38	63.35	91.53	52.58

## 6 考察

実験 1 より、1 分足を学習させたモデルが最も精度が高かった。理由はファンダメンタルズの要素の影響を受けにくく、テクニカル要素を用いた価格の上下予測に適していたためと考える。学習枚数を多くすると予測精度が下がってしまうことがある原因は、規則性が一定ではないローソク足が存在するためと考える。図 5,6 のように、非常に似たローソク足の画像であっても異なった分類をする必要があるものが存在した。これは学習用の画像では、値段が上がったものに分類することが正解の画像でも、似た形状の検証用の画像では値段が下がったものに分類することが正解などの事態を引き起こす。これは学習させる画像が増えれば増えるほど、起きる可能性が大きくなるので、学習枚数を増やすと精度が落ちてしまう事態を引き起こしたと考える。また、学習枚数を増やすと、予測精度が 50% に近づいていくモデルが多かったことは、ランダムウォーク理論などで言われる予測の不可能性を示していると考ええる。ランダムウォーク理論とは、金融商品の値動きには規則性が無く、過去の変動とは一切関係ないとするものである。今後の値動きを予測するうえで過去の値動きは参考にならず、過去の値動きの変動をパターン化することで投資判断材料にするテクニカル分析の有効性を否定している[6]。このことから予測精度が 50% に近づいたモデルの単位期間において、ローソク足のみから価格の上下を予測することはできないと言える。また、長い時間を表すローソク足の方が短い時間を表すローソク足と比べて、50% に近いモデルが多かったことから、短い時間におけるローソク足による価格の上下予測の有用性がわかった。



図 5 異なる分類に属する似た形状のローソク足



図 6 異なる分類に属する似た形状のローソク足

## 7 まとめ

本研究は仮想通貨の価格の上下の予測を行い、価格変動リスクを低減することを目的とし、ResNet を用いて仮想通貨全体の占める割合が高いビットコインのローソク足を学習させたモデルを作成し、そのモデルを使用してビットコインの価格の上下を予測することを試みた研究である。1 分足、5 分足、15 分足、1 時間足、2 時間足の画像データを用意し、ローソク足 5 本で 1 セットとした画像パターンデータを学習させ、それぞれのモデルを生成した。未知データとして用意した 5 本 1 セットのローソク足の画像パターンを入力することによって、価格が上がるのか下がるのかを予測し、破産確率を用いて、生成したモデルの有用性を確かめた。結果は 1 分足の画像を 300 枚学習させたモデルが最も精度が良く、予想的中率が 58.69%、破産確率が 1.678% となった。

今後の課題としては、本研究ではローソク足のみ情報に絞ってビットコインの価格の上下予測を行ったが、他の情報を加味することによって、予測精

度は向上できると考える。具体的には、テクニカル分析においては単純移動平均線、指数平滑移動平均線、価格剥離、未決済建玉などの情報を加えることで精度が向上すると考える。ファンダメンタルズ分析においては、半減期、バーン、米国雇用統計、米国政策金利、ハッシュレートなどの情報を加えることで精度向上に繋がると考える。

## 参考文献

- [1] 古田拓毅, 鎌田麻衣子, 橋本豪, 大知正直, 山野泰子, 浅谷公威, 坂田一郎ツイート解析による仮想通貨の価格変動と関連した行動をとるユーザー集合の抽出, 知識ベースシステム研究会, vol. 114, pp. 18-24(2018)
- [2] Kwon Do-Hyung, Kim Ju-Bong, Heo Ju-Sung, Kim Chan-Myung, Han Youn-Hee, Time Series Classification of Cryptocurrency Price Trend Based on a Recurrent LSTM Neural Network, Korea Information Processing Society, vol.15 pp.694-706(2019)
- [3] Reem K. Alkhodhairi, Shahad R. Aljalhami, Norah K. Rusayni, Jowharah F. Alshobaili, Amal A. Al-Shargabi, Abdulatif Alabdulatif, Bitcoin Candlestick Prediction with Deep Neural Networks Based on Real Time Data, Tech Science Press(2021)
- [4]”CVML エキスパートガイド”<https://cvml-expertguide.net/2021/08/01/resnet/>, アクセス日 2022.1.22
- [5]MUFU, ”MUFU”,<https://www.sc.ufg.jp/learn/start/chart/chapter2.html>, アクセス日 2022.1.22
- [6] 野村証券, ”野村証券”, <https://www.nomura.co.jp/terms/japan/ra/A02463>, アクセス日 2021.12.29