

LSTM, GRU, Bi-LSTM を用いた暗号資産価格の予測

長谷部 幸大^{a)}・坂本 眞人^{b)}

Prediction of Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, Bi-LSTM

Kodai HASEBE, Makoto SAKAMOTO

Abstract

Even if you want to make a profit from cryptocurrency, you are worried that you will lose money, and it is difficult to afford it. There are a vast number of papers that study such unpredictable price fluctuations of cryptocurrency. Currently, it is mainstream to use learning deep to predict the price of cryptocurrency. The goal of this research is to predict the price of cryptocurrency over the long-term using deep learning. The algorithms used are LSTM, GRU, and Bi-LSTM. The targeted cryptocurrencies are Bitcoin, Ethereum, Litecoin, and Cardano. Finally, we will compare it with previous research and verify the performance of our model.

Keywords: Bi-LSTM, Cryptocurrency, GRU, LSTM, Price prediction

1. 研究背景

暗号資産は未だに日本にあまり馴染みがなく、遠い存在のように感じるかもしれないが、実は近い将来私たちの生活に影響する代物である。ビットコインの主な用途として、投資・投機運用がある。小規模なオンライングループで使用されるニッチな製品としてスタートした暗号資産は、現在では主流となり、金融専門家と一般住民の両方の注目を集めている。時価総額が数十億ドルに達するこの市場は、投機家にとって新たな舞台にもなっている¹⁾。暗号資産は本質的な価値及び、監視規制、期間投資資金の欠如、そして、薄い注文板、短期的な投資手法、集団の心理により暗号資産は非常に高いボラティリティを引き起こしている²⁾。そのため、ボラティリティの高い商品にテクニカルトレーディングを行うことは有効性があり、上手に取引を行えば大きく利益を生むことが出来る³⁾。そこで、暗号資産の値動きを DNN (Deep Neural Network)⁴⁾で予測することは有益性がある。本研究では LSTM や GRU、Bi-LSTM などの DNN を用いて BTC や ETH、LTC、ADA などの暗号資産を先行研究よりも高い精度で予測することを目標とする。

2. 手法

2.1 暗号資産について

暗号資産とは、電子データのみでやりとりされる通貨であり、法定通貨のように国家による強制通用力を持たず、主にインターネット上での取引などに用いられる。2009 年に運用が開始されたビットコインの登場以降、アルトコインと呼ばれる派生の暗号資産が次々と生まれ、法定通貨と暗号資産を交換する暗号資産取引所が登場したことで、暗号資産の保有が急速に広がった⁴⁾。暗号資産の種類には、BTC、ETH、LTC、NEM、イーサリアムクラシック、LISK など様々あり、現在もその数は増え続けている。本研究で予測する対象は BTC (Bitcoin)、ETH (Ethereum)、LTC (Litecoin)、ADA (Cardano) の 4 つである。

2.2 アルゴリズム

本研究で用いた暗号資産の予測するため LSTM、GRU、Bi-LSTM の 3 つのアルゴリズムについて説明する。まず、LSTM (Long Short-Term Memory) について説明する。過去の状態を記憶するニューラルネットワークである RNN (Recurrent Neural Network) は、時系列データの解析に適しているものの、長期的なデータを適切に処理できなかった⁵⁾。その弱点を克服したものが LSTM であり、長い前後関係を保持できる。記憶セルを中心とした 3 つのゲートによりデータの制御を行う。3 つのゲートは、**forget gate**、**input gate**、**output gate** と呼ばれ、それぞれシグモイド関数によりデータを通す/通さないを判定する。図 1 は LSTM

a) 工学専攻機械・情報系コース大学院生

b) 工学基礎教育センター教授

の中身である。

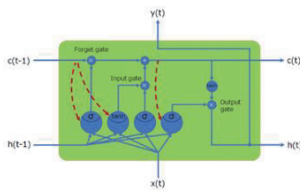


図1. LSTMの中身⁶⁾.

GRU (Gated Recurrent Unit) は、LSTMと同様の性能を持つとされており、LSTMより計算量が少なく、高速に学習を進めることができる。LSTMはRNNで不可能だった長期的特徴の学習を可能にしたセルであるが、計算コストが大きいという問題点がある。計算コストが大きいことは、機械学習に限らず好ましくない。そこで解決策として、記憶セルをなくす、ゲート数を減らすことで計算コストを減らす構造となる。LSTMでは記憶セルと出力値の2つの状態を次のセルに引き継いでいたが、GRUはこれを1つにまとめる。また、LSTMではinput gate、forget gate、output gateに1つずつゲートコントローラが必要であるが、GRUでは、forget gateとinput gateの操作を1つのコントローラで操作するように変更したものである。図2はGRUの中身である。

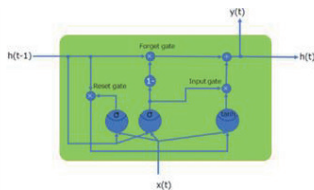


図2. GRUの中身⁶⁾.

Bi-LSTM(Bidirectional LSTM) は、順方向の LSTM と逆方向の LSTM を持った構造である。LSTM は順方向にしかなかったが、Bi-LSTM はデータを予測する時に、例えば予測したい信号を x_n とすると、順方向の Forward Layer である $x_0 \sim x_{n-1}$ と逆方向の Backward Layer である $x_{END} \sim x_{n+1}$ を用いて予測を行うといった特徴がある。これにより同じデータの量を学習に用いた場合 LSTM よりも多くのデータ量を扱うことが可能である。しかし、多くのデータ量を扱うため LSTM よりも処理に時間がかかってしまう¹⁰⁾。図3はBi-LSTMの構造である。

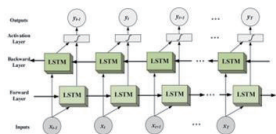


図3. Bi-LSTMの構造⁸⁾.

3. 実験内容

実験を行うための条件を以下に記す。

- 実験に用いたアルゴリズムは LSTM、GRU、Bi-LSTM の3つ

- 予測対象とした暗号資産は BTC、ETH、LTC、ADA の4つ
- 評価指標は RMSE、MAPE の2つ

3.1 開発環境

無償で実験を行うことができる Google Colab でモデルの学習と実行を行った。CPUのコア数は2、スレッド数は4、RAMは12.7GB、ディスクは225.8GBである。実験で使用した深層学習モデル LSTM と GRU、Bi-LSTM は python のバージョン 3.10.12 で実装している。深層学習に用いられる Sklearn や Keras、数値計算や分析に用いられる numpy や pandas などの python ライブラリを使用した。

3.2 データ

データセットは Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/>) から収集した。データの種類としてビットコイン(BTC)、イーサリアム(ETH)、ライトコイン(LTC)、カルダノ(ADA)の4種類の暗号資産の価格を一日単位で収集した。訓練用は2018年1月1日から2022年6月8日(データの80%)までで、テスト用は2022年6月9日から2023年11月30日(データの20%)で構成される。データを訓練用とテスト用で80:20に分割する。表1はデータの仕様である。

表1. データの仕様.

属性	説明	タイプ
Date	取引された日付	Date
Open	最初取引された価格	continuous
High	最も高く取引された価格	continuous
Low	最も安く取引された価格	continuous
Close	最後に取引された価格	continuous
Adj Close	分割実施前終値を分割後の調整価格	continuous
Volume	期間中に成立した売買の数量	continuous

3.3 評価指標

本研究のアルゴリズムを評価するために二乗平均平方

根誤差(RMSE)と平均絶対パーセント誤差(MAPE)を使用する。RMSE と MAPE の値が小さいほど予測モデルの性能が優れている。式(1)と式(2)の n は要素数、 y_i は正解値、 \hat{y}_i は予測値とする。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (2)$$

4. 実験結果

第3章の条件にしたがって予測した結果を表2に示す。評価値は小数第5位以下切り捨てとする。評価値の太字は最低の値(精度としては最高値)を示す。結果としてはすべての暗号資産において Bi-LSTM の精度がほかのアルゴリズムよりも良いことがわかった。

表2. 本研究モデルの性能結果.

通貨	モデル	RMSE	MAPE
BTC	LSTM	807.7135	0.0332
	GRU	873.7594	0.0362
	Bi-LSTM	770.3047	0.0314
ETH	LSTM	21.0737	0.0123
	GRU	33.0912	0.0192
	Bi-LSTM	15.1817	0.0092
LTC	LSTM	1.5991	0.0188
	GRU	1.7605	0.0207
	Bi-LSTM	1.1928	0.0130
ADA	LSTM	0.0203	0.0578
	GRU	0.0236	0.0695
	Bi-LSTM	0.0172	0.0526

5. 比較検証

比較検証では本研究の暗号資産の価格を予測するためのモデルの性能を、先行研究^{9,10)}にある他のモデルと比較する。ここで本研究において提案したモデルの有効性があるかどうかを検証する。比較を行うにあたり実験する期間を先行研究に合わせて検証を行う。表3は本研究モデルと先行研究⁹⁾モデルの比較であり、表4は本研究と先行研究¹⁰⁾の比較である。すべての比較において本研究の Bi-LSTM

の精度が良かったため、本研究のモデルの有効性があることを示す。

表3. 本研究と先行研究⁹⁾の比較.

通貨	研究	モデル	RMSE	MAPE
BTC	本研究	LSTM	1184.7059	0.0426
		GRU	1094.3126	0.0422
		Bi-LSTM	647.2073	0.0221
	先行研究 ⁹⁾	LSTM	1447.648	0.03059
		ARIMA	1288.5	0.03479
		SARIMA	1802.31	0.04665

表4. 本研究と先行研究¹⁰⁾の比較.

通貨	研究	モデル	RMSE	MAPE
BTC	本研究	LSTM	836.2219	0.0318
		GRU	901.6092	0.0312
		Bi-LSTM	752.4224	0.0290
	先行研究 ¹⁰⁾	LSTM	1031.340	0.0397
		GRU	1274.171	0.057
		Bi-LSTM	1029.362	0.036
ETH	本研究	LSTM	59.4498	0.0339
		GRU	51.6724	0.0293
		Bi-LSTM	45.7691	0.0253
	先行研究 ¹⁰⁾	LSTM	148.522	0.297
		GRU	98.314	0.148
		Bi-LSTM	83.953	0.124
LTC	本研究	LSTM	3.620	0.049
		GRU	5.453	0.078
		Bi-LSTM	1.988	0.020
	先行研究 ¹⁰⁾	LSTM	9.668	0.064
		GRU	8.122	0.046
		Bi-LSTM	8.025	0.041

6. 結論

本研究では、3つのアルゴリズム LSTM や GRU、Bi-LSTM を用いて4つの暗号資産 BTC、ETH、LTC、ADA の価格予測を行った。モデルの評価は評価指標 RMSE と MAPE で行われた。研究の結果は、すべての暗号資産において Bi-LSTM が最も正確な予測を行い、その次に LSTM、GRU という結果となった。最終的に先行研究と比較検証を行い、本研究が先行研究よりも有効性があることを示した。今後の課題として、先行研究で強化学習を活用したり¹¹⁾、ツイートの量で価格変動を予測していたりする¹²⁾ものがあつたため、これらの応用が挙げられる。

謝辞

本論文の作成にあたり、本研究の軸である価格予測を行うためのモデルや暗号資産に関する知識などのご助言をいただいたバングラデシュの Biki bidesh biswas 氏と Riajul Islam 氏に感謝致します。

参考文献

- 1) Bergsli, L. et al.: “Forecasting volatility of Bitcoin”. Research in International Business and Finance. 2022, vol.59, pp1-30 [Online].
<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2021.101540>
(参照 2023-11-8)
- 2) S, Ninomiya: “専門的見解：なぜ仮想通貨市場はボラティリティが高いのか”, CoinPost.2018 [Online].
<https://onl.bz/NG4XarY> (参照 2023-11-8)
- 3) 長澤 秀紀: “強化学習を利用した暗号資産の価格予測”, 滋賀大学大学院データサイエンス研究科データサイエンス専攻修士論文, 2022 [Online].
<https://shiga-u.repo.nii.ac.jp/record/14567/files/%E4%BFAE%E5%A3%AB%E8%AB%96%E6%96%87%E5%85%A8%E6%96%87R4nagasawa.pdf>
(参照 2023-11-8)
- 4) CoinDesk: “暗号資産／仮想通貨とは何か？ クリプトとは？ 初心者にもわかりやすく解説”, CoinDesk, 2023 [Online].
<https://www.coindeskjapan.com/learn/cryptocurrency/>
(参照 2023-11-9)
- 5) 都築 勇祐: “RNN と LSTM(Long Short Term Memory)の違いと特徴”, AUC+X.2019 [Online].
<https://www.acceluniverse.com/blog/developers/2019/07/lstm.html> (参照 2023-11-9)
- 6) AFIRobotsBlog: “直感で理解する LSTM・GRU 入門 - 機械学習の基礎をマスターしよう！”, 2023 [Online].
<https://developers.agirobots.com/jp/lstmgruentrance-noformula/> (参照 2023-11-9)
- 7) 小野崎海: “ディープラーニングを用いた低 SNR 下での生体信号抽出 In vivo Signal Extraction Under Low SNR by Deep Learning”, 計測自動制御学会東北支部第 338 回研究集会, vol.4, pp1-8 [Online].
<https://www.topic.ad.jp/sice/htdocs/papers/338/338-4.pdf>
(参照 2023-11-9)
- 8) Tracyrenee: “What is the difference between Tensorflow’s LSTM and BiLSTM?” ,2023 [Online].
<https://pub.aimind.so/what-is-the-difference-between-tensorflows-lstm-and-bilstm-d7b1f5d8c772>
(参照 2023-11-9)
- 9) Dinshaw C. et al.: “Statistical Scrutiny of the Prediction Capability of Different Time Series Machine Learning Models in Forecasting Bitcoin Prices”, 2022 IEEE 4th International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications (ICCCMLA), Goa, India, pp. 329-336, 2022, doi:10.1109/ICCCMLA56841.2022.9989057.
- 10) Seabe P. et al.: “Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU,and Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach”, A Deep Learning Approach" Fractal and Fractional 7, 203, 2023 [Online].
<https://doi.org/10.3390/fractalfract7020203>
(参照 2023-11-9)
- 11) 長澤 秀紀: “強化学習を利用した暗号資産の価格予測”, 滋賀大学大学院データサイエンス研究科データサイエンス専攻, 2023 [Online].
<https://shiga-u.repo.nii.ac.jp/records/14567> (参照 2023-11-16)
- 12) Abraham, J. et al: “Cryptocurrency Price Prediction Using Tweet Volumes and Sentiment Analysis”, SMU Data Science Review, 2018, vol.1, no.3 [Online].
<https://scholar.smu.edu/datasciencereview/vol1/iss3/1>
(参照 2023-11-16)