

PREDIKSI HARGA BITCOIN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY

Ahmad Fauzan Nasution^{1*}, Muhammad Ikhsan², Raissa Amanda Putri³

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan

e-mail: ¹0xf4ray@gmail.com

Abstract: *In digital era currently, crypto currencies such as Bitcoin has become a popular investment choice. However, high and unstable price fluctuations make investors need to have accurate information to make the right investment decisions. Therefore, in this study aims to predict the price of Bitcoin in using the Long Short Term Memory (LSTM) algorithm. The LSTM algorithm has a unique ability to process data dynamically and relevant information memory in the long and short term. This study conducted experiments in using historical data on Bitcoin prices over a certain period. Then, the data was processed and presented in the LSTM model to carry out the learning and prediction process. The results of this study indicated that the LSTM algorithm can predict Bitcoin prices with fairly good accuracy. The best accuracy was produced by the Long Short Term Memory method in predicting Bitcoin prices was carried out up to 30 trials with different parameters is 980.24 with RMSE calculations, and 2.41% with MAPE calculations.*

Keywords: *Bitcoin, Cryptocurrency, Neural Network, Long Short Term Memory, Datetime Series, MAPE, And RMSE.*

Abstrak: Dalam era digital saat ini, mata uang kripto seperti Bitcoin menjadi salah satu pilihan investasi yang populer. Namun, fluktuasi harga yang tinggi dan tidak stabil membuat investor perlu memiliki informasi yang akurat untuk membuat keputusan investasi yang tepat. Oleh karena itu, dalam penelitian ini kami bertujuan untuk memprediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM). Algoritma LSTM memiliki kemampuan yang unik dalam memproses data secara dinamis dan memori informasi yang relevan dalam jangka panjang dan pendek. Penelitian ini melakukan eksperimen dengan menggunakan data historis harga Bitcoin selama periode tertentu. Kemudian, data tersebut diolah dan disajikan ke dalam model LSTM untuk melakukan proses pembelajaran dan prediksi. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma LSTM dapat memprediksi harga Bitcoin dengan akurasi yang cukup baik. Akurasi terbaik yang dihasilkan oleh metode Long Short Term Memory dalam melakukan prediksi harga Bitcoin yang dilakukan sampai dengan 30 kali percobaan dengan parameter berbeda-beda adalah 980.24 dengan perhitungan RMSE, dan 2.41% dengan perhitungan MAPE.

Kata kunci: *Bitcoin, Cryptocurrency, Jaringan Syaraf Tiruan, Algoritma Long Short Term Memory, Data Deret Waktu, MAPE, dan RMSE.*

PENDAHULUAN

Munculnya *cryptocurrency* telah menyebabkan peningkatan popularitas dan minat untuk *cryptocurrency*. Saat ini ada lebih dari 1634 *cryptocurrency* yang berbeda (Altcoin) dan perkiraan jumlah pengguna aktif *cryptocurrency* telah

meningkat dari angka 3.177.707 pada tahun 2015 menjadi 23.952.849 pada tahun 2018. Pasar *cryptocurrency* yang relatif baru dan semakin populer baik sebagai alat tukar maupun sebagai peluang investasi (Sihombing et al., 2021).

Satoshi Nakamoto memperkenalkan-

kan Bitcoin pada tahun 2009 dan awalnya hanya membawa 50 Bitcoin yang beredar. Pada fase awal ini, hanya sebagian kecil para penggemar komputer di seluruh dunia yang menerimanya. Pada tahun 2010, Mt Gox, Perusahaan Jepang telah menciptakan platform dalam menggunakan Bitcoin sebagai mekanisme perdagangan dengan 20 Bitcoin di harga 4,951 sen. Total volumenya mencapai satu USD pada waktu itu (Fauzi et al., 2020). Karena penggunaan Bitcoin telah meningkat, harganya pun meningkat luar biasa, hingga pada saat penelitian ini dilakukan, harga telah melonjak drastis menjadi 20 Ribu USD (Bitcoin Chart, 2022).

Isu penting mengenai aset digital tidak berwujud, dan terutama *cryptocurrency*, adalah harga yang fluktuatif. Harga Bitcoin untuk periode 1 April 2013 hingga 31 Desember 2019 menunjukkan fluktuatif yang ekstrem. Harga meningkat 1900% di tahun 2017, lalu berturut-turut menurun hingga 72% dari nilainya pada tahun 2018. Sebelum 2013, Minat terhadap Bitcoin relatif rendah, penggunaannya hanya sebatas untuk transaksi virtual. Meskipun harga Bitcoin menunjukkan fluktuatif yang luar biasa, Bitcoin sebagai aset digital cukup tangguh karena dapat mendapatkan kembali nilainya setelah penurunan yang signifikan, dan bahkan ketika ketidakpastian pasar yang ditinggi seperti yang terjadi selama pandemi COVID-19. (Mudassir et al., 2020). Meskipun sifatnya yang berubah dengan cepat, harga Bitcoin telah menjadi area di mana berbagai peneliti berupaya untuk memprediksi pergerakan harganya. Sejumlah penelitian telah membahas apakah harga Bitcoin dapat diprediksi menggunakan indikator teknikal dan menunjukkan adanya hasil prediksi yang signifikan. Peramalan (*forecasting*) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang. Dengan cara membentuk model

matematis atau prediksi intuisi bersifat subyektif yang disesuaikan dengan pertimbangan yang baik.

Studi lain menggunakan *Pooling Deep RNN* yang diterapkan untuk perkiraan beban rumah tangga mendapatkan hasil yang memuaskan. Dibandingkan menggunakan teknik *state-of-the-art* pada studi tersebut, metode PDRNN mengungguli metode ARIMA sebesar 19,5% , SVR sebesar 13,1% dan RNN sebesar 6,5% dalam hal RMSE. Namun, *vanishing gradient point* merupakan masalah bagi RNN untuk meningkatkan kinerjanya. Karena masalah ini, LSTM lebih efektif daripada RNN untuk menangani masalah yang terkait dengan *time series forecasting* (Cai et al., 2021).

Jurnal yang berjudul “*Simulate the forecast capacity of a complicated water quality model using the long short-term memory approach*. *Journal of Hydrology*.” (Liang et al., 2020) menyimpulkan bahwa LSTM dapat menyimulasikan perkiraan kapasitas model kualitas air yang rumit. Oleh karena itu, ini bisa menjadi alat yang efektif untuk peramalan kualitas air dengan akurasi yang tinggi.

METODE

Pengumpulan Data

Saat tahap pengumpulan data, peneliti menggunakan data historis harga Bitcoin terhadap *Dollar* Amerika pada periode 11 Oktober 2019 sampai dengan 10 Oktober 2021.

Data tersebut memiliki beberapa atribut seperti *date, open, high, low, close, adj close, volume*. Data tersebut penulis dapatkan melalui situs <https://finance.yahoo.com/>. Berikut beberapa contoh data yang akan penulis jadikan sebagai bahan penelitian.

Analisa dan Perancangan Sistem

Selanjutnya penulis akan melakukan data yang dibutuhkan dan merancang sistem yang akan dibuat untuk

memprediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*. Berikut *flowchart* sistem aplikasi prediksi harga Bitcoin dengan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*.



Gambar 1 Flowchart Sistem

Metode normalisasi data yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Min-Max Scaling*. *Min-Max Scaling* bekerja dengan menyesuaikan data dalam rentang tertentu (*range* nilai minimum hingga nilai maksimum), dengan rentang yang biasa digunakan adalah 0 hingga 1. Pada penelitian ini nilai maksimal seluruh data adalah 67566,82813 dan nilai minimum seluruh data adalah 4970,788086.

Penelitian ini menggunakan pembagian berturut-turut 80:20 untuk memecah data mentah menjadi data latih dan data uji.

Tabel 1 Data Latih dan Data Uji

Data Latih	Data Uji
0.053533	0.550032
0.053770	0.534366
0.053521	0.528648
...	...
0.545830	0.230778
0.598776	0.231255
0.622297	0.226383

Setelah proses *splitting* data, data yang digunakan pada penelitian ini terbagi menjadi 2 yaitu data latih dan data uji dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Jumlah data latih dan data uji berturut-turut adalah 876 dan 220.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Collection

Penelitian ini menggunakan data historis harga Bitcoin sebanyak 1096 baris dan 7 kolom dengan rentang selama kurang lebih 2 Tahun mulai dari 11 Oktober 2019 sampai 10 Oktober 2022. *Dataset* untuk penelitian ini menggunakan data historis harga Bitcoin pada periode waktu tertentu, didapatkan dari situs *Yahoo Finance*, situs tersebut menyediakan data historis yang lengkap dan bisa dipilih sesuai dengan periode waktu yang diinginkan serta data tersebut dapat diunduh langsung dengan ekstensi csv.

Preprocessing Data

Pembentukan Model LSTM

Tabel 2 Komposisi Data Pembentukan Model LSTM

Skema	Learning Rate	Hidden Layer	Neuron
1	0,1	1	50
2			100
3			150
4			200
5		2	50, 75
6			50, 100
7			50, 200
8	0,01	3	50, 75, 100
9			50, 100, 150
10			50, 100, 200
11		1	50
12			100
13			150

14		2	200
15			50, 75
16			50, 100
17			50, 200
18		3	50, 75, 100
19			50, 100, 150
20			50, 100, 200
21	0,001	1	50
22			100
23			150
24			200
25		2	50, 75
26			50, 100
27			50, 200
28		3	50, 75, 100
29			50, 100, 150
30			50, 100, 200

Data Hasil Prediksi**Tabel 3 Data Uji**

Tanggal	Data Uji
2022-03-05	39400.58
2022-03-06	38419.98
2022-03-07	38062.03
...	...
2022-10-08	19416.56
2022-10-09	19446.42
2022-10-10	19141.48

Berikut contoh data hasil prediksi yang dihasilkan dari model LSTM yang telah dilakukan pada langkah sebelumnya. Sama seperti data uji, data hasil prediksi disini menggunakan *date* (tanggal) sebagai indeks.

Tabel 4 Data Hasil Prediksi

Tanggal	Data Prediksi
2022-03-05	39037.79
Tanggal	Data Prediksi
2022-03-06	39341.44
2022-03-07	38186.83
...	...
2022-10-08	19573.22
2022-10-09	19399.20
2022-10-10	19435.41

Berikut penulis rangkum hasil

perhitungan pada ukuran kualitas model yang digunakan pada percobaan ini.

1. *Mean Square Error* (MSE) = 1022164,53.
2. *Root Mean Square Error* (RMSE) = 1011,02.

Percobaan dan Pengujian

Pada sub-bab ini akan dilakukan percobaan penelitian menggunakan komposisi data seperti pada tabel 5.

Tabel 5 Komposisi Data Pengujian Model

Skema	Learning Rate	Hidden Layer	Neuron
1	0,1	1	50
2			100
3			150
4			200
5		2	50, 75
6			50, 100
7			50, 200
8		3	50, 75, 100
9			50, 100, 150
10			50, 100, 200
11	0,01	1	50
12			100
13			150
14			200
15		2	50, 75
16			50, 100
17			50, 200
18		3	50, 75, 100
19			50, 100, 150
20			50, 100, 200
21	0,001	1	50
22			100
23			150
24			200
25		2	50, 75
26			50, 100
27			50, 200
28		3	50, 75, 100

29			50, 100, 150
30			50, 100, 200

Pengujian dengan komposisi data yang telah dibuat menggunakan perhitungan nilai error RMSE dan MAPE. Percobaan menggunakan data historis harga Bitcoin dengan melakukan analisis pada jumlah *hidden layer*, variasi jumlah *neuron*, dan *learning rate*.

Pengujian

Tabel 6 Hasil Perhitungan Nilai Error

Skema	<i>Learning Rate</i>	<i>Hidden Layer</i>	<i>Neuron</i>	RMSE	MAPE (%)
1	0,1	1	50	1099,166	3,1317
2			100	3267,00	11,47
3			150	5373,62	17,24
4			200	17667,83	67,84
5		2	50, 75	2486,78	6,38
6			50, 100	3292,23	10,95
7			50, 200	2959,77	7,64
8		3	50, 75, 100	2360,64	6,56
9			50, 100, 150	9476,62	34,59
10			50, 100, 200	10064,58	38,37
11	0,01	1	50	988,16	2,46
12			100	980,24	2,41
13			150	991,33	2,43
14			200	986,53	2,42
15		2	50, 75	1023,25	2,49
16			50, 100	1033,81	2,76
17			50, 200	1163,66	2,84
18		3	50, 75, 100	1133,71	2,82
19			50, 100, 150	998,52	2,46
20			50, 100, 200	1032,77	2,51
21	0,001	1	50	1123,68	3,02
22			100	1099,02	2,96
23			150	1054,26	2,79
24			200	1012,41	2,62
25		2	50, 75	1087,44	2,96
26			50, 100	1058,13	2,84
27			50, 200	1068,13	2,82
28		3	50, 75, 100	1210,03	3,34
29			50, 100, 150	1159,45	3,09
30			50, 100, 200	1189,09	3,23

Pada hasil yang ditunjukkan pada tabel 6. mengenai perhitungan nilai eror menggunakan RMSE dan MAPE dapat dilihat dari nilai RMSE dan MAPE model terbaik yang telah dibuat adalah pada percobaan 12 dengan nilai RMSE 980.24624 dan MAPE 2.41569%. Jika dilihat pada tabel 4.13 hasil dari tiap percobaan tidaklah sama ini dibuktikan dengan nilai RMSE dan MAPE yang beragam, ini juga membuktikan bahwa setiap perlakuan pada setiap parameter berpengaruh terhadap hasil dari percobaan pemodelan yang dibuat.

SIMPULAN

Pada proses penelitian yang dilakukan berlangsung dengan cukup baik dan menghasilkan hasil yang sesuai dengan harapan penulis. Konfigurasi dari tiap parameter LSTM ternyata sangat berpengaruh terhadap proses pelatihan dan prediksi harga. Pada penelitian ini didapatkan beberapa hasil dari percobaan yang telah dilakukan dengan mengimplementasikan beberapa parameter seperti jumlah *hidden layer*, jumlah neuron pada setiap layer, *learning rate* menghasilkan nilai RMSE dan MAPE yang berbeda-beda. Melakukan 30 kali percobaan dengan parameter yang berbeda-beda pada saat melatih model dengan metode LSTM menghasilkan akurasi yang sangat baik.

Dari 30 kali percobaan tersebut menghasilkan hasil terbaik dengan parameter *learning rate* 0.01, *hidden layer* 1 dengan 50 *neuron*, mendapatkan akurasi nilai RMSE 980.24624 dan MAPE 2.41569%. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa, perbedaan perlakuan tiap parameter sangat berpengaruh terhadap hasil yang akan didapatkan, dan berdasarkan penelitian yang dilakukan penulis dapat dikatakan bahwa melakukan prediksi harga Bitcoin dengan

menggunakan metode LSTM bisa dilakukan dengan hasil yang sangat baik, dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Bitcoin Chart. (2022). *Bitcoin.com Markets*.
- Cai, C., Tao, Y., Zhu, T., & Deng, Z. (2021). Short-term load forecasting based on deep learning bidirectional lstm neural network. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(17). <https://doi.org/10.3390/app11178129>
- Fauzi, M. A., Paiman, N., & Othman, Z. (2020). Bitcoin and cryptocurrency: Challenges, opportunities and future works. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(8), 695–704. <https://doi.org/10.13106/JAFEB.2020.VOL7.NO8.695>
- Liang, Z., Zou, R., Chen, X., Ren, T., Su, H., & Liu, Y. (2020). Simulate the forecast capacity of a complicated water quality model using the long short-term memory approach. *Journal of Hydrology*, 581. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124432>
- Mudassir, M., Bennbaia, S., Unal, D., & Hammoudeh, M. (2020). Time-series forecasting of Bitcoin prices using high-dimensional features: a machine learning approach. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05129-6>
- Sihombing, S., Rizky Nasution, M., & Sadalia, I. (2021). Analisis Fundamental Cryptocurrency terhadap Fluktuasi Harga: Studi Kasus Tahun 2019-2020. *Jurnal Akuntansi, Keuangan, Dan Manajemen*, 2(3), 213–224. <https://doi.org/10.35912/jakman.v2i3.373>