

Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode *Long Short Term Memory*

¹Muhammad Fajri Ramadhan, ²Dewi Lestari, dan ^{*3}Ulfa Khaira

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Jambi, Jl. Jambi – Muara Bulian No.KM. 15, Mendalo Darat, Kec. Jambi Luar Kota, Kabupaten Muaro Jambi, Provinsi Jambi, Indonesia
e-mail: [1ramafajri44@gmail.com](mailto:ramafajri44@gmail.com) [2dewilestari@unja.ac.id](mailto:dewilestari@unja.ac.id), [*3ulfakhaira@unja.ac.id](mailto:ulfakhaira@unja.ac.id)

Abstract — Investing has become a popular activity among the public as it can increase returns from such activities. Currently, there are various investment instruments available such as stocks, bonds, gold, property, and the latest is cryptocurrency. Since its inception in 2008, Bitcoin has emerged as the leading digital currency in terms of market capitalization and continues to attract investor attention. The first Bitcoin transaction occurred in January 2009. More than two years later, various reports estimated that Bitcoin circulation had exceeded 6,5 million with around 10000 users. This has led to a growing number of people interested in investing in Bitcoin. Based on these facts, it is important to predict Bitcoin prices to understand how Bitcoin prices will develop in the future. By predicting future Bitcoin prices, investors can estimate Bitcoin prices from the predicted prices in order to avoid making mistakes in investing and thus prevent significant potential losses. One way to predict Bitcoin prices is by using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. One of the best models with a composition of 50 neurons and 400 epochs using Adam optimization, produce RMSE of 1027 and MAPE 1,76%, which mean the forecasting model has highly accurate forecasting. Then, to facilitate non-programmer users in forecasting, a web-based Graphical User Interface (GUI) is built using the Streamlit library.

Keywords: LSTM; Bitcoin; Cryptocurrency; Accuracy; Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Investasi menjadi salah satu kegiatan yang digemari masyarakat karena dapat meningkatkan keuntungan dari kegiatan tersebut. Investasi memiliki tujuan, yaitu menciptakan keuntungan finansial, mendapatkan profit maksimum, dan menciptakan kemakmuran bagi investor. Pada saat ini, sudah banyak ragam instrumen-instrumen investasi yang tersedia salah satunya *cryptocurrency* (mata uang kripto). *Cryptocurrency* merupakan salah satu bentuk mata uang elektronik yang paling cepat digemari dan diminati di kehidupan masyarakat, saat ini Bitcoin merupakan salah satu *cryptocurrency* yang menggunakan *peer-to-peer* untuk proses transaksi [1]. Jaringan ini memudahkan pengguna dalam bertransaksi secara langsung tanpa memerlukan jasa dari pihak ketiga seperti misalnya bank [2]. Baru-baru ini negara El Salvador menjadikan Bitcoin sebagai mata uang negara dan menjadi alat pembayaran yang sah [3]. Hingga saat ini diketahui bahwa tingkat perkembangan mata uang digital Bitcoin meningkat secara signifikan setiap tahun, dan Bitcoin (BTC) dianggap sebagai salah satu hal yang paling berharga. Kondisi ini memberikan fleksibilitas dan kecepatan transfer internasional Bitcoin yang sangat besar dibandingkan dengan mata uang lain yang dikelola oleh bank [4] dengan transaksi yang dapat ditunda hingga satu jam yang sangat mengurangi kemungkinan likuiditas [5]. Sondakh Alfered berpendapat 700 lebih variasi *cryptocurrency* telah muncul di pasar dalam periode lima tahun terakhir [6], sehingga pasar *cryptocurrency* lebih berisiko dan sulit untuk diprediksi [7].

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil, Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi [8]. Penting dilakukan penelitian mengenai prediksi harga Bitcoin untuk mengetahui bagaimana perkembangan harga Bitcoin pada masa yang akan datang dengan menggunakan informasi data yang dapat berguna dalam memprediksi perkembangan harga Bitcoin. Salah satu cara memprediksi harga Bitcoin ialah

dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) [9].

LSTM merupakan sebuah arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang memiliki *memory cell*. Dengan *memory cell*, arsitektur LSTM dapat bekerja dengan lebih baik dibandingkan jaringan syaraf rekuren biasa karena memiliki kemampuan dalam mengingat informasi untuk periode waktu yang lebih lama, sehingga menjadikan algoritma yang lebih baik untuk prediksi data berjenis *time series* [10]. Dalam mengelola data *time series*, dapat digunakan beberapa model prediksi dengan teknik statistik dan teknik *deep learning*. Teknik statistik termasuk diantaranya *Long Short-Term Memory* (LSTM), AR, MA, ARIMA, SARIMA, dan lain-lain. Penelitian [11] membahas tentang metode *Long Short-Term Memory* dalam memprediksi data *time series* pada kasus harga Bitcoin, menggunakan *dataset* dari tanggal 12 Desember 2020 sampai dengan 14 April 2024. Hasil evaluasi pada metode RMSE untuk data *training* sebesar 17318.40 dan untuk data *testing* sebesar 27921.84 dan pada metode MAPE untuk data *training* sebesar 3,24 % dan untuk data *testing* sebesar 5.36%. Pada penelitian dilakukan pengujian efektivitas penggunaan LSTM dalam memprediksi harga Bitcoin dan mengevaluasi kinerja model LSTM dalam memprediksi harga Bitcoin dengan menggunakan kombinasi parameter terbaik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini merupakan kumpulan data *time series* riwayat harga Bitcoin yang diperoleh dari *database website* Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com>). Bentuk *dataset* berupa data harga rata-rata bulanan, tanggal, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, dan volume. Data yang digunakan adalah data historis harga Bitcoin dalam kurun waktu sekitar 2 tahun, yaitu dalam rentang 2021-2023. Data yang digunakan dikonversikan dalam bentuk *file csv* (*comma separated values*).

2.2. Praproses Data

Tahapan praproses data yaitu mempersiapkan data sebelum memasuki tahap perancangan model prediksi. Pada tahap ini dilakukan normalisasi data untuk menghilangkan nilai *null* menggunakan teknik *min-max scaling* pada *dataset* yang disiapkan agar meminimalkan *error* pada saat melakukan uji model prediksi.

2.3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Data pada penelitian ini dialokasikan menjadi dua jenis, yaitu data *training* atau data pembelajaran dan data *testing* atau data uji. Pembagian data untuk model prediksi yang dibangun dibagi dengan perbandingan 90:10, dimana sebanyak 90% dari total data dijadikan data *training*, dan 10% lainnya dijadikan data *testing*. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data *testing* dan *training*.

2.4. Model LSTM

Dalam konstruksi LSTM, tiga jenis bobot digunakan. Bobot pada LSTM adalah bobot dari input *layer* ke *hidden layer*, bobot dari *hidden layer* ke *output layer*, dan bobot dari *context layer* ke *hidden layer*. Selain bobot, proses LSTM juga termasuk inisialisasi parameter pembelajaran. Pembelajaran dilakukan dengan menentukan bobot masing-masing *node* dalam jaringan [12]. Parameter pembelajaran pada LSTM dalam penelitian ini adalah nilai *learning rate*, *epoch*, dan *activation function*. Pembelajaran berhenti ketika nilai kesalahan mencapai target atau mencapai maksimum iterasi yang ditentukan [13].

Proses diawali dengan proses pelatihan data dengan menghitung semua fungsi *gate unit* pada setiap *neuron* secara berurutan. Selanjutnya dilakukan perhitungan fungsi aktivitas *linear* pada *output layer*, jika telah melakukan pengulangan sebanyak *epoch* yang telah ditentukan, maka proses berhenti. Jika belum, maka akan dilakukan optimalisasi dengan optimasi Adam dan memperbarui bobot dan bias pada sistem, kemudian melanjutkan ke proses berikutnya hingga *epoch* selesai.

2.5. Evaluasi

Setelah mendapatkan model pada proses pelatihan atau *training*, maka model tersebut diuji menggunakan data *testing* yang telah dialokasikan pada awal pembagian data. Untuk mengukur baik atau tidaknya hasil dari model yang dibentuk dapat dievaluasi dari plot data aktual dan data prediksi. Pengukuran evaluasi kinerja dari model tersebut melalui *Root Mean Square* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). RMSE dan MAPE digunakan untuk menentukan nilai sesuatu (ketentuan, kegiatan, keputusan, unjuk-kerja, proses, orang, objek dan yang lainnya) berdasarkan kriteria tertentu melalui penilaian [14]. Berikut adalah persamaan untuk penilaian kinerja yang dapat dilihat pada Persamaan 1 dan Persamaan 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (1)$$

$$MAPE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)}{A_t}} \times 100\% \quad (2)$$

Dimana:

A_t = nilai aktual pada waktu t ; F_t = nilai prediksi pada waktu t ; t = waktu; n = jumlah data.

2.6. Implementasi *Graphical User Interface* (GUI)

Graphical User Interface (GUI) adalah antarmuka program yang bertindak sebagai media komunikasi antara pengguna dan perangkat lunak [15]. Setelah dilakukan *preprocessing* data hingga evaluasi data secara manual untuk mengukur *dataset* prediksi harga Bitcoin, dilakukan pengembangan GUI menggunakan Streamlit. Aplikasi dikembangkan dengan dasar dari pengujian yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya. Setelah membangun GUI, maka *output* dari proses tersebut adalah sebuah sistem berbasis web. Pengguna dapat melakukan proses peramalan data dengan memberikan masukan berupa data *time series*, kemudian dapat diolah dan diprediksi melalui sistem tersebut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penyiapan Data

Tahap ini diawali dengan melakukan pengumpulan data historis harga Bitcoin dalam kurun waktu 2021-2023 melalui *website* Yahoo Finance, kemudian dikonversi dalam bentuk *file csv*. Dari pengumpulan data tersebut, diperoleh sebanyak 1010 data. Selanjutnya *dataset* diolah dengan menghapus informasi dari data yang tidak diperlukan dan hanya mempertahankan atribut yang diperlukan untuk proses prediksi, sehingga tersisa dua atribut yaitu tanggal dan harga Bitcoin. Sampel *dataset* yang dikumpulkan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampel *dataset* harga Bitcoin.

No	Tanggal	Close Price
1	2021-01-01	29374.152344
2	2021-01-02	32127.267578
3	2021-01-03	32782.023438

No	Tanggal	Close Price
4	2021-01-04	31971.914063
5	2021-01-05	33992.429688
6	2023-10-03	27429.978516
7	2023-10-04	27799.394531
8	2023-10-05	27415.912109
9	2023-10-06	27946.597656
10	2023-10-07	27986.648438

3.2 Praproses Data

Setelah menyiapkan *dataset*, langkah selanjutnya ialah praproses data menggunakan *min-max scaling* dengan persamaan dan contoh perhitungan yang dapat dilihat pada Persamaan 3.

$$norm = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} = \frac{19416 - 15757}{67566 - 15787} = \frac{3659}{51779} = 0,23133014 \quad (3)$$

Setelah dilakukan normalisasi data (teknik normalisasi *min-max scaler*), selanjutnya dilakukan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Skenario uji coba disajikan pada Tabel 2. Pada penelitian ini digunakan eksperimen parameter *epoch* 200, *neuron* 10, dan menggunakan optimasi Adam dengan perbandingan 70% data latih dan 30% data uji, perbandingan 80% data latih dan 20% data uji, serta perbandingan 90% data latih dan 10% data uji. Tabel 2 menunjukkan hasil perbandingan tiap pembagian data latih dan data uji yang mana lebih akurat dengan melihat nilai *error* terkecil menggunakan perhitungan RMSE.

Pembuatan data latih dimaksudkan agar meningkatkan kinerja LSTM terhadap data uji. Data latih lebih besar dibandingkan data uji bertujuan agar mesin pembelajaran atau algoritma pembelajaran lebih terlatih dengan pola data dari data latih. Hal ini berguna ketika algoritma atau mesin menghasilkan suatu model dan model tersebut diberikan kepada data uji akan memberikan prediksi data uji yang lebih akurat. Data latih yang sudah didapatkan akan digunakan untuk proses pelatihan. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan metode LSTM sehingga terbentuk suatu model yang nanti akan diuji performasinya terhadap data uji. Proses tersebut terus diulang hingga mendapatkan model dengan akurasi yang paling bagus. Setelah didapatkan model yang terbaik, model tersebut digunakan untuk proses prediksi. Dalam penelitian ini menggunakan data latih 90% dan data uji 10% karena mempunyai nilai *error* terkecil menggunakan persamaan RMSE yaitu sebesar 1041.

Tabel 2. Hasil pembagian data latih dan uji.

Eksperimen	Data Latih	Data Uji	RMSE
1	70%	30%	1249
2	80%	20%	1244
3	90%	10%	1041

3.3 Pengelolaan Model LSTM

Penentuan jumlah optimal *neuron* pada *hidden layer* dan *epoch* adalah tugas penting dalam metode LSTM. Pada penelitian ini jaringan yang dibentuk dengan jumlah *neuron* pada *hidden layer* yang digunakan untuk percobaan yaitu 10, 20, 30, 40, dan 50. Di sisi lain, untuk *epoch* digunakan 200, 300, dan 400. Untuk mengetahui jumlah *neuron* dan *epoch* yang tepat dapat dilihat melalui nilai *loss* yang terkecil, dimana nilai *loss* merupakan nilai MSE. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian data Bitcoin.

Jumlah Neuron	Epoch	RMSE
10	200	1041
	300	1037
	400	1077

Jumlah Neuron	Epoch	RMSE
20	200	1106
	300	1043
	400	1053
30	200	1041
	300	1042
	400	1100
40	200	1043
	300	1182
	400	1219
50	200	1241
	300	1040
	400	1027

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa jumlah *neuron* 50 dan jumlah *epoch* (iterasi) 400 menghasilkan nilai RMSE dan MSE yang terkecil jika dibandingkan dengan jumlah *neuron* dan *epoch* lainnya. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan kombinasi *neuron* 50 dan *epoch* 400 pada proses prediksi berikutnya.

3.4 Prediksi Data

Setelah mendapatkan model pada proses *training*, maka model tersebut diuji menggunakan data *testing* yang telah didapat pada pembentukan data *training* dan data *testing*. Gambar 1 menunjukkan hasil pengujian yang memvisualisasikan perbandingan harga penutupan asli dengan harga yang diprediksi oleh model.



Gambar 1. Perbandingan harga prediksi dan aktual.

Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa model yang dibentuk dapat menghasilkan *output* yang sesuai. Hal tersebut dapat dilihat dari pola data prediksi yang mengikuti pola yang dibentuk oleh data aktual. Data aktual diwakili oleh warna biru dan data prediksi diwakili oleh warna hijau. Dapat juga dilihat pada Tabel 4 sampel hasil pengujian, yang merujuk pada perbandingan harga aktual dan prediksi.

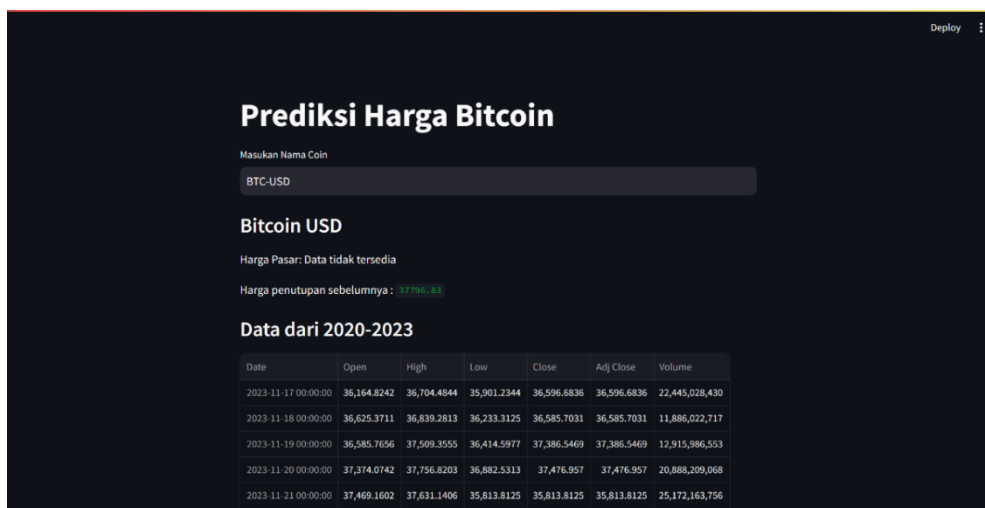
Tabel 4. Hasil pengujian.

No	Tanggal	Harga Aktual	Harga Prediksi
1.	2021-01-17	36178,14	37224,69
2.	2021-01-18	35791,28	36411,66
3.	2021-01-19	36630,07	35898,15
4.	2021-01-20	36069,82	36589,23

No	Tanggal	Harga Aktual	Harga Prediksi
5.	2021-01-21	35547,75	36168,81
6.	2021-01-22	30825,74	35656,97
7.	2021-01-23	33005,76	31275,86
8.	2021-01-24	32067,64	32718,23
9.	2021-01-25	32289,38	32020,35
10.	2021-01-26	32366,39	32215,19

3.5 Implementasi *Graphical User Interface* (GUI)

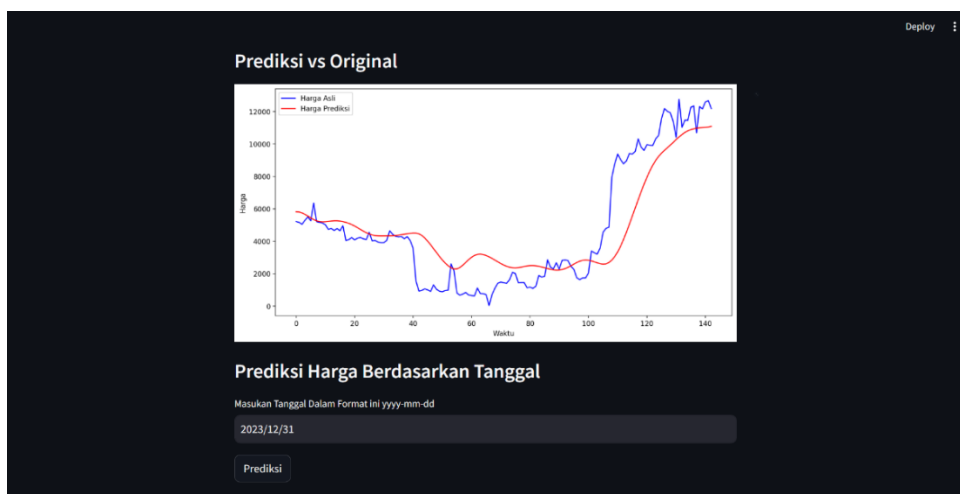
Pengembangan GUI prediksi harga Bitcoin menggunakan *framework* Streamlit. Streamlit merupakan sebuah *framework* berbasis Python dan bersifat *open-source* yang dibuat untuk memudahkan dalam membangun aplikasi web di bidang sains data dan *machine learning* yang interaktif. GUI yang dibuat untuk prediksi data harga Bitcoin menggunakan data input berupa data harga Bitcoin yang diambil dari *website* Yahoo Finance menggunakan *library* *yfinance*, dan *output* yang dihasilkan merupakan nilai hasil prediksi dan grafik hasil prediksi. Gambar 2 sampai dengan 5 berikut merupakan beberapa GUI dari aplikasi yang dibuat.



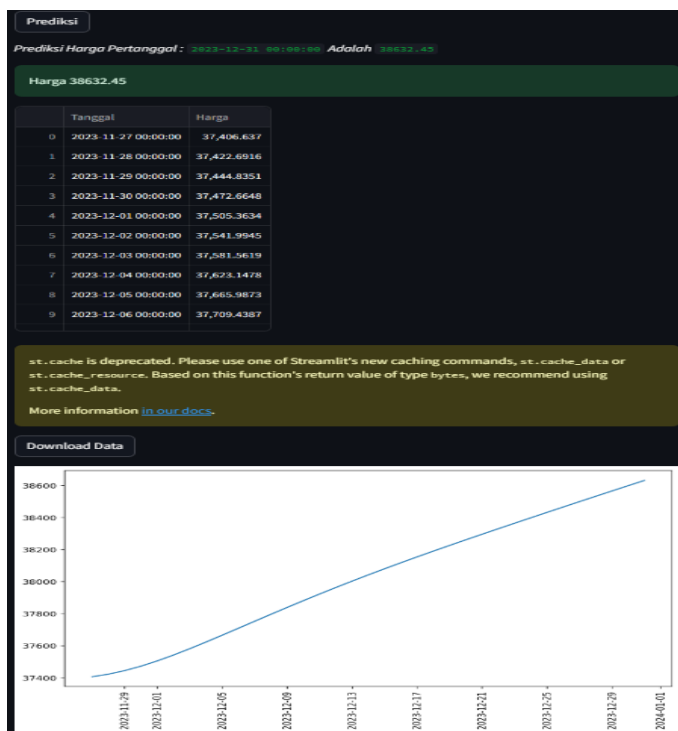
Gambar 2. Halaman utama GUI hasil prediksi harga Bitcoin.



Gambar 3. GUI *chart* harga Bitcoin yang ditambahkan analisis teknikal.



Gambar 4. Chart hasil prediksi harga Bitcoin dan harga asli Bitcoin *real-time*.



Gambar 5. Hasil prediksi harga Bitcoin *real-time*.

3.6 Evaluasi Model

Penelitian ini menggunakan dua metode evaluasi yaitu persamaan RMSE dan MAPE. Berikut merupakan uraian hasil dari evaluasi kedua metode tersebut yang dihitung berdasarkan Persamaan 1 dan Persamaan 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (26.664 - 26.683)^2 + (27.415 - 27.754)^2}{10}} = 1041$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)}{\hat{y}_t}} \times 100\% = \frac{1}{10} \left(\frac{26.664 - 26.683}{26.664} + \frac{26.049 - 26.612}{26.049} + \frac{26.189 - 26.779}{26.189} + \dots \dots \dots \right) \times 100 = 1,76\%$$

Dapat diketahui dari hasil prediksi yang telah dilakukan, bahwa dengan menggunakan metode LSTM dapat mencapai hasil mendekati akurat dengan nilai *error* terkecil menggunakan persamaan RMSE sebesar 1027 dan MAPE sebesar 1,76% untuk data harga Bitcoin. Jika MAPE di bawah 10%, maka model peramalan yang telah dibangun dapat dikategorikan sangat akurat.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga Bitcoin berdasarkan data historis 2021-2023 dari Yahoo Finance, yang telah diproses dan dibagi ke dalam data pelatihan dan uji. Model LSTM dengan konfigurasi 50 *neuron* dan 400 *epoch* menunjukkan akurasi tinggi dengan RMSE 1027 dan MAPE 1,76%, menjadikannya efektif untuk prediksi *time series*. Selain itu, pengembangan antarmuka berbasis web menggunakan Streamlit memungkinkan pengguna non-teknis untuk melakukan prediksi secara *real-time*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model LSTM yang dikonfigurasi secara optimal dapat membantu investor dalam menghadapi volatilitas harga *cryptocurrency*. Sebagai saran, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi kombinasi parameter lain atau mempertimbangkan data tambahan dari faktor eksternal, seperti sentimen pasar, untuk meningkatkan akurasi prediksi lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. O. Adam & M. Dzang Alhassan, "Bridging the global digital divide through digital inclusion: the role of ICT access and ICT use," *Transform. Gov. People, Process Policy*, vol. 15, no. 4, pp. 580–596, 2020, <https://doi.org/10.1108/TG-06-2020-0114>.
- [2] A. A. Pramono, *Memprediksi Harga Cryptocurrency Dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)*. Skripsi. Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi - Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, 2022.
- [3] M. N. Hasani, M. Ramadhan, K. Mariyani, R. Setiawan, I. Sucidha, & Sardjono, "Analisis Cryptocurrency sebagai Alat Alternatif dalam Berinvestasi di Indonesia Pada Mata Uang Digital Bitcoin," *J. Ilmu Ekonomi Bisnis*, vol. 8, no. 2, pp. 329–344, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.stiepancasetia.ac.id/jieb/article/view/762>.
- [4] D. G. Baur, T. Dimpfl, & K. Kuck, "Bitcoin, gold and the US dollar – A replication and extension," *Finance Research Letters*, vol. 25, pp. 103–110, Jun. 2018, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.10.012>.
- [5] R. Böhme, N. Christin, B. Edelman, & T. Moore, "Bitcoin: Economics, Technology, and Governance," *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, no. 2, pp. 213–238, 2015, <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.2.213>.
- [6] D. G. Arwono, H. Iskandar, & D. J. Wardana, "Tinjauan Yuridis Regulasi Cryptocurrency terhadap Tindak Pidana Kejahatan di Indonesia," *Amnesti: Jurnal Hukum*, vol. 5, no. 1, pp. 204–214, 2023, <https://doi.org/10.37729/amnesti.v5i1.2759>.
- [7] T. Kuncara & K. P. Anugrah, "Analisis Volatilitas Cryptocurrency Pada Sebelum Pandemi dan Pada Saat Pandemi Covid 19 dengan Metode Return Pada Bitcoin Dan Ethereum," *Keunis*, vol. 11, no. 1, pp. 86-94, 2023, <http://dx.doi.org/10.32497/keunis.v11i1.3981>.
- [8] M. Kafil, "Penerapan Metode K-Nearest Neighbors untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Boutiq Dealove Bondowoso," *J. Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 3, no. 2, pp. 59–66, 2019, <https://doi.org/10.36040/jati.v3i2.860>.
- [9] T. B. Sianturi, I. Cholissodin, & N. Yudistira, "Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory

- (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 1101–1107, 2023, <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12384>.
- [10] H. Prasetyanwar & Jondri, “Peramalan nilai tukar IDR-USD menggunakan Long Short Term Memory,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 2, pp. 3820–3826, Agustus 2018.
- [11] F. Febriansyah, A. Sujjada, & F. Sembiring, “Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)”, *Jurnal Inovtek Polbeng: Seri Informatika*, vol. 9, no. 1, 2024, <https://doi.org/10.35314/isi.v9i1.4247>.
- [12] J. Qiu, B. Wang, & C. Zhou, “Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism,” *PLoS One*, vol. 15, no. 1, pp. 1–15, 2020, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227222>.
- [13] F. Nailah, D. I. Larasati, S. Siswanto, & A. Kalondeng, “Optimasi Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Peramalan Curah Hujan Bulanan di Kota Denpasar”, *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 12, no. 1, pp. 134-140, 2024, <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v12n1.p134-140>.
- [14] T. O. Hodson, “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not”, *Geoscientific Model Development Discussions*, 15, pp. 5481-5487, 2022, <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>.
- [15] M. M. Muhtadi, M. D. Friyadi, & A. Rahmani, “Analisis GUI Testing pada Aplikasi E-Commerce menggunakan Katalon,” *Prosiding Industrial Research Workshop National Seminar*, vol. 10, no. 1, pp. 1387–1393, 2019, <https://jurnal.polban.ac.id/ojs-3.1.2/proceeding/article/view/1443>.