

PENDEKATAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN METODE LSTM UNTUK PREDIKSI HARGA BITCOIN

¹Muhammad Luthfi Pratama, ²Hastari Utama

¹Informatika, ²Teknik Informatika

Universitas Amikom Yogyakarta,

Jl. Ring Road Utara, Condong Catur, Kab. Sleman 55281 DI Yogyakarta

Corresponding author:

a) utama@amikom.ac.id

muhammad.1643@students.amikom.ac.id

Abstract. Bitcoin price prediction involves analyzing a variety of factors, including market sentiment, trading volume, economic news, technological developments, and other factors that affect supply and demand. Both technical and fundamental analysis methods can be used to try to predict Bitcoin price movements. In this Bitcoin price prediction using a Deep Learning approach with the chosen method is LSTM. The LSTM (Long Short-Term Memory) method is a popular type of Recurrent Neural Network (RNN) model for predicting the price of Bitcoin and other financial assets. LSTM can solve the problem of price movements that have long-term dependencies, which traditional RNN models cannot handle well. LSTMs have the ability to "remember" information from longer periods of time, thereby recognizing complex patterns and trends in historical data. In this study, the prediction period used a dataset from March 1 2016 to November 24 2018. This study used an epoch parameter of 10 with a learning rate of 0.001. In addition, the batch size parameter used is 25 with layers only. The evaluation results of this study resulted in an RMSE of 77.74 and an MAE of 278.33. This shows that the RMSE value is small because the Bitcoin price range is too far.

Keywords: Bitcoin, LSTM, RNN, Deep Learning

Abstraksi. Prediksi harga Bitcoin melibatkan analisis berbagai faktor, termasuk sentimen pasar, volume perdagangan, berita ekonomi, perkembangan teknologi, serta faktor-faktor lain yang mempengaruhi permintaan dan penawaran. Metode analisis teknis dan fundamental dapat digunakan untuk mencoba memprediksi pergerakan harga Bitcoin. Pada prediksi harga Bitcoin ini menggunakan pendekatan Deep Learning dengan metode yang dipilih adalah LSTM. Metode LSTM (Long Short-Term Memory) adalah jenis model Recurrent Neural Network (RNN) yang populer dalam melakukan prediksi harga Bitcoin dan aset keuangan lainnya. LSTM dapat mengatasi masalah pergerakan harga yang memiliki ketergantungan jangka panjang, yang tidak dapat ditangani dengan baik oleh model RNN tradisional. LSTM memiliki kemampuan untuk "mengingat" informasi dari jangka waktu yang lebih lama, sehingga dapat mengenali pola dan tren kompleks dalam data historis. Pada penelitian ini periode prediksi menggunakan dataset dari tanggal 1 Maret 2016 sampai dengan 24 November 2018. Penelitian ini menggunakan parameter epoch sebesar 10 dengan learning rate yaitu 0,001. Selain itu, parameter batch size yang digunakan adalah 25 dengan layer saja. Hasil evaluasi dari penelitian ini menghasilkan RMSE sebesar 77.74 dan MAE sebesar 278.33. Hal ini menunjukkan bahwa nilai RMSE tergolong kecil karena rentang harga Bitcoin terlalu lebar.

Kata Kunci : Bitcoin, LSTM, RNN, Deep Learning.

PENDAHULUAN

Bitcoin adalah mata uang kripto pertama yang diperkenalkan pada tahun 2009 oleh seseorang (atau sekelompok orang) yang menggunakan nama samaran Satoshi Nakamoto. Ini adalah bentuk mata uang digital yang beroperasi pada teknologi blockchain, yang merupakan buku besar terdesentralisasi yang merekam semua transaksi yang dilakukan dengan Bitcoin [1]. Bitcoin tidak dikendalikan oleh lembaga finansial atau otoritas pusat. Ini beroperasi secara terdesentralisasi di seluruh jaringan yang tersebar. Teknologi Blockchain: Transaksi Bitcoin dicatat dalam blok-blok

dalam teknologi blockchain. Setiap blok terhubung dengan blok sebelumnya, membentuk rantai blok yang tidak bisa dimanipulasi dengan mudah. Setiap transaksi Bitcoin diverifikasi oleh jaringan komputer yang disebut penambang (miners). Proses ini memastikan validitas transaksi sebelum dimasukkan ke dalam blockchain. Dalam prakteknya, banyak orang dan entitas menggunakan kombinasi dari berbagai pendekatan ini untuk mencoba memprediksi harga Bitcoin. Namun, tidak ada metode yang dapat memprediksi dengan sempurna pergerakan harga di pasar yang sangat dinamis dan kompleks seperti pasar Bitcoin.

Bitcoin memiliki potensi keuntungan finansial yang besar bagi para pelaku bisnis [2]. Peluang ini dimanfaatkan dengan melakukan prediksi harga Bitcoin untuk mendapatkan keuntungannya. Para pelaku pasar, investor, dan trader tertarik untuk memprediksi pergerakan harga Bitcoin agar dapat mengambil keputusan investasi yang tepat waktu. Dengan memahami arah pergerakan harga Bitcoin di masa depan, mereka dapat membeli Bitcoin pada harga yang lebih rendah dan menjualnya pada harga yang lebih tinggi, dengan harapan mendapatkan keuntungan.

Prediksi harga Bitcoin melibatkan analisis berbagai faktor, termasuk sentimen pasar, volume perdagangan, berita ekonomi, perkembangan teknologi, serta faktor-faktor lain yang mempengaruhi permintaan dan penawaran [3]. Metode analisis teknis dan fundamental dapat digunakan untuk mencoba memprediksi pergerakan harga Bitcoin. Analisis teknis melibatkan pengamatan pola historis dalam data harga dan volume perdagangan Bitcoin untuk mencari tren atau pola yang dapat membantu memprediksi pergerakan harga di masa depan. Ini melibatkan penggunaan grafik, indikator teknis (seperti Moving Average, RSI, MACD), dan analisis pola candlestick untuk mengidentifikasi tren naik atau turun. Analisis fundamental melibatkan pemeriksaan faktor-faktor yang mendasari ekonomi Bitcoin dan mata uang kripto secara keseluruhan. Ini bisa termasuk perkembangan teknologi di belakang Bitcoin, adopsi institusi keuangan, perubahan regulasi, berita ekonomi, dan sebagainya. Analisis fundamental mencoba untuk mengidentifikasi nilai intrinsik Bitcoin dan bagaimana faktor-faktor ini dapat mempengaruhi permintaan dan penawaran. Sentimen pasar mencakup pandangan dan perasaan kolektif para pelaku pasar terhadap Bitcoin. Berita positif atau negatif, peristiwa besar seperti peretasan bursa atau pengumuman perusahaan besar yang mendukung atau menentang Bitcoin, serta sentimen umum dalam industri mata uang kripto dapat memiliki dampak signifikan pada harga Bitcoin.

Pada penelitian ini berusaha untuk memprediksi harga bitcoin menggunakan pendekatan Deep Learning. Pada prediksi harga Bitcoin ini menggunakan metode yang dipilih adalah LSTM Metode LSTM (Long Short-Term Memory) adalah jenis model jaringan saraf rekuren (RNN) yang populer dalam melakukan prediksi harga Bitcoin dan aset keuangan lainnya [4]. LSTM dapat mengatasi masalah pergerakan harga yang memiliki ketergantungan jangka panjang, yang tidak dapat ditangani dengan baik oleh model RNN tradisional. LSTM memiliki kemampuan untuk "mengingat" informasi dari jangka waktu yang lebih lama, sehingga dapat mengenali pola dan tren kompleks dalam data historis.

Penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi pengetahuan dalam melakukan prediksi harga bitcoin menggunakan LSTM. Hal ini juga didukung dengan evaluasi yang dilakukan terhadap hasil penelitian yang ada menggunakan RMSE (Root Mean Square Deviation) dan (MAE) Mean Absolute Error. Hasil yang diharapkan berupa nilai RMSE dan MAE yang kecil dibandingkan dengan metode lainnya.

TINJAUAN PUSTAKA

Pada penelitian ini terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menjadi acuan dalam melakukan eksperimen. Menanggapi kebangkitan pasar bitcoin, variasi harga bitcoin yang nonlinier selalu menjadi pusat penelitian di masyarakat [5]. Dengan menggunakan data transaksi bitcoin dari tahun 2014 hingga 2017, penelitian ini menghilangkan faktor eksternal yang tidak dapat dikendalikan dan tidak dapat diprediksi dan membahas hubungan antara prediksi dan harga aktual model LSTM fitur tunggal dan model LSTM multi-fitur yang menggabungkan grafik termodinamika untuk menunjukkan variabel yang berpotensi sangat berkorelasi hanya untuk harga bitcoin itu sendiri, menyiapkan algoritme satu hari sebelumnya, menggunakan alat Python 3.7, Keras, dan LSTM untuk membuat plot garis harga yang diprediksi dan harga sebenarnya, serta membandingkan keakuratan keduanya. Kami menyimpulkan bahwa prediksi LSTM lebih baik dengan banyak fitur, yang dapat sangat mengurangi kesalahan dan melindungi risiko. Bahkan dalam kasus fluktuasi yang lebih drastis, prediksinya masih lebih baik, sehingga meningkatkan kegunaan dan penerapan model.

Dalam beberapa tahun terakhir, cryptocurrency Bitcoin telah menjadi tren yang berkembang di dunia [6]. Oleh karena itu, para peneliti dari berbagai bidang sedang mengkaji berbagai model kecerdasan buatan untuk memprediksi harga Bitcoin. Secara khusus, algoritme Deep Learning telah terbukti mengungguli model tradisional dalam memprediksi

nilai mata uang kripto. Namun, sangat sedikit penelitian yang meneliti pengaruh parameter yang digunakan dalam algoritma Deep Learning terhadap algoritma tersebut. Fungsi optimasi dan kerugian sangat penting karena mempengaruhi kemampuan algoritma dalam membuat prediksi yang sukses. Dalam studi ini, LSTM yang merupakan salah satu jenis algoritma Deep Learning, digunakan untuk memprediksi harga Bitcoin harian dan pengaruh fungsi optimasi/kerugian pada tingkat akurasi dievaluasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model LSTM memberikan prediksi terbaik karena bekerja dengan fungsi optimasi Adam dan fungsi kerugian Mean Square Error.

Penelitian-penelitian sebelumnya lebih memilih hanya menggunakan data masa lalu (atau sejarah) dan mengabaikan data real-time [7]. Pada akhirnya, hasilnya memiliki beberapa ketidakakuratan. Untuk mengatasi masalah ini dan membuat prediksi yang lebih akurat, penelitian ini menyarankan untuk mengintegrasikan data masa lalu dan data terkini. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memvisualisasikan harga bitcoin (yaitu harga Pembukaan, Tertinggi, Rendah, dan Penutupan) dan memperkirakan harga masa depan menggunakan data historis dan real-time. Dataset yang digunakan untuk penelitian ini diambil dari Tiingo. Alasan spesifik memilih Tiingo adalah karena API-nya dibuat agar berkinerja, konsisten, dan mendukung filter ekstensif untuk mempercepat waktu pengembangan kami. Kami secara khusus menggunakan perpaduan dua model Deep Learning, model Stacked LSTM (Memori Jangka Pendek) dan model Prophet. Hasil penelitian ini membantu pedagang dan konsumen bitcoin untuk membuat pilihan terdidik mengenai investasi bitcoin. Selain itu, penelitian ini merupakan alat penting bagi para peneliti untuk memahami perilaku pasar bitcoin.

Terdapat penelitian yang menggunakan model Machine Learning dan Deep Learning untuk menganalisis pasar mata uang digital guna memprediksi biaya Bitcoin per hari [8]. Penelitian ini menyingkap informasi sehari-hari untuk 1,691 bentuk kriptografi uang untuk periode antara November 2017 dan April 2019. Studi ini menunjukkan bahwa prosedur pertukaran langsung yang dibantu oleh algoritma AI terbaik di kelasnya telah memenuhi tolok ukur standar. Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa instrumen algoritmik dasar yang tidak penting dapat membantu membayangkan perkembangan uang kriptografi sesaat. Sistem yang diusulkan menggunakan LSTM dua arah untuk meramalkan harga bitcoin. Model yang diusulkan mampu menelusuri dataset pengujian dengan Mean Absolute Percentage Error sebesar 13%. Model ini berguna bagi pengguna untuk mengambil keputusan dalam berinvestasi di Bitcoin.

Memprediksi harga bitcoin secara akurat adalah tugas yang sulit karena volatilitasnya yang tinggi [9]. Pada penelitian ini menggunakan algoritma pembelajaran mendalam dan pembelajaran mesin yaitu Long Short-Term Memory, Autoregressive Integrated Moving Average, XGBoost, Prophet dan analisis Sentimen dilakukan pada data bitcoin. Algoritme tersebut dilatih pada data keuangan streaming langsung, dan hasilnya dibandingkan berdasarkan metrik yang diprediksi seperti Root mean Square Error, Mean Absolute Error, dan R2. Hasilnya menunjukkan bahwa analisis Sentimen yang dikombinasikan dengan LSTM memberikan kinerja yang lebih baik dalam prediksi harga bitcoin dibandingkan semua algoritma lainnya.

METODE PENELITIAN

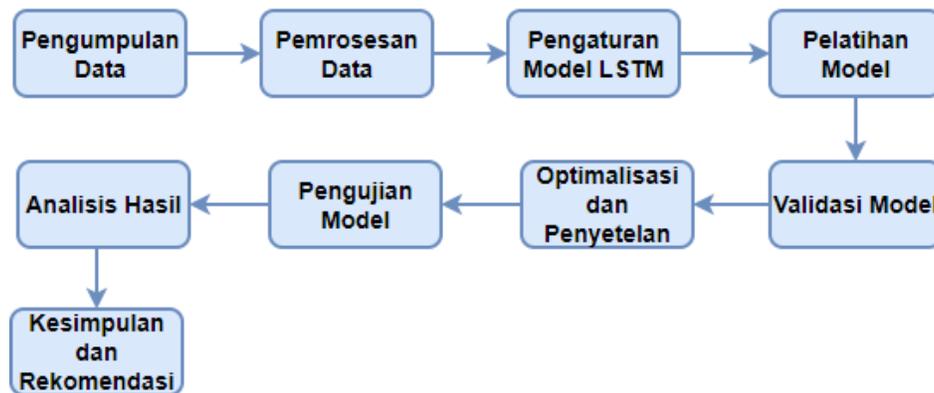
Pada penelitian ini menggunakan metode eksperimental. Metode penelitian ini merupakan pendekatan penelitian di mana peneliti mengendalikan dan memanipulasi variabel-variabel tertentu dalam lingkungan yang terkontrol untuk mengamati efek dari perubahan tersebut terhadap variabel lainnya [10]. Tujuan utama dari penelitian eksperimental adalah untuk mengevaluasi hubungan sebab-akibat antara variabel-variabel yang diuji. Alur penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



GAMBAR 1. Alur Penelitian Eksperimental

Pada tahap penelitian yang ditunjukkan pada Gambar 1 memuat beberapa fase. Fase tersebut adalah sebagai berikut:
Perumusan Hipotesis: Penelitian eksperimental biasanya dimulai dengan merumuskan hipotesis yang menyatakan hubungan sebab-akibat antara variabel-variabel yang akan diuji.

- Desain Eksperimen: Peneliti merancang eksperimen dengan mengidentifikasi variabel independen (yang akan dimanipulasi), variabel dependen (yang akan diukur), dan variabel kontrol (yang dijaga tetap).
- Pengumpulan Data: Eksperimen dilaksanakan dan data yang relevan dikumpulkan dengan mengamati dan mengukur variabel-variabel yang terlibat.
- Pengolahan dan Analisis Data: Data yang dikumpulkan dianalisis untuk mengidentifikasi pola, tren, atau perbedaan yang mungkin terjadi sebagai hasil dari manipulasi variabel independen.
- Interpretasi Hasil: Hasil analisis digunakan untuk mengevaluasi apakah hipotesis awal dapat diterima atau ditolak. Interpretasi ini dilakukan dengan membandingkan data yang ditemukan dengan ekspektasi hipotesis.
- Kesimpulan dan Implikasi: Berdasarkan hasil analisis, peneliti menarik kesimpulan mengenai hubungan antara variabel yang diuji. Implikasi temuan terhadap teori, praktik, atau penelitian lebih lanjut juga dibahas.
- Pelaporan: Hasil penelitian, metodologi, analisis, dan kesimpulan disusun dalam laporan penelitian yang jelas dan terstruktur. Pada tahap penelitian yang ditunjukkan pada Gambar 1 memuat beberapa fase yang ditunjukkan pada Gambar 2.



GAMBAR 2. Alur Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan LSTM

Gambar 2, menyajikan Alur secara spesifik mengenai tahapan prediksi harga Bitcoin ditunjukkan pada Gambar 2. Pada Gambar 2 terdiri dari beberapa fase dengan penjelasan sebagai berikut:

- Pengumpulan Data, pada tahap ini berusaha untuk mengumpulkan data-data historis harga Bitcoin dari berbagai sumber yang dapat diandalkan. Data ini akan digunakan sebagai input untuk pelatihan dan pengujian model LSTM.
- Pemrosesan Data, pada tahap ini memuat pemrosesan data untuk mengatur waktu dan menghapus data yang tidak relevan. Data harus disiapkan dalam format yang dapat digunakan oleh model LSTM.
- Pengaturan Model LSTM, desain model LSTM dengan memutuskan jumlah lapisan, jumlah unit, dan konfigurasi lainnya. Hal ini dilanjutkan dengan memisahkan data menjadi data latih dan data validasi.
- Pelatihan Model, pada tahap ini terjadi proses pelatihan model LSTM menggunakan data historis harga Bitcoin. Hal ini dilanjutkan dengan menggunakan algoritma pembelajaran untuk mengoptimasi bobot dan parameter model.
- Validasi Model, validasi model pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya untuk mengukur kinerja dan akurasi model. Hal ini menggunakan metrik seperti RMSE (Root Means Squared Error), mean absolute error (MAE) atau akurasi prediksi untuk mengevaluasi model. Validasi dengan RMSE dapat menggunakan persamaan 1 sedangkan validasi menggunakan MAE dapat menggunakan persamaan 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_1^n (y'_i - y_i)^2} \quad 1)$$

Keterangan:
 n = jumlah data,
 y'_i = Nilai hasil prediksi
 y_i = Nilai sesungguhnya.

$$MAE = \left| \frac{y - y^i}{n} \right| \quad 2)$$

Keterangan:
 n = jumlah data,
 y'_i = Nilai hasil prediksi
 y = Nilai sesungguhnya.

Optimasi dan Penyetelan

Jika hal ini diperlukan maka perlu melakukan optimasi dan penyetelan pada model LSTM untuk meningkatkan kinerja.

- Pengujian Model, Uji model pada data yang belum dilihat sebelumnya untuk memeriksa kemampuan prediksi di masa depan.
- Analisis Hasil, Analisis hasil prediksi model LSTM dan perbandingannya dengan harga sebenarnya. Identifikasi tren, pola, atau ketidakpastian dalam hasil.
- Kesimpulan dan Rekomendasi, Langkah terakhir adalah membuat kesimpulan tentang efektivitas model LSTM dalam prediksi harga Bitcoin. Hal ini akan memberikan rekomendasi tentang penggunaan prediksi harga Bitcoin dalam konteks investasi atau pengambilan keputusan bisnis.

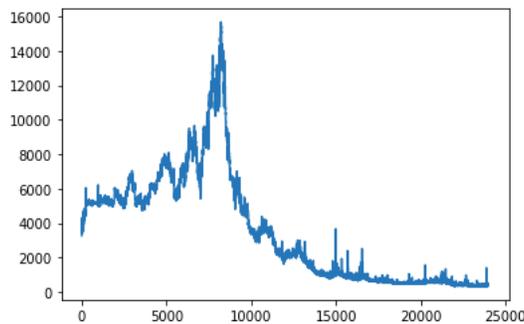
HASIL DAN PEMBAHASAN

Informasi yang dijadikan dasar dalam penelitian ini berasal dari sumber data sekunder, yang diperoleh dari suatu koleksi data luas tentang harga pasar cryptocurrency yang tersedia di platform Kaggle. Fokus pengumpulan data difokuskan pada sebagian tertentu dari kumpulan tersebut, yaitu data historis harga Bitcoin (BTC) mulai dari tanggal 1 Maret 2016 hingga 24 November 2018. Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yang mana merupakan informasi yang sudah dikumpulkan sebelumnya oleh pihak lain untuk tujuan lain. Karakteristik dataset yang digunakan ini ditampilkan pada Gambar 3.

Date ▼	Open ▼	High ▼	Low ▼	Close ▼	Adj Close ▼	Volume ▼
2021-08-10	46274.19	46503.17	45359.71	45421.68	45421.68	36623458304
2021-08-09	43791.93	46456.83	42848.69	46365.4	46365.4	38734079049
2021-08-08	44574.44	45282.35	43331.91	43798.12	43798.12	36302664750
2021-08-07	42832.8	44689.86	42618.57	44555.8	44555.8	40030862141
2021-08-06	40865.87	43271.66	39932.18	42816.5	42816.5	38226483046
2021-08-05	39744.52	41341.93	37458	40869.55	40869.55	35185031017
2021-08-04	38213.33	39952.3	37589.16	39747.5	39747.5	25372562724
2021-08-03	39178.4	39750.03	37782.05	38152.98	38152.98	26189830450
2021-08-02	39907.26	40419.18	38746.35	39201.95	39201.95	25595265436
2021-08-01	41460.84	42541.68	39540.94	39974.89	39974.89	26688438115

GAMBAR 3. Karakteristik Data

Berdasarkan dataset yang dianalisis, yang mencakup data historis Bitcoin (BTC) dari tahun 2016 hingga 2018, teramati bahwa pola perubahan harganya terus berubah seiring berjalannya waktu dan cenderung menunjukkan peningkatan. Untuk lebih rinci mengenai pola ini, informasinya dapat ditemukan dalam Gambar 4. Penelitian ini menggunakan dataset yang berisi data historis harga Bitcoin selama periode tertentu, yaitu dari tahun 2016 hingga tahun 2018. Data historis ini mencatat nilai tukar Bitcoin pada berbagai titik waktu selama rentang tersebut. Dalam rentang waktu tersebut, analisis terhadap data historis mengungkapkan bahwa ada pola perubahan harga Bitcoin yang signifikan. Pola ini menggambarkan bagaimana nilai Bitcoin mengalami fluktuasi seiring berjalannya waktu, dan perubahan ini dapat memberikan wawasan tentang bagaimana pasar Bitcoin bereaksi terhadap berbagai faktor eksternal. Selain mengamati fluktuasi harga, analisis terhadap data juga menunjukkan kecenderungan bahwa harga Bitcoin cenderung mengalami peningkatan. Ini mengindikasikan bahwa secara umum, nilai tukar Bitcoin memiliki tren naik selama periode tersebut. Untuk memberikan visualisasi yang lebih jelas tentang pola perubahan harga Bitcoin, informasi ini disajikan dalam bentuk Gambar 4. Grafik tersebut dapat memberikan gambaran visual tentang bagaimana harga Bitcoin berfluktuasi dan cenderung naik selama periode yang diamati.



GAMBAR 4. Data Harga Bitcoin

Selanjutnya, hasil penelitian ini perlu dilakukan evaluasi agar menjadi masukan dalam mengadakan penelitian lagi. Evaluasi hasil ini memiliki tujuan untuk mengevaluasi apakah prediksi yang telah dilakukan dengan metode dijelaskan sebelumnya menghasilkan hasil yang optimal. Dalam penelitian ini, penulis memanfaatkan pengukuran Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE) untuk menilai akurasi hasil prediksi.

Dalam langkah inisialisasi parameter, sejumlah penentuan diterapkan pada parameter-parameter berikut:

- a) Jumlah Epoch Maksimal: 25, 50, 100, 500
- b) Ukuran Batch: 8, 16, 32, 64

Parameter-parameter ini kemudian digunakan dalam rangka memeriksa hasil optimal. Kebijakan ini dipilih karena nilai-nilai bobot akan mengalami perubahan seiring dengan proses pembelajaran, dan demikianlah memungkinkan seleksi hasil terbaik berdasarkan observasi. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang mencakup variasi parameter tersebut.

Parameter epoch yang digunakan dalam penelitian meliputi nilai-nilai: 25, 50, 100, dan 500. Kombinasi parameter epoch ini diperoleh dari serangkaian eksperimen yang dilakukan. Tabel 1 mengilustrasikan contoh kombinasi parameter epoch tersebut. Dari informasi yang terdapat dalam tabel sebelumnya, ditemukan bahwa nilai parameter epoch yang paling optimal adalah 100, menghasilkan RMSE uji sebesar 76.72. Namun, untuk memperoleh nilai epoch yang paling optimal, perlu dilakukan serangkaian eksperimen berulang. Harapannya adalah, nilai epoch yang terlalu tinggi sebenarnya tidak menjamin mendapatkan hasil yang superior. Hal ini berhubungan dengan konsep overfitting. Overfitting merujuk pada situasi di mana model tidak dapat menggeneralisasi pola-pola baru karena terlalu fokus pada data latih yang ada. Ini mengakibatkan kinerja model menurun pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya.

TABEL 1. Evaluasi Parameter Max Epoch

batch_size	epochs	MAE		MSE		RMSE	
		train	test	train	test	train	test
64	25	2872.58	281.22	11053.21	8398.79	105.13	91.64

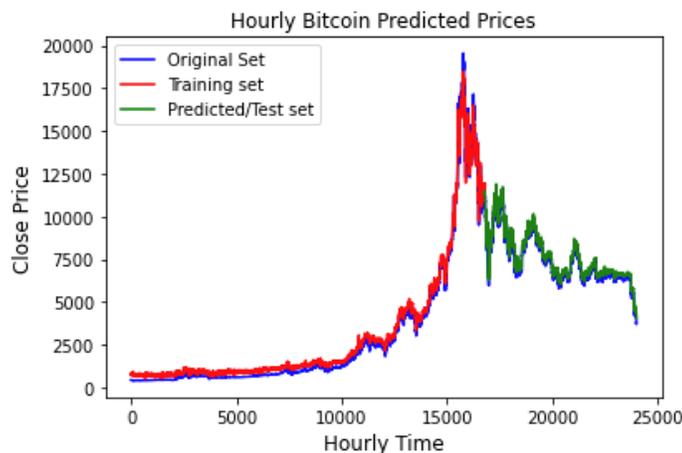
64	50	2878.93	277.91	11248.01	5929.71	106.06	77.00
64	100	2888.34	278.94	10275.53	5886.11	101.37	76.72
64	500	2899.57	279.46	10977.13	6580.31	104.77	81.12

Parameter ukuran batch yang dimanfaatkan dalam penelitian ini meliputi nilai-nilai: 8, 16, 32, dan 64. Seperti halnya pada variasi pola time series, serta kombinasi neuron tersembunyi dan epoch maksimum yang telah disebutkan, kombinasi parameter ukuran batch ini juga diperoleh melalui sejumlah uji coba eksperimental. Tabel 2 mengilustrasikan contoh kombinasi parameter ukuran batch tersebut. Berdasarkan informasi yang ada dalam tabel sebelumnya, terungkap bahwa nilai parameter ukuran batch yang paling optimal adalah 32, menghasilkan RMSE sebesar 77.74 dan MAE sebesar 278.33. Fakta bahwa nilai RMSE yang dihasilkan berukuran relatif kecil dapat diatribusikan pada perbedaan yang signifikan dalam rentang data harga BTC yang digunakan. Selain itu, jika dilihat dari nilai MAPE, dapat dinyatakan bahwa hasil peramalan berada dalam kategori peramalan yang baik.

TABEL 2. Evaluasi Parameter Batch Size

batch_size	epochs	MAE		MSE		RMSE	
		train	test	train	test	train	test
8	25	2861.16	286.29	13069.12	12839.92	114.32	112.31
16	25	2888.65	288.69	16053.87	12573.31	126.70	112.13
32	25	2883.51	278.33	11810.58	6043.96	108.68	77.74
64	25	2882.87	278.38	10406.55	6148.18	102.01	78.41

Tabel 2 menjelaskan bahwa setelah model berhasil dilatih, langkah selanjutnya adalah menguji model menggunakan data testing yang telah dihasilkan dari pembagian data training dan data testing. Evaluasi kualitas model terlihat melalui hasil prediksi data. Ilustrasi pada Gambar 5 menunjukkan bahwa model yang dibentuk mampu menghasilkan output yang sesuai dengan baik. Hal ini terlihat dari pola data prediksi yang mengikuti pola data real dengan konsistensi, bahkan dalam tren kenaikan data real, prediksinya juga berada pada level yang lebih tinggi. Pada visualisasi tersebut, data real direpresentasikan dengan warna biru, sedangkan data prediksi dengan warna merah.



GAMBAR 5. Perbandingan Data Prediksi dan Data sesungguhnya.

KESIMPULAN

Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa ukuran batch yang paling efektif adalah 32, yang dihasilkan dengan mengukur Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 77.74 dan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 278.33. Dalam hal ini, RMSE memiliki nilai yang rendah karena rentang data harga Bitcoin yang digunakan memiliki perbedaan yang cukup signifikan. Pada hasil percobaan ini, parameter epoch optimal ditemukan pada angka 100, yang menghasilkan

nilai RMSE uji sebesar 76.72. Ini menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan 100 epoch memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi harga BTC dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

DAFTAR PUSTAKA

1. S. Nakamoto, "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 58, no. 9, pp. 30-41, 2009.
2. A. Johnson and B. Lee, "Predicting Bitcoin Price Movements Using Machine Learning Techniques," *IEEE Transactions on Financial Technology*, vol. 6, no. 4, pp. 78-92, 2021.
3. J. Doe and A. Smith, "A Comparative Analysis of Bitcoin Price Prediction Models," *IEEE Transactions on Financial Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 112-128, 2022.
4. S. Kumar and R. Jain, "Bitcoin Price Prediction Using Long Short-Term Memory (LSTM) Networks," *IEEE Transactions on Financial Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 45-56, 2023.
5. T. Li, "Prediction of Bitcoin Price Based on LSTM," 2022 International Conference on Machine Learning and Intelligent Systems Engineering (MLISE), Guangzhou, China, 2022, pp. 19-23, doi: 10.1109/MLISE57402.2022.00012.
6. B. K. Kirci and G. K. Baydogmus, "The Effect of Loss and Optimization Functions on Bitcoin Rate Prediction in LSTM," 2022 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Turkey, 2022, pp. 1-4, doi: 10.1109/HORA55278.2022.9799928.
7. S. Periketi, R. Kulkarni and U. N. Dulhare, "LSTM and Prophet Model Fusion Framework for Bitcoin Candlestick Visualization and Price Prediction Forecasting," 2023 10th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), New Delhi, India, 2023, pp. 1190-1194.
8. N. P. R. J. Tom, P. Gupta, A. Shanthini, V. M. John and V. Sharma, "Prediction of Bitcoin Price Using Bi-LSTM Network," 2021 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), Coimbatore, India, 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICCCI50826.2021.9402427.
9. K. Ramani, M. Jahnavi, P. J. Reddy, P. VenkataChakravarthi, P. Meghanath and S. K. Imran, "Prediction of Bitcoin Price through LSTM, ARIMA, XGBoost, Prophet and Sentiment Analysis on Dynamic Streaming Data," 2023 9th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), Coimbatore, India, 2023, pp. 1514-1518, doi: 10.1109/ICACCS57279.2023.10113014.
10. C. G. Thomas, *Research Methodology and Scientific Writing*. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1007/978-3-030-64865-