



Penerapan *Long Short-Term Memory* dalam Prediksi Harga Mingguan Bitcoin Berbasis Data Historis

Andi Muhammad Bintang¹, Suhirman²

¹Informatika, Sains & Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta,

²Program PascaSarjana, Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Yogyakarta,

¹andimuhammadbintang@gmail.com ²suhirman@uty.ac.id

Abstract

Bitcoin is a cryptocurrency asset characterized by high price volatility, making price prediction a challenging task. This study aims to apply the Long Short-Term Memory (LSTM) method to predict weekly Bitcoin prices based on historical data. The dataset consists of weekly historical Bitcoin price data that have undergone preprocessing, normalization, and time series transformation. The LSTM model is trained using training data and evaluated on testing data. Model performance is assessed using Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that the LSTM model is able to generate price predictions that follow the trend and movement patterns of actual Bitcoin prices for most testing periods. However, prediction errors tend to increase during periods of high price volatility. These findings suggest that the LSTM method can be utilized as an approach for modeling weekly Bitcoin price movements based on historical data.

Keywords: *Bitcoin; Long Short-Term Memory; Deep Learning; Weekly Price Prediction; Historical Data*

Abstrak

Bitcoin merupakan salah satu aset kripto yang memiliki tingkat volatilitas harga yang tinggi, sehingga prediksi pergerakan harganya menjadi tantangan tersendiri. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berdasarkan data historis. Data yang digunakan berupa data historis harga Bitcoin dengan frekuensi mingguan yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan, normalisasi, dan pembentukan data deret waktu. Model LSTM dilatih menggunakan data pelatihan dan dievaluasi menggunakan data pengujian. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi harga yang mengikuti pola dan arah tren pergerakan harga Bitcoin aktual pada sebagian besar periode pengujian. Meskipun demikian, tingkat kesalahan prediksi cenderung meningkat pada periode dengan volatilitas harga yang tinggi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode LSTM dapat digunakan sebagai pendekatan untuk memodelkan pergerakan harga Bitcoin berbasis data historis mingguan.

Kata kunci: *Bitcoin; Long Short-Term Memory; Deep Learning; Prediksi Harga Mingguan; Data Historis*

© 20xx Jurnal Pustaka AI

1. Pendahuluan

Bitcoin merupakan salah satu aset kripto yang memiliki tingkat volatilitas harga yang tinggi, sehingga pergerakan harganya sulit diprediksi secara

akurat. Perubahan harga Bitcoin dapat terjadi secara signifikan dalam periode waktu tertentu dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik internal maupun eksternal pasar. Kondisi tersebut menjadikan prediksi harga Bitcoin sebagai

permasalahan yang menantang sekaligus menarik untuk dikaji.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan mendorong penerapan berbagai metode *machine learning* dan *deep learning* dalam memprediksi data deret waktu finansial. Salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang dirancang untuk mempelajari dependensi jangka panjang pada data sekuensial. LSTM telah terbukti efektif dalam memodelkan pola historis pada berbagai jenis data deret waktu, termasuk data finansial.

Namun demikian, sebagian penelitian terdahulu masih berfokus pada penggunaan data dengan frekuensi harian atau melakukan perbandingan berbagai model prediksi secara bersamaan. Pendekatan tersebut dapat menyebabkan hasil penelitian menjadi kurang terfokus dalam mengevaluasi kemampuan dasar suatu model secara spesifik. Selain itu, data dengan frekuensi tinggi cenderung mengandung *noise* yang dapat memengaruhi stabilitas hasil prediksi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini difokuskan pada penerapan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga Bitcoin menggunakan data historis dengan frekuensi mingguan. Penggunaan data mingguan diharapkan mampu mengurangi *noise* serta memberikan gambaran pola pergerakan harga jangka menengah hingga panjang secara lebih stabil.

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan model LSTM dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berdasarkan data historis serta mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik kesalahan prediksi, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian pada penelitian ini disusun untuk menjelaskan tahapan dan pendekatan yang digunakan dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berbasis data historis. Metodologi ini mencakup proses pengumpulan dan pengolahan data, pembentukan data deret waktu, pemodelan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), serta evaluasi kinerja model menggunakan metrik kesalahan prediksi. Penyusunan metodologi secara sistematis bertujuan untuk memastikan bahwa penelitian dapat dilakukan secara terstruktur, terukur, dan dapat direplikasi.

2.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental yang bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berdasarkan data historis. Pendekatan eksperimental digunakan karena penelitian ini melibatkan proses pelatihan dan pengujian model prediksi menggunakan dataset historis serta evaluasi kinerja model berdasarkan metrik kesalahan kuantitatif yang terukur [1], [2].

2.2. Dataset Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data historis harga Bitcoin dengan frekuensi mingguan yang diperoleh dari sumber data finansial daring yang menyediakan informasi harga pasar kripto secara publik. Dataset mencakup beberapa atribut, yaitu tanggal, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, volume transaksi, dan persentase perubahan harga. Dari atribut tersebut, harga penutupan (*closing price*) digunakan sebagai variabel target dalam proses prediksi karena merepresentasikan nilai akhir transaksi pasar pada setiap periode [1], [3].

Data historis yang digunakan mencakup periode tahun 2015 hingga 2025 dengan total sebanyak 540 data mingguan, sehingga dapat merepresentasikan berbagai kondisi pasar Bitcoin, termasuk periode tren naik, tren turun, serta kondisi volatilitas tinggi. Penggunaan data dengan frekuensi mingguan bertujuan untuk mengurangi *noise* pada data harian serta menangkap pola pergerakan harga jangka menengah hingga panjang secara lebih stabil.

2.3. Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan kualitas dan kesiapan data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Data historis terlebih dahulu diperiksa untuk mengidentifikasi adanya nilai yang hilang (*missing values*) atau data yang tidak valid. Data yang tidak memenuhi kriteria kelayakan ditangani agar tidak memengaruhi proses pembelajaran model.

Selanjutnya, data numerik dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar seluruh nilai berada dalam rentang yang seragam. Proses normalisasi ini bertujuan untuk meningkatkan stabilitas pelatihan jaringan saraf serta mempercepat proses konvergensi model [4]. Setelah proses normalisasi, data diubah ke dalam bentuk sekuens menggunakan pendekatan *sliding window*, di mana sejumlah nilai harga penutupan pada periode sebelumnya digunakan sebagai masukan untuk memprediksi harga pada periode berikutnya [5].

2.4. Pembentukan Data Deret Waktu

Pembentukan data deret waktu dilakukan dengan menerapkan skema *lag feature* terhadap variabel harga penutupan. Nilai harga penutupan pada beberapa periode sebelumnya digunakan sebagai variabel masukan, sedangkan nilai harga penutupan pada periode berikutnya digunakan sebagai target prediksi. Proses ini dilakukan untuk membentuk hubungan temporal antarperiode yang diperlukan oleh model LSTM dalam mempelajari pola pergerakan harga Bitcoin.

Data yang mengandung nilai kosong akibat proses pergeseran (*shift*) kemudian dihapus sehingga hanya data yang lengkap yang digunakan dalam tahap pemodelan.

2.5. Pembagian Data

Dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan selanjutnya dibagi menjadi data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Pembagian data dilakukan secara berurutan berdasarkan waktu (*time-based split*) untuk menjaga sifat kronologis data deret waktu dan menghindari terjadinya *data leakage*. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dilatih dan dievaluasi secara objektif menggunakan data yang berbeda [6].

2.6. Pemodelan Long Short-Term Memory (LSTM)

Model prediksi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan salah satu jenis jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network*). LSTM dirancang untuk mempelajari dependensi jangka panjang pada data sekuensial serta mengatasi permasalahan *vanishing gradient* yang umum terjadi pada jaringan saraf berulang konvensional [7].

Arsitektur model LSTM yang digunakan terdiri dari satu lapisan LSTM sebagai lapisan utama untuk mengekstraksi pola temporal dari data historis harga Bitcoin, yang kemudian diikuti oleh lapisan *dropout* untuk mengurangi risiko *overfitting*, serta lapisan *dense* sebagai lapisan keluaran untuk menghasilkan nilai prediksi harga mingguan.

2.7. Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma optimisasi *Adam* dengan fungsi *loss* berupa *Mean Squared Error* (MSE). Pelatihan dilakukan selama sejumlah *epoch* dengan ukuran *batch* tertentu hingga model mencapai kondisi konvergensi yang stabil. Data validasi digunakan selama proses pelatihan untuk memantau kinerja model dan mencegah terjadinya *overfitting* [8].

2.8. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data pengujian yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Kinerja prediksi model dievaluasi menggunakan tiga metrik kesalahan, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga metrik ini digunakan karena umum diterapkan dalam evaluasi model prediksi deret waktu dan mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai tingkat kesalahan prediksi model [9].

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh dari penerapan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berdasarkan data historis. Hasil yang ditampilkan merupakan keluaran dari tahapan metodologi penelitian yang telah dilakukan, meliputi pra-pemrosesan data, pembentukan data deret waktu, pemodelan, serta evaluasi kinerja model menggunakan data uji. Selanjutnya, hasil tersebut dianalisis dan dibahas untuk menginterpretasikan kemampuan serta keterbatasan model dalam memprediksi harga Bitcoin.

3.1. Hasil Prediksi Harga Mingguan Bitcoin

Hasil prediksi harga mingguan Bitcoin pada penelitian ini diperoleh dari data uji yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan, normalisasi, serta pembentukan data deret waktu sebagaimana dijelaskan pada bagian metodologi penelitian. Data uji tersebut kemudian digunakan sebagai masukan untuk model *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang telah dilatih sebelumnya.

Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM menghasilkan pola prediksi yang mendekati dan mampu mengikuti arah tren pergerakan harga Bitcoin aktual pada sebagian besar periode pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola historis harga Bitcoin berdasarkan data mingguan. Namun, pada beberapa periode tertentu masih ditemukan selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual, khususnya ketika terjadi perubahan harga yang relatif signifikan.

3.2. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan membandingkan nilai harga Bitcoin hasil prediksi dengan nilai harga Bitcoin aktual pada data uji. Perbandingan ini dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), sebagaimana telah dijelaskan pada bagian metodologi penelitian.

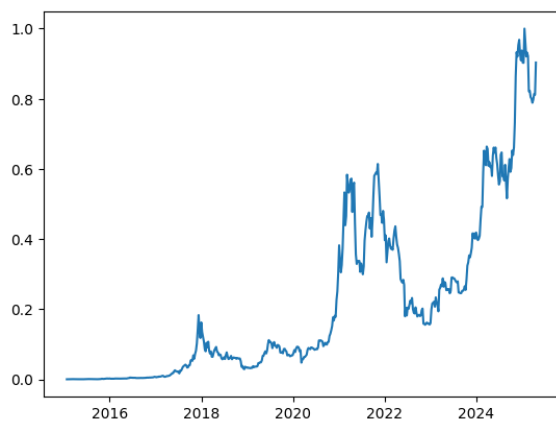
Metrik Evaluasi	Nilai
MAE	0.07033648
MSE	0.00727523
MAPE	0.08962047

Tabel 1. Hasil Evaluasi Kinerja Model LSTM

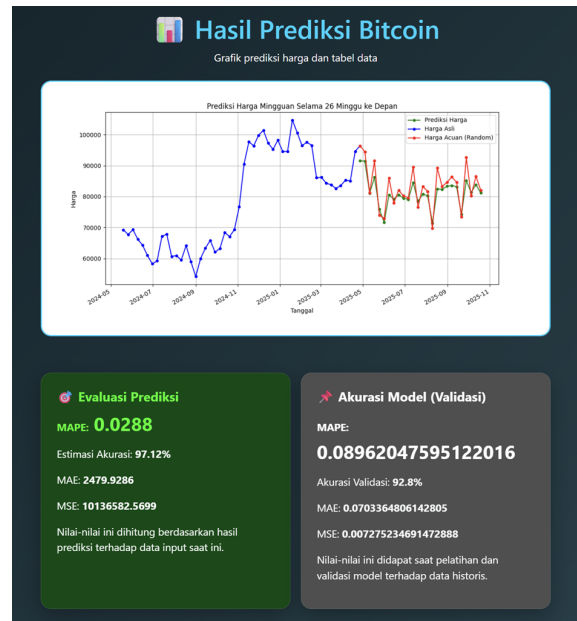
Nilai MAE menunjukkan rata-rata selisih absolut antara harga aktual dan harga hasil prediksi, sedangkan nilai MSE memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang bersifat ekstrem. Sementara itu, nilai MAPE menyajikan tingkat kesalahan prediksi dalam bentuk persentase sehingga memudahkan interpretasi kinerja model secara relatif terhadap nilai harga Bitcoin aktual pada dataset uji. Nilai MAPE sebesar 0,0896 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model berada di bawah 10%, yang mengindikasikan kemampuan prediksi yang cukup baik pada data uji.

3.3. Analisis Visual Hasil Prediksi

Analisis visual dilakukan untuk memperjelas hubungan antara hasil prediksi model dan data aktual. Pada bagian ini, grafik harga Bitcoin aktual pada data uji ditampilkan pada Gambar 1, sedangkan grafik hasil prediksi harga Bitcoin yang dihasilkan oleh model LSTM ditampilkan pada Gambar 2. Kedua grafik tersebut merepresentasikan hasil dari data yang telah melalui proses normalisasi dan pembentukan data deret waktu.



Gambar 1. Harga Aktual



Gambar 2. Harga Prediksi Bitcoin Mingguan

Berdasarkan perbandingan antara kedua grafik tersebut, dapat diamati bahwa hasil prediksi model LSTM mampu mengikuti arah tren pergerakan harga Bitcoin aktual. Meskipun demikian, selisih antara harga aktual dan harga prediksi cenderung meningkat pada periode dengan volatilitas harga yang tinggi. Kondisi ini menunjukkan bahwa fluktuasi harga yang tajam masih menjadi tantangan bagi model prediksi yang hanya mengandalkan data historis harga.

3.4 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu mempelajari pola pergerakan harga Bitcoin berdasarkan data historis mingguan yang telah melalui proses pra-pemrosesan dan pembentukan data deret waktu. Penggunaan data dengan frekuensi mingguan membantu mengurangi *noise* yang umumnya terdapat pada data harian, sehingga model lebih fokus dalam menangkap tren pergerakan harga jangka menengah hingga panjang. Namun demikian, hasil prediksi juga menunjukkan adanya keterbatasan model dalam menghadapi kondisi pasar yang sangat volatil. Pada periode dengan perubahan harga yang ekstrem, kesalahan prediksi cenderung meningkat. Selain itu, penelitian ini belum mempertimbangkan variabel eksternal non-historis, sehingga hasil prediksi sepenuhnya bergantung pada pola harga masa lalu. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model yang hanya mengandalkan data historis harga belum sepenuhnya mampu menangkap pengaruh faktor eksternal, seperti sentimen pasar dan peristiwa global, yang dapat memengaruhi pergerakan harga Bitcoin secara signifikan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan gambaran

mengenai kemampuan dasar serta keterbatasan model LSTM dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin dan dapat dijadikan sebagai dasar untuk pengembangan penelitian selanjutnya, misalnya dengan mempertimbangkan integrasi variabel tambahan atau pendekatan model yang lebih kompleks.

4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mingguan Bitcoin berdasarkan data historis. Berdasarkan hasil yang diperoleh, model LSTM mampu menghasilkan prediksi harga yang mengikuti pola dan arah tren pergerakan harga Bitcoin aktual pada sebagian besar periode pengujian. Evaluasi kinerja model menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan memiliki tingkat kesalahan yang masih dapat diterima, sehingga metode LSTM dinilai layak digunakan untuk memodelkan pergerakan harga Bitcoin berbasis data historis mingguan.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan prediksi menggunakan data dengan frekuensi mingguan dapat membantu menangkap tren pergerakan harga jangka menengah hingga panjang secara lebih stabil. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi diaplikasikan sebagai alat bantu analisis dalam pengamatan tren harga Bitcoin, khususnya untuk kebutuhan analisis berbasis data historis. Meskipun demikian, model masih memiliki keterbatasan dalam menghadapi kondisi pasar yang sangat volatil. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model dengan mempertimbangkan penambahan variabel lain atau pendekatan metode yang lebih kompleks guna meningkatkan kinerja prediksi.

Daftar Rujukan

1. Bengio, Y., Simard, P., dan Frasconi, P. 1994. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 5 (2): 157–166.
2. Brownlee, J. 2018. *Deep Learning for Time Series Forecasting*. Melbourne: Machine Learning Mastery.
3. Fischer, T. dan Krauss, C. 2018. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*. 270 (2): 654–669.
4. Hochreiter, S. dan Schmidhuber, J. 1997. Long short-term memory. *Neural Computation*. 9 (8): 1735–1780.
5. Hyndman, R.J. dan Athanasopoulos, G. 2021. *Forecasting: Principles and Practice*. Melbourne: OTexts.
6. Nugroho, A. dan Santoso, B. 2022. Prediksi harga saham menggunakan metode long short-term memory. *Jurnal Pustaka AI*. 2 (1): 15–25.
7. Pratama, R. dan Wibowo, D. 2023. Penerapan deep learning untuk prediksi data deret waktu. *Jurnal Pustaka AI*. 3 (2): 45–54.
8. Selvin, S., Vinayakumar, R., Gopalakrishnan, E.A., Menon, V.K., dan Soman, K.P. 2017. Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model. *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*. 1643–1647.
9. Siarni-Namini, S., Tavakoli, N., dan Namin, A.S. 2018. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. *Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*. 1394–1401.