

PREDIKSI HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY

M.Sirojul Munir^{*1)}, Muhamat Maariful Huda²⁾, Tito Prabowo³⁾

1. Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Eksakta, Universitas Nahdlatul Ulama Blitar, Indonesia
2. Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Eksakta, Universitas Nahdlatul Ulama Blitar, Indonesia
3. Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Eksakta, Universitas Nahdlatul Ulama Blitar, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Bitcoin; *Cryptocurrency*; Long Short-Term Memory; Prediksi, RMSE

Keywords: Bitcoin; *Cryptocurrency*; Long Short-Term Memory; Prediction, RMSE

Article history:

Received 20 May 2025

Revised 6 June 2025

Accepted 4 July 2025

Available online 1 September 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i3.7937>

* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

munir.sirojoell6@gmail.com

ABSTRAK

Cryptocurrency, atau mata uang kripto, merupakan bentuk aset digital yang memanfaatkan teknologi kriptografi untuk mengamankan transaksi, mengontrol penciptaan unit-unit baru, serta memverifikasi transfer aset yang ada. Mata uang kripto yang pertama kali diperkenalkan adalah Bitcoin. Salah satu keunikan dari *cryptocurrency*, termasuk Bitcoin, adalah sifatnya yang terdesentralisasi, artinya tidak diatur oleh lembaga pusat seperti bank atau pemerintah, melainkan menggunakan teknologi *blockchain*. Perubahan harga Bitcoin dapat terjadi secara cepat dan drastis dalam waktu singkat, sehingga sulit diprediksi secara akurat. Untuk menangani permasalahan prediksi harga pada aset yang sangat volatil seperti Bitcoin, digunakan berbagai pendekatan algoritma pemodelan data, salah satunya adalah algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa time step harian (1 hari) menghasilkan nilai RMSE terkecil, yaitu 1823.24 atau 2.86% dari rata-rata nilai aktual.

ABSTRACT

Cryptocurrency, also known as digital currency, is a type of digital asset that leverages cryptographic technology to secure transactions, regulate the creation of new units, and verify the transfer of existing assets. The first cryptocurrency introduced was Bitcoin. One of the key features of cryptocurrencies, including Bitcoin, is their decentralized nature—meaning they are not governed by central authorities such as banks or governments, but instead operate using blockchain technology. Bitcoin's price can change rapidly and drastically within a short period, making accurate prediction challenging. To address the issue of price prediction for highly volatile assets like Bitcoin, various data modeling algorithm approaches are employed, one of which is the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. Based on the research findings, it can be concluded that the daily time step (1 day) produces the lowest RMSE value, at 1823.24 or 2.86% of the average actual value.

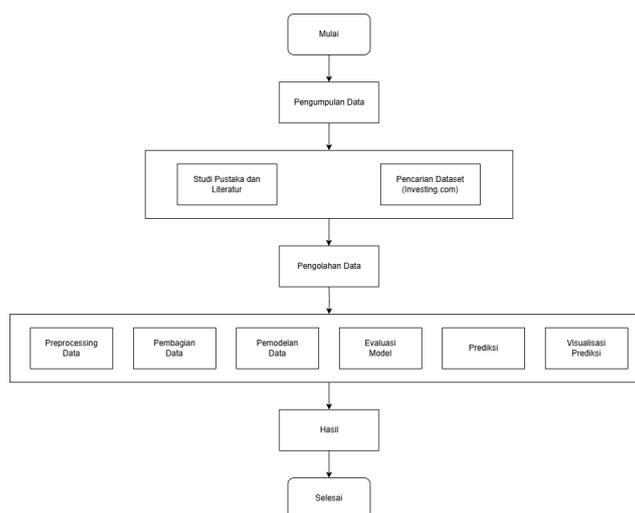
I. PENDAHULUAN

Cryptocurrency, atau mata uang kripto, merupakan bentuk aset digital yang memanfaatkan teknologi kriptografi untuk mengamankan transaksi, mengontrol penciptaan unit-unit baru, serta memverifikasi transfer aset yang ada[1][2]. Mata uang kripto yang pertama kali diperkenalkan adalah Bitcoin, yang diciptakan pada tahun 2009 oleh sosok atau kelompok anonim dengan nama Satoshi Nakamoto[1][3][4]. Hingga kini, Bitcoin masih menjadi aset kripto terbesar berdasarkan kapitalisasi pasar dan telah menjadi instrumen investasi yang populer di kalangan masyarakat global[5][6]. Salah satu keunikan dari *cryptocurrency*, termasuk Bitcoin, adalah sifatnya yang terdesentralisasi, artinya tidak diatur oleh lembaga pusat seperti bank atau pemerintah, melainkan menggunakan teknologi *blockchain*[7]. Teknologi ini berupa buku besar terdesentralisasi yang terbuka dan dapat diakses publik, memungkinkan setiap transaksi untuk tercatat secara permanen dan transparan. Seiring berjalannya waktu, Bitcoin dan *cryptocurrency* lainnya semakin diminati, baik sebagai alat pembayaran maupun sebagai aset investasi. Akan tetapi, volatilitas harga yang sangat tinggi membuat *cryptocurrency*, terutama Bitcoin, menjadi salah satu instrumen investasi dengan risiko yang tinggi. Volatilitas merupakan Perubahan nilai aset yang menyebabkan fluktuasi harga dalam jangka waktu tertentu[8][9].

Volatilitas Bitcoin dipengaruhi oleh suplainya yang terbatas sehingga permintaan di pasar semakin meningkat dan dianggap sebagai emas digital.[10] Tingginya volatilitas harga inilah yang kemudian membuat Bitcoin menarik bagi investor, namun juga penuh dengan tantangan berupa perubahan harga secara signifikan sehingga sangat beresiko memperoleh kerugian di pasar[11][12]. Untuk menangani permasalahan harga pada aset yang sangat volatil seperti Bitcoin, dapat digunakan pendekatan algoritma pemodelan data, yaitu menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang tergolong dalam keluarga *Recurrent Neural Networks* (RNN) dan dirancang untuk menangani data berurutan atau deret waktu[13][14]. Algoritma ini efektif dalam mengidentifikasi pola yang terdapat dalam data historis serta mampu menangkap ketergantungan jangka panjang maupun jangka pendek[15]. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997, dan sejak saat itu banyak digunakan dalam berbagai aplikasi yang berkaitan dengan pemrosesan data sekuensial seperti teks dan time series[16]. Keunggulan ini membuat LSTM banyak digunakan dalam berbagai aplikasi prediksi deret waktu, seperti prediksi cuaca, harga saham, hingga harga *cryptocurrency*[16]. Dalam konteks prediksi harga Bitcoin, LSTM dapat menganalisis pola harga dari data historis Bitcoin dan memberikan perkiraan harga masa depan berdasarkan pola tersebut[1][3]. Dengan adanya struktur *cell state* dan *gates*, LSTM memiliki kemampuan untuk mempertahankan informasi relevan dalam jangka waktu yang lebih panjang dibandingkan RNN standar, yang menjadikannya sangat sesuai untuk memodelkan data yang memiliki ketergantungan antarwaktu yang kuat, seperti harga pasar keuangan[17]. Penelitian ini penting dilakukan karena dapat membantu mengurangi risiko kerugian yang dialami investor dan pedagang Bitcoin[17]. Prediksi harga yang akurat dapat mendukung investor dalam membuat keputusan transaksi jual-beli yang tepat, sehingga potensi kerugian akibat volatilitas harga yang tinggi dapat diminimalisir[16][17]. Dengan model LSTM yang dirancang untuk mengolah data berurutan, diharapkan penelitian ini mampu memberikan kontribusi terhadap peningkatan akurasi prediksi harga Bitcoin[18]. Hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya bermanfaat bagi investor individu, tetapi juga bagi institusi keuangan yang terlibat dalam perdagangan *cryptocurrency* sebagai salah satu upaya untuk melakukan manajemen risiko dengan lebih baik. Berdasarkan latar belakang diatas, pada penelitian ini penulis melakukan penelitian dengan judul *Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory*[1].

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM)[17][19]. Dalam penelitian ini, LSTM berfungsi sebagai sistem penyimpanan yang dapat memproses, meramalkan, dan mengkategorikan informasi data berdasarkan urutan waktu[13][14]. Alur dari penelitian ini ditunjukkan oleh flowchart yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar. 1. Flowchart Alur Penelitian sebagai Acuan dalam Proses Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma *Long Short-Term Memory*

Berikut ini penjelasan mengenai berbagai proses yang terdapat dalam gambar 1

A. Pengumpulan Data

Pada proses pengumpulan data, penelitian ini menerapkan beberapa metode, dimulai dari studi pustaka dan telaah literatur hingga pencarian dataset yang relevan. Studi pustaka dan literatur digunakan untuk menggali landasan teori yang menjadi dasar dalam penelitian ini[1]. Teori-teori tersebut dimanfaatkan untuk memberikan

penjelasan yang lebih mendalam dan menyeluruh pada tahap ini. Pencarian dataset digunakan sebagai dasar untuk memprediksi harga Bitcoin[14][20].

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber sekunder yang diperoleh secara tidak langsung, khususnya melalui situs web yang membahas tentang cryptocurrency[20]. Situs tersebut menjadi sumber utama dalam menghimpun informasi yang relevan untuk mendukung proses penelitian karena data tersebut dapat diakses dan diuji oleh siapapun[1]. Adapun dataset yang dianalisis berisi tentang data yang terkait dengan harga Bitcoin, diambil dari laman <https://investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>[19][20]. Data yang didapatkan dapat dilihat pada gambar 2.

1	Date,"Price", "Open", "High", "Low", "Vol.", "Change %"
2	10/14/2024,"64,047.4","62,870.7","64,497.8","62,463.7","61.22K","1.87%"
3	10/13/2024,"62,870.9","63,205.4","63,284.6","62,054.2","42.26K",-0.53%"
4	10/12/2024,"63,205.1","62,506.6","63,463.1","62,486.1","40.91K",1.13%"
5	10/11/2024,"62,499.4","60,317.5","63,385.1","60,080.6","86.38K",3.62%"
6	10/10/2024,"60,316.2","60,628.9","61,304.6","59,075.7","83.86K",-0.52%"
7	10/09/2024,"60,628.8","62,157.0","62,537.0","60,355.5","68.79K",-2.46%"
8	10/08/2024,"62,157.0","62,226.9","63,196.6","61,883.2","63.75K",-0.14%"
9	10/07/2024,"62,245.6","62,819.8","64,449.3","62,175.8","86.27K",-0.91%"
10	10/06/2024,"62,819.4","62,062.0","62,934.5","61,495.4","31.72K",1.22%"

Gambar. 2. Data Historical Bitcoin yang Didapatkan dari Laman <https://investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>

Dataset diambil dari tanggal 14 Oktober 2021 sampai tanggal 14 Oktober 2024 yang terdiri dari fitur *Date*, *Price*, *Open*, *High*, *Low*, *Vol.*, *Change %* dengan jumlah data sebanyak 1097 data. Data tersebut akan dipakai untuk diolah pada tahap pengolahan data.

B. Pengolahan Data

Berikut ini tahapan dalam proses pengolahan data:

1) Preprocessing Data

Pada tahap pengolahan data, dilakukan proses praproses (*preprocessing*) untuk menyiapkan dataset agar layak digunakan dalam pelatihan model. Praproses ini bertujuan untuk membersihkan data dari elemen yang tidak relevan serta mengurangi gangguan (*noise*), sehingga kualitas data meningkat. Dengan demikian, hasil analisis yang dihasilkan dapat lebih akurat dan efisien. Dalam penerapannya, penulis membagi tahapan praproses ini menjadi dua, yakni tahap pembersihan data (*cleaning*) dan tahap reduksi data (*reduction*).

Pembersihan data (*cleaning*) yaitu pembersihan data mentah. Data yang tidak lengkap, tidak relevan, dan tidak akurat dihapus. Berikut hasil dari pembersihan data (*cleaning*).

Row No.	date	price	open	high	low	vol	change
1	10/14/2024	64,047.4	62,870.7	64,497.8	62,463.7	61.22K	1.87%
2	10/13/2024	62,870.9	63,205.4	63,284.6	62,054.2	42.26K	-0.53%
3	10/12/2024	63,205.1	62,506.6	63,463.1	62,486.1	40.91K	1.13%
4	10/11/2024	62,499.4	60,317.5	63,385.1	60,080.6	86.38K	3.62%
5	10/10/2024	60,316.2	60,628.9	61,304.6	59,075.7	83.86K	-0.52%
6	10/09/2024	60,628.8	62,157.0	62,537.0	60,355.5	68.79K	-2.46%
7	10/08/2024	62,157.0	62,226.9	63,196.6	61,883.2	63.75K	-0.14%
8	10/07/2024	62,245.6	62,819.8	64,449.3	62,175.8	86.27K	-0.91%
9	10/06/2024	62,819.4	62,062.0	62,934.5	61,495.4	31.72K	1.22%
10	10/05/2024	62,061.4	62,065.5	62,366.8	61,705.7	30.15K	-0.03%

Gambar. 3. Tampilan Data Sebelum Dilakukan Proses *Cleaning* Data

Row No.	change	vol	price	open	high	low	date
1	1.87	61.22	64047.4	62870.7	64497.8	62463.7	10/14/2024
2	-0.53	42.26	62870.9	63205.4	63284.6	62054.2	10/13/2024
3	1.13	40.91	63205.1	62506.6	63463.1	62486.1	10/12/2024
4	3.62	86.38	62499.4	60317.5	63385.1	60080.6	10/11/2024
5	-0.52	83.86	60316.2	60628.9	61304.6	59075.7	10/10/2024
6	-2.46	68.79	60628.8	62157.0	62537.0	60355.5	10/09/2024
7	-0.14	63.75	62226.9	62226.9	63196.6	61883.2	10/08/2024
8	-0.91	86.27	62245.6	62819.8	64449.3	62175.8	10/07/2024
9	1.22	31.72	62819.4	62062.0	62934.5	61495.4	10/06/2024
10	-0.03	30.15	62061.4	62065.5	62366.8	61705.7	10/05/2024

Gambar. 4. Tampilan Data Setelah Dilakukan Proses *Cleaning* Data

Selanjutnya dilakukan pengecekan *missing values* data untuk melihat apakah ada data yang kosong didalam dataset.

Row No.	price	open	date
861	61483.9	60973.2	11/06/2021
862	62918.5	63223.5	11/03/2021
863	63221.7	60912.2	11/02/2021
864	60915.3	61310.1	11/01/2021
865	61309.6	61842.2	10/31/2021
866	61840.1	62245.0	10/30/2021
867	62242.8	60579.9	10/29/2021
868	60582.5	58437.2	10/28/2021
869	58438.1	60312.5	10/27/2021
870	61312.5	60693.2	10/23/2021
871	60690.3	62200.8	10/22/2021
872	62210.2	66004.6	10/21/2021
873	65979.1	64276.9	10/20/2021
874	64278.5	62030.2	10/19/2021
875	62056.3	61525.8	10/18/2021
876	61527.5	60865.5	10/17/2021
877	60861.1	61669.2	10/16/2021
878	61672.5	57348.2	10/15/2021

Gambar. 7. Hasil Pembagian Data untuk Data *Training*

Row No.	price	open	date
202	46895.2	46703.4	12/20/2021
203	46856.2	46171.8	12/18/2021
204	50081.0	49332.5	12/12/2021
205	50595.2	50547.4	12/07/2021
206	49405.5	49196.4	12/05/2021
207	56496.0	57207.8	12/02/2021
208	54765.9	53747.2	11/27/2021
209	56955.3	60368.2	11/18/2021
210	63597.9	65514.9	11/15/2021
211	64134.5	64782.6	11/12/2021
212	64932.6	66942.6	11/10/2021
213	67527.9	63276.4	11/08/2021
214	60974.3	61411.5	11/05/2021
215	61412.6	62915.4	11/04/2021
216	60310.8	63067.5	10/28/2021
217	63067.0	60864.3	10/25/2021
218	60866.5	61308.2	10/24/2021
219	57345.8	57370.4	10/14/2021

Gambar. 8. Hasil Pembagian Data untuk Data *Testing*

Setelah dilakukan pengecekan *missing values* data, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada gambar 5.

Pengurangan jumlah data (*reduction*) yaitu Tahap untuk mengurangi jumlah data yang diambil. Tujuannya agar proses analisis data menjadi lebih mudah. Dari 7 fitur yaitu *Date*, *Price*, *Open*, *High*, *Low*, *Vol.*, *Change %*, penulis menghapus fitur yang tidak digunakan yaitu *High*, *Low*, *Vol.*, *Change %* karena fitur-fitur tersebut tidak digunakan, selain itu juga untuk mempermudah proses analisis data untuk tahapan selanjutnya. Setelah dilakukan proses pengurangan jumlah data (*reduction*), diperoleh hasil yang dapat dilihat pada gambar 6.

2) Pembagian Data

Dalam tahap pemisahan data, dataset pada model dibagi menjadi dua kelompok utama, yakni data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Data pelatihan berperan dalam membangun atau melatih model, sedangkan data pengujian dimanfaatkan untuk mengevaluasi kinerja model setelah proses pelatihan selesai dilakukan. Pembagian ini dilakukan dengan perbandingan 80:20, di mana 80% data dialokasikan untuk pelatihan dan 20% sisanya untuk pengujian[1]. Setelah proses pemisahan ini dilakukan, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada gambar 7 dan gambar 8.

Dari gambar 7 dan 8, diperoleh data sebanyak 878 data yang digunakan sebagai data *training* dan 219 data yang digunakan sebagai data *testing*.

3) *Pemodelan Data*

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan data, yang bertujuan untuk menghasilkan keluaran berupa topik tertentu dan memperoleh informasi yang relevan dengan topik tersebut[21]. Dalam penelitian ini digunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) yang dapat dilihat pada gambar 9[19][22].

LSTM merupakan pengembangan dari algoritma Recurrent Neural Network (RNN), yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan (sequence)[13][14]. Model ini sangat sesuai digunakan dalam memprediksi data deret waktu, seperti pada penelitian ini karena mampu mempelajari pola berdasarkan urutan data dengan pendekatan model sequential dan diimplementasikan melalui API fungsional[15][16]. Dalam penelitian ini, data utama yang digunakan yaitu pada fitur price karena berfokus untuk memprediksi harga Bitcoin itu sendiri, sedangkan fitur open dan date digunakan sebagai fitur pendukung.

4) *Evaluasi Model*

Evaluasi model pada penelitian ini menggunakan model *Root Mean Square Error* (RMSE) yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi nilai numerik[15]. Nilai yang dihasilkan RMSE adalah akar dari data hasil nilai rata-rata kuadrat dari jumlah kesalahan pada model prediksi[23]. Semakin kecil nilai RMSE maka data tersebut semakin mendekati akurat. Nilai RMSE digunakan untuk mengukur kesalahan suatu model prediksi data yang bersifat kuantitatif [3]. RMSE sangat relevan untuk mengevaluasi akurasi model, terutama dalam konteks regresi atau pemodelan data berbasis kuantitatif. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dan lebih baik dalam memprediksi data aktual[3].

5) *Visualisasi Prediksi*

Selanjutnya, data divisualisasikan dalam bentuk diagram garis untuk mempermudah pemahaman[24][25]. Visualisasi ini digunakan sebagai acuan dalam membantu investor dan trader mengambil keputusan terkait kegiatan investasi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

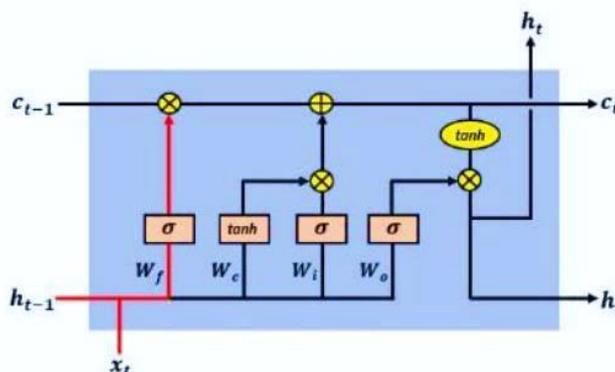
Bab ini menyajikan hasil dari proses pengumpulan, pengolahan, pemodelan, evaluasi, serta visualisasi prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Analisis dilakukan untuk mengetahui efektivitas model dalam memprediksi harga berdasarkan time step harian, mingguan, dan bulanan.

A. *Pengumpulan Data*

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
2024-10-14	64,047.4	62,870.7	64,497.8	62,463.7	61.22K	1.87%
2024-10-13	62,870.9	63,205.4	63,284.6	62,054.2	42.26K	-0.53%
2024-10-12	63,205.1	62,506.6	63,463.1	62,486.1	40.91K	1.13%
2024-10-11	62,499.4	60,317.5	63,385.1	60,080.6	86.38K	3.62%
2024-10-10	60,316.2	60,628.9	61,304.6	59,075.7	83.86K	-0.52%

Gambar. 10. Tampilan Dataset pada Google Colab

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs investing.com, yang menyediakan data historis harga Bitcoin. Dataset terdiri dari 1097 data dengan rentang waktu dari 14 Oktober 2021 hingga 14 Oktober 2024.



Gambar. 9. Arsitektur Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)

Fitur yang tersedia mencakup Date, Price, Open, High, Low, Volume, dan Change (%). Tampilan dataset dapat dilihat pada gambar 10.

B. Pengolahan Data

1) Hasil Preprocessing Data

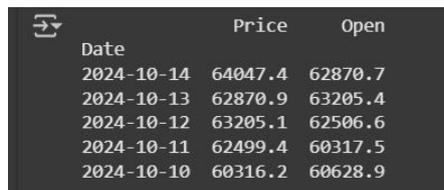
Hasil *cleaning* data menunjukkan adanya elemen tidak relevan yaitu pada tanda koma (,) dari dataset. Setelah dilakukan *cleaning* data, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada gambar 11.



Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
2024-10-14	64047.4	62870.7	64497.8	62463.7	61.22K	1.87%
2024-10-13	62870.9	63205.4	63284.6	62054.2	42.26K	-0.53%
2024-10-12	63205.1	62506.6	63463.1	62486.1	40.91K	1.13%
2024-10-11	62499.4	60317.5	63385.1	60080.6	86.38K	3.62%
2024-10-10	60316.2	60628.9	61304.6	59075.7	83.86K	-0.52%

Gambar. 11. Tampilan Hasil *Cleaning* Data pada Google Colab

Hasil reduction data menunjukkan perlu pengeliminasian fitur yang tidak digunakan dalam pemodelan, yaitu High, Low, Volume, dan Change (%). Fitur utama yang dipertahankan adalah Price, Open, dan Date. Setelah dilakukan *reduction* data, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada gambar 11.



Date	Price	Open
2024-10-14	64047.4	62870.7
2024-10-13	62870.9	63205.4
2024-10-12	63205.1	62506.6
2024-10-11	62499.4	60317.5
2024-10-10	60316.2	60628.9

Gambar. 12. Tampilan Hasil *Reduction* Data pada Google Colab

Hasil *preprocessing* menunjukkan data sudah bersih dan siap digunakan untuk proses pembelajaran mesin.

2) Hasil Pembagian Data

Data yang digunakan yaitu data pada fitur *price*. Hasil data setelah dibagi memperoleh, pertama data pelatihan (*training* data) sebesar 80% dari total data dengan jumlah sebanyak 878 baris. Kedua data pengujian (*testing* data) sebesar 20% dari total data dengan jumlah sebanyak 219 baris. Setelah dilakukan pembagian data, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada table 1.

TABEL I
HASIL PEMBAGIAN DATA TRAINING DAN DATA TESTING

Eksperimen	Data Latih	Data Uji
<i>Price</i>	80% (878 Data)	20%(219 Data)

3) Hasil Pemodelan Data

Pada model prediksi harga Bitcoin dibangun menggunakan algoritma LSTM, yang merupakan bagian dari keluarga Recurrent Neural Network (RNN)[13][14]. LSTM dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola dalam data sekuensial dan menangkap ketergantungan jangka panjang maupun pendek[15][16]. Model dibangun dengan struktur arsitektur berlapis yang disesuaikan untuk memproses data deret waktu harga Bitcoin secara efisien[13][14].

4) Hasil Evaluasi Model

Hasil evaluasi dilakukan menggunakan metrik Root Mean Square Error (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi model terhadap data aktual. Pengujian dilakukan dengan tiga skenario time step yaitu harian, mingguan, dan bulanan. Setelah dilakukan evaluasi model, diperoleh hasil yang dapat dilihat pada table 2.

TABEL II
PERBANDINGAN PRESENTASE NILAI EVALUASI RMSE

Time Step	RMSE (Test)	RMSE dalam Presentse
Harian (1)	1823.24	2.86%
Mingguan (7)	1935.28	3.03%
Bulanan (30)	2217.80	3.47%

Dari hasil di atas, dapat disimpulkan bahwa prediksi dengan time step harian memiliki tingkat akurasi paling tinggi dengan kesalahan paling rendah dibandingkan dengan time step lainnya. Hal ini lebih baik jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yaitu oleh A. Riyadi, I. Wardhani, Erfan et.al[4]. Meskipun memberikan performa yang cukup baik, namun masih perlu peningkatan kembali jika dibandingkan dengan penelitian M. Nirraca dan E. Hartati[17].

5) Hasil Visualisasi Prediksi

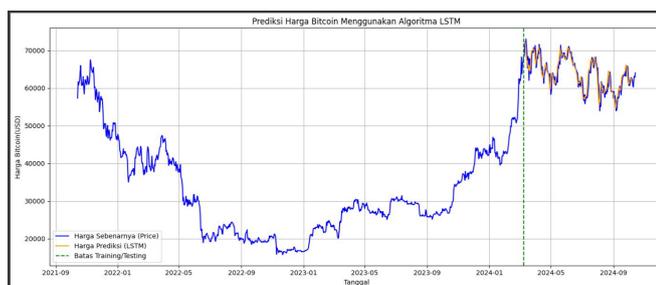
Pada visualisasi hasil prediksi menunjukkan perbandingan antara data *actual* (garis biru) dan hasil prediksi (garis orange) untuk masing-masing time step itu berbeda. Pada time step harian memiliki ketelitian tinggi dan respons cepat terhadap perubahan harga, namun lebih sensitif terhadap noise yang dapat dilihat pada gambar 13.



Gambar. 13. Grafik Performa Algoritma LSTM pada Time Step Harian

Ini mengindikasikan bahwa akurasi dari hasil prediksi (garis orange) sangat baik dan dapat dipakai sebagai acuan keputusan jual/beli tergantung arah grafiknya.

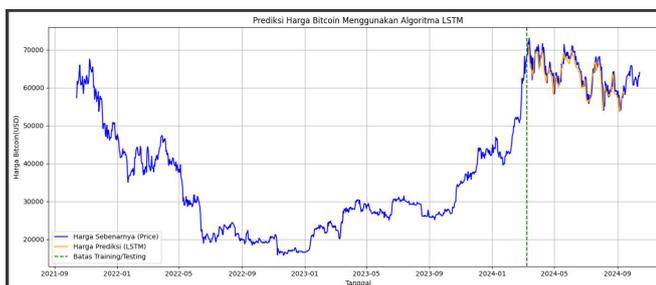
Time step mingguan cenderung lebih stabil, tetapi kurang responsif terhadap fluktuasi harga yang cepat. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 14.



Gambar. 14. Grafik Performa Algoritma LSTM pada Time Step Mingguan

Ini mengindikasikan bahwa akurasi dari hasil prediksi (garis orange) cukup baik, akan tetapi perlu berhati-hati dalam mengambil keputusan untuk melakukan jual/beli.

Time step bulanan efektif untuk melihat tren jangka panjang, namun cenderung lambat dalam menanggapi perubahan harga pasar yang dinamis. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 15.



Gambar. 15. Grafik Performa Algoritma LSTM pada Time Step Bulanan

Ini mengindikasikan bahwa akurasi dari hasil prediksi (garis orange) kurang baik, dan tidak disarankan untuk melakukan jual/beli.

Ringkasan perbandingan performa model dapat dilihat pada tabel 3.

TABEL III
 RINGKASAN PERBANDINGAN PERFORMA MODEL

Time Step	Akurasi Tren	Respon Volatilitas	Kelebihan	Kekurangan
Harian (1)	Sangat Baik	Sangat Cepat	Akurat untuk jangka pendek	Rentan terhadap <i>noise</i>
Mingguan (7)	Cukup Baik	Sedang	Prediksi lebih stabil	<i>Lag</i> pada perubahan harga cepat
Bulanan (30)	Kurang Baik	Lambat	Cocok untuk tren jangka panjang	Kurang <i>responsive</i> terhadap dinamika pasar

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas bagaimana algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dapat diterapkan untuk memprediksi harga Bitcoin yang memiliki tingkat volatilitas tinggi dan bagaimana akurasi dari hasil prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa time step harian (1 hari) menghasilkan nilai RMSE terkecil, yaitu 1823.24 atau 2.86% dari rata-rata nilai aktual. Ini menunjukkan bahwa prediksi model paling akurat yaitu saat menggunakan data harian. Time step mingguan (7 hari) menghasilkan RMSE sedikit lebih besar yaitu 1935.28 atau 3.03%. Meskipun terjadi peningkatan kesalahan, nilai ini masih tergolong kecil dan cukup akurat. Time step bulanan (30 hari) memiliki nilai RMSE tertinggi, yaitu 2217.80 atau 3.47%, yang menunjukkan bahwa semakin panjang time step yang digunakan, akurasi prediksi cenderung menurun.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sujjada, F. Sembiring, and Febriansyah, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long ShortTerm Memory," *J. INOVTEK POLBENG - SERI Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 450–459, 2024.
- [2] C. Luo, L. Pan, B. Chen, and H. Xu, "Bitcoin Price Forecasting: An Integrated Approach Using Hybrid LSTM-ELM Models," *Math. Probl. Eng.*, p. 17, 2022, doi: 10.1155/2022/2126518.
- [3] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [4] A. S. Riyadi, I. P. Wardhani, Irfan, and A. Perdana, "Aplikasi Perbandingan Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Deep Learning Dengan Metode Arima, Sarima, Lstm Dan Gradient Boosting Regressor," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 7, no. 1, pp. 192–199, 2023.
- [5] I. Indriyanti, N. Ichsan, H. Fatah, T. Wahyuni, and E. Ermawati, "Implementasi Orange Data Mining Untuk Prediksi Harga Bitcoin," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 118–125, 2022, doi: 10.51977/jti.v4i2.762.
- [6] H. K. Andi, "An Accurate Bitcoin Price Prediction using logistic regression with LSTM Machine Learning model," *J. Soft Comput. Paradig.*, vol. 3, no. 3, pp. 205–217, 2021, doi: 10.36548/jscp.2021.3.006.
- [7] C. Hung, J. F. Wijaya, V. Victor, I. A. Pardosi, and F. M. Sinaga, "Prediksi Fluktuasi Harga Bitcoin Dengan Menggunakan Random Forest Classifier," *J. SIFO Mikroskil*, vol. 24, no. 2, pp. 95–108, 2023, doi: 10.55601/jism.v24i2.1024.
- [8] M. Hisam, "Menavigasi Volatilitas Pasar: Wawasan Tentang Instrumen Keuangan Dan Strategi Investasi," *Curr. J. Ekon. dan Perbank. Syariah*, vol. 2, no. 2, pp. 315–328, 2024, doi: 10.32806/ke534p70.
- [9] D. Pratama, S. Wijaya, A. S. Santosa, and P. S. Tamba, "Penerapan Neural Network Lstm Dalam Memprediksi Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Bitcoin," *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 2, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i2.921.
- [10] E. Liunokas, K. I. Kobesi, and C. N. Salsinha, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA," *J. Math. Theory Appl.*, vol. 2, no. 2, pp. 43–52, 2024, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4618.
- [11] M. A. Maliki, I. Cholissodin, and N. Yudistira, "Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Bitcoin terhadap Mata Uang Rupiah menggunakan Algoritme LSTM," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 7, pp. 3259–3268, 2022, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11326%0Ahttps://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/download/11326/5004>
- [12] D. M. Nugraha and D. Ariatmanto, "Meningkatkan Akurasi Prediksi Harga Bitcoin dengan Algoritma GRU-LSTM Hibrida," *J. BUFFER Inform.*, vol. 11, no. 1, 2025.
- [13] T. Bastian Sianturi, I. Cholissodin, and N. Yudistira, "Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 1101–1107, 2023, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [14] V. Kanaparthy, "Robustness Evaluation of LSTM-based Deep Learning Models for Bitcoin Price Prediction in the Presence of Random Disturbances," *Int. J. Innov. Sci. Mod. Eng.*, vol. 12, no. 2, pp. 14–23, 2024, doi: 10.35940/ijisme.b1313.12020224.
- [15] M. Luthfi Pratama and H. Utama, "Pendekatan Deep Learning Menggunakan Metode Lstm Untuk Prediksi Harga Bitcoin," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 2, no. 2, pp. 43–50, 2023, doi: 10.59095/ijcsr.v2i2.77.
- [16] Sudriyanto, M. Faid, K. Malik, and A. Supriadi, "Evaluasi Model Jaringan Saraf Tiruan Berbasis LSTM dalam Memprediksi Fluktuasi Harga Bitcoin," *J. Adv. Res. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 15–22, 2024, doi: 10.24929/jars.v2i2.3398.
- [17] M. Nirraca and E. Hartati, "Prediksi harga bitcoin menggunakan metode long short term memory," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 55–65, 2024.
- [18] A. F. Pratama, T. B. Kurniawan, Misinem, and D. A. Dewi, "Implementasi Analisis Sentimen dan Model Deep Learning Untuk Prediksi Harga Bitcoin," *JUPITER J. Penelit. Ilmu Dan Teknol. Komput.*, vol. 15, no. 1b, pp. 403–412, 2023.

- [19] J. Akbar, M. A. S. Yudono, and I. L. Kharisma, "PERAMALAN HARGA BITCOIN CASH-USD (BCH-USD) PADA TIME FRAME HARIAN MENGGUNAKAN LSTM," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 2, pp. 184–191, 2024.
- [20] S. Saadah and H. Salsabila, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest," *J. Politek. Caltex Riau*, vol. 7, no. 1, pp. 24–32, 2021, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4618.
- [21] A. B. WARDAK and J. RASHEED, "Uzun Kısa Vadeli Bellek Tekrarlayan Sinir Ağı Kullanarak Bitcoin Kripto Para Birimi Fiyat Tahmini," *Eur. J. Sci. Technol.*, no. 38, pp. 47–53, 2022, doi: 10.31590/ejosat.1079622.
- [22] N. Latif, J. D. Selvam, M. Kapse, V. Sharma, and V. Mahajan, "Comparative Performance of LSTM and ARIMA for the Short-Term Prediction of Bitcoin Prices," *Australas. Accounting, Bus. Financ. J.*, vol. 17, no. 1, pp. 256–276, 2023, doi: 10.14453/aabfj.v17i1.15.
- [23] A. Saepulrohman and S. Z. Pratama, "Prediksi Arah Harga Bitcoin Berdasarkan Manipulasi Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *Interval J. Ilm. Mat.*, vol. 3, no. 1, pp. 15–24, 2023, doi: 10.33751/interval.v3i1.7290.
- [24] F. A. Ramadhan and N. D. Nathasia, "Prediksi Harga Dan Kinerja Aset Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory," *J. FASILKOM*, vol. 15, no. 1, pp. 68–76, 2025.
- [25] J. Chen, "Analysis of Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 16, no. 51, 2023, doi: 10.3390/jrfm16010051.