



Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory untuk Memprediksi Harga Mata Uang Kripto Litecoin

Muhamad Jafar Rahadian¹, Irwansyah^{2*}, Agus Indra P³, Estu Sinduningrum⁴

^{1,2,4}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Jakarta, Indonesia

³Teknik Informatika, Institut Sosial dan Teknologi (ISTEK) Widuri, Jakarta, Indonesia

*✉ Corresponding Author: irwansyah@uhamka.ac.id

ARTICLE INFO

Vol. 1, No. 2, April 2026, pp. 97-106.

DOI: <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i2.12>

Article history:

Revised: 14 April 2026

Accepted: 19 April 2026

Published: 30 April 2026

Abstract

This study aims to evaluate the effectiveness of the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm in predicting the price of the Litecoin cryptocurrency. The dataset used consists of historical Litecoin price data against USD obtained from Yahoo Finance. Considering the high volatility of the cryptocurrency market, accurate price prediction is essential to assist investors in minimizing risks and maximizing potential returns. The LSTM method was selected due to its capability to model time-series data and capture long-term dependencies. The results show that the LSTM model is able to generate accurate predictions, achieving a Root Mean Square Error (RMSE) of 3.72% and a coefficient of determination (R^2) of 91.38%. These findings indicate that the LSTM algorithm has strong potential for cryptocurrency price prediction, particularly for Litecoin.

Keywords: Long Short-Term Memory (LSTM); Price Prediction; Cryptocurrency; Litecoin; Time Series.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memprediksi harga mata uang kripto Litecoin. Data yang digunakan berupa data historis harga Litecoin terhadap USD yang diperoleh dari Yahoo Finance. Mengingat tingginya volatilitas pasar kripto, prediksi harga yang akurat menjadi penting untuk membantu investor dalam meminimalkan risiko dan mengoptimalkan keuntungan. Metode LSTM dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan data *time series* serta mempertahankan informasi jangka panjang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi yang akurat dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 3,72% dan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 91,38%. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma LSTM memiliki potensi yang baik dalam prediksi harga mata uang kripto, khususnya Litecoin.

Kata Kunci: Long Short-Term Memory (LSTM); Prediksi Harga; Mata Uang Kripto; Litecoin; Time series.



Copyright: © 2026 by the authors. Licensee DIGINTEL AI, Jakarta,

Indonesia. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License (CC BY-NC-SA 4.0)

(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Mata uang kripto (*cryptocurrency*) merupakan salah satu inovasi teknologi finansial yang berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir seiring dengan kemajuan teknologi digital dan meningkatnya adopsi sistem keuangan berbasis *blockchain*. *Cryptocurrency* adalah aset digital yang digunakan sebagai alat tukar yang diamankan dengan kriptografi dan beroperasi secara terdesentralisasi tanpa adanya otoritas pusat seperti bank atau pemerintah (Fu, 2022). Beberapa jenis *cryptocurrency* yang populer antara lain *Bitcoin*, *Ethereum*, *Binance Coin*, *Dogecoin*, dan *Litecoin*. Tingginya minat masyarakat terhadap *cryptocurrency* menjadikannya sebagai salah satu instrumen investasi yang menarik, baik dalam jangka pendek maupun jangka Panjang (Sharma et al., 2024). Di Indonesia, tren adopsi *cryptocurrency* menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir, yang mencerminkan besarnya potensi pasar sekaligus risiko yang menyertainya (Yona et al., 2024).

Salah satu karakteristik utama dari pasar *cryptocurrency* adalah volatilitas harga yang sangat tinggi. Pergerakan harga yang fluktuatif dalam waktu singkat menjadikan *cryptocurrency* sebagai instrumen investasi dengan tingkat risiko yang tinggi dibandingkan dengan aset konvensional seperti saham atau obligasi. Volatilitas ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti sentimen pasar, regulasi pemerintah, serta dinamika permintaan dan penawaran global (Lindemann et al., 2021). Kondisi tersebut menuntut adanya metode analisis yang mampu memprediksi pergerakan harga secara akurat guna membantu investor dalam mengambil keputusan yang tepat. Dalam konteks ini, *Litecoin* menjadi salah satu aset kripto yang menarik untuk diteliti karena memiliki karakteristik transaksi yang cepat, biaya yang relatif rendah, serta stabilitas harga yang cenderung lebih baik dibandingkan dengan *Bitcoin* (Khan, 2023).

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memprediksi harga aset keuangan dengan memanfaatkan pendekatan *machine learning* dan *deep learning*. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Artificial Neural Network* (ANN), yang meniru cara kerja jaringan saraf manusia dalam memproses informasi dan mengenali pola dalam data (Patel et al., 2015). Dalam konteks data *time series*, metode Recurrent Neural Network (RNN) menjadi pilihan yang umum digunakan karena kemampuannya dalam memproses data secara berurutan dan mempertahankan informasi dari waktu sebelumnya (Fischer & Krauss, 2018). Namun demikian, RNN memiliki keterbatasan dalam menangani dependensi jangka panjang akibat permasalahan *vanishing gradient* dan *exploding gradient*, yang dapat menyebabkan penurunan performa model dalam mempelajari pola data yang kompleks (Lindemann et al., 2021).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) sebagai pengembangan dari RNN yang dirancang untuk mampu mempertahankan informasi jangka panjang secara lebih efektif (Chen, 2024). LSTM menggunakan mekanisme *gating* yang memungkinkan model untuk memilih informasi yang relevan dan mengabaikan informasi yang tidak penting, sehingga lebih stabil dalam proses pelatihan data *time series* (Sha et al., 2024). Sejumlah penelitian telah membuktikan keunggulan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam berbagai kasus prediksi data *time series*. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan kinerja yang lebih baik dalam memprediksi data finansial dibandingkan metode konvensional lainnya karena kemampuannya dalam menangkap pola non-linear dan dependensi jangka panjang (Prater et al., 2024). Selain itu, pengembangan model *hybrid* seperti CNN-LSTM terbukti mampu meningkatkan akurasi prediksi dengan mengombinasikan kemampuan ekstraksi fitur dari CNN dan pemodelan sekuensial dari LSTM (Shi et al., 2024). Penelitian lain juga menunjukkan bahwa model berbasis LSTM secara signifikan mampu mengungguli metode tradisional dalam prediksi pasar keuangan dan data *time series* yang kompleks (Song et al., 2024). Sementara itu, pendekatan berbasis *Artificial Neural Network* (ANN) secara umum tetap efektif dalam melakukan prediksi data *time series*, terutama dalam mengenali pola data yang kompleks dan dinamis (Kharel et al., 2024).

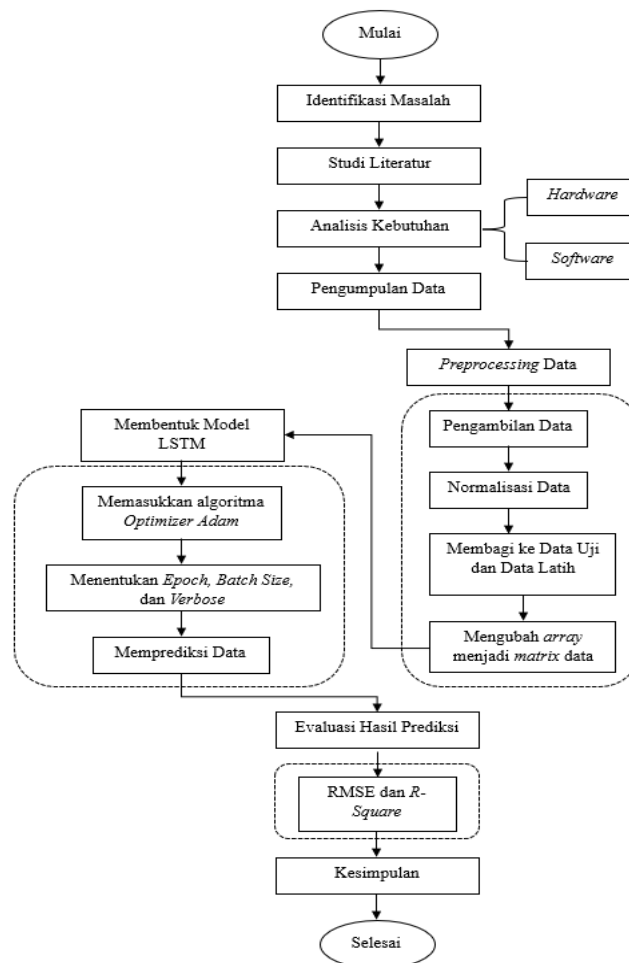
Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan keberhasilan penggunaan metode LSTM dalam memprediksi harga *cryptocurrency*, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada aset kripto dengan kapitalisasi pasar besar seperti *Bitcoin* dan *Ethereum*. Penelitian yang secara khusus mengkaji prediksi harga Litecoin masih relatif terbatas, padahal Litecoin memiliki karakteristik yang berbeda dan potensi yang tidak kalah penting dalam ekosistem *cryptocurrency*. Oleh karena itu, diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengevaluasi efektivitas metode LSTM dalam memprediksi harga *Litecoin* serta mengisi kesenjangan penelitian (*research gap*) yang ada.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mata uang kripto *Litecoin* serta mengevaluasi kinerjanya dalam menghasilkan prediksi yang akurat. Hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode prediksi berbasis *deep learning* serta menjadi referensi bagi investor dan peneliti dalam memahami pola pergerakan harga *cryptocurrency*, khususnya *Litecoin*.

2. Metodologi

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam studi ini disusun secara sistematis untuk menjawab permasalahan penelitian. Alur metodologi yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam Gambar 1 disusun secara sistematis untuk mengatasi permasalahan yang telah ditentukan. Pada tahap awal, dilakukan identifikasi masalah yang berfokus pada analisis penerapan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mata uang kripto *Litecoin*. Selanjutnya, dilakukan studi literatur dengan mengkaji berbagai referensi yang relevan, baik dari sumber nasional maupun internasional, guna memperkuat landasan teori serta memahami metode yang digunakan dalam penelitian. Tahap berikutnya adalah analisis kebutuhan yang mencakup perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*) yang digunakan untuk mendukung proses penelitian.

Setelah itu, dilakukan pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang dimanfaatkan merupakan data *time series* berupa harga harian *Litecoin* terhadap USD yang diperoleh dari Yahoo Finance, dengan rentang waktu dari 31 Maret 2022 hingga 1 April 2024, yang berjumlah 733 data. Data tersebut kemudian diproses pada tahap *preprocessing* yang bertujuan untuk menyiapkan data sebelum dilakukan pemodelan. Tahapan *preprocessing* meliputi pengambilan data, normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaler untuk mengubah nilai data ke dalam rentang 0 hingga 1, pembagian data menjadi data latih sebesar 70% dan data uji sebesar 30%, serta transformasi data ke dalam bentuk matriks tiga dimensi dengan mempertimbangkan parameter *time step* dan *features* guna menyesuaikan dengan kebutuhan model LSTM.

Tahap selanjutnya adalah pembangunan model LSTM. Pada tahap ini, model dikonfigurasi dengan menggunakan *optimizer* Adam serta fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE) untuk mengukur tingkat kesalahan selama proses pelatihan. Selain itu, ditentukan beberapa parameter penting seperti *epoch*, *batch size*, dan *verbose* yang disesuaikan untuk memperoleh performa model yang optimal. Setelah model selesai dilatih, model tersebut digunakan untuk menghasilkan prediksi harga *Litecoin* berdasarkan data uji yang telah disiapkan sebelumnya.

Tahap berikutnya adalah evaluasi hasil prediksi yang bertujuan untuk mengukur kinerja model dalam menghasilkan prediksi yang akurat. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi, serta koefisien determinasi (R^2) untuk mengetahui tingkat kesesuaian antara nilai aktual dan hasil prediksi. Hasil evaluasi ini digunakan sebagai dasar dalam menarik kesimpulan mengenai efektivitas metode LSTM dalam memprediksi harga mata uang kripto *Litecoin*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 *Preprocessing Data*

Merupakan tahap awal dalam menyiapkan data sebelum dilakukannya proses prediksi, berfungsi untuk mengurangi kesalahan data seperti duplikasi atau data cacat (Firmansyah et al., 2026; Mishra et al., 2020). Berikut adalah beberapa tahapan dalam *Preprocessing data*:

1. Pengambilan Data

Melakukan pemilihan parameter data *Close* dan data *Date* pada dataset (Putri et al., 2026).

2. Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan untuk meminimalisir *error*, dengan diubahnya data menjadi nilai interval 0 dan 1. Teknik normalisasi data tersebut merupakan teknik *Min-Max scaler* (Henderi et al., 2021).

3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Data akan dipisah kedalam dua jenis yaitu data pelatihan dan data pengujian, untuk data latih sendiri menggunakan 513 data atau 70% dari total data sedangkan data uji akan menggunakan 220 data atau 30% dari total data (Irwansyah et al., 2024).

4. Mengubah Nilai *Array* ke Matriks Data

Jumlah data uji dan data latih akan dikurangi 11, yaitu 10 nilai untuk jumlah *time_steps* dan 1 nilai untuk *features*. Kemudian data tersebut yang tadinya berupa *array* akan diubah kedalam matriks, data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Jumlah data uji dan data latih setelah transformasi data

	Data	<i>Time_Step</i>	<i>Features</i>
Data Latih	502	10	1
Data Uji	209	10	1

3.2 Membentuk Model LSTM

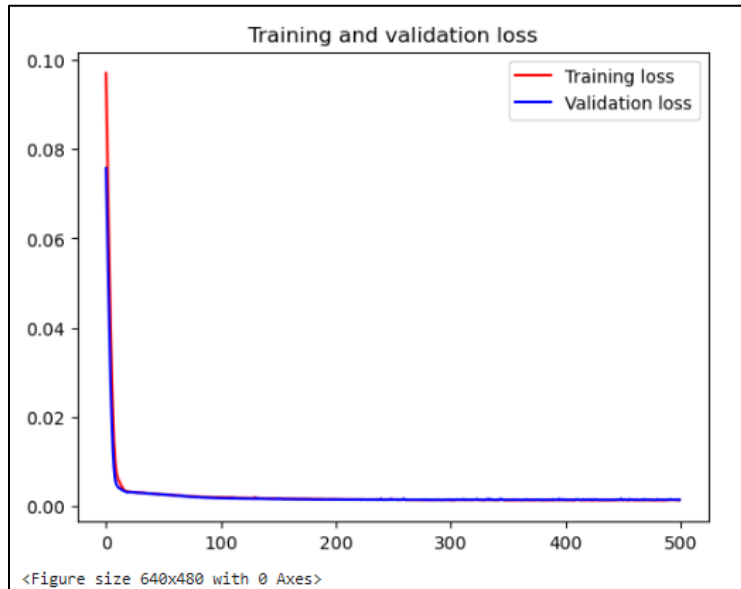
Untuk membuat model *Long Short-Term Memory* (LSTM) ada beberapa hal yang perlu dibutuhkan. Berikut ini terdapat beberapa parameter yang digunakan dalam membuat model:

- a. *Activation* : Relu
- b. *Neuron* : 10
- c. *Optimizer* : Adam
- d. *Loss* : Mean Square Error (MSE)
- e. *Epoch* : 500
- f. *Batch Size* : 64
- g. *Verbose* : 1

Parameter yang digunakan pada penelitian ini merujuk kepada penelitian yang dilakukan oleh (ArFan & Lussiana ETP, 2019) dan berasal hasil analisis yang menghasilkan nilai *error* paling optimal. Hasil dari pembangunan model dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.

```
#menentukan epoch dan batch size
history = model.fit(X_train,y_train,validation_data=(X_test,y_test),epochs=500,batch_size=64,verbose=1)
Epoch 1/500 2s 34ms/step - loss: 0.1614 - val_loss: 0.1235
Epoch 2/500 0s 5ms/step - loss: 0.1343 - val_loss: 0.1031
Epoch 3/500 0s 5ms/step - loss: 0.1161 - val_loss: 0.0837
Epoch 4/500 0s 5ms/step - loss: 0.0897 - val_loss: 0.0621
Epoch 5/500 0s 5ms/step - loss: 0.0713 - val_loss: 0.0403
Epoch 6/500 0s 4ms/step - loss: 0.0439 - val_loss: 0.0221
Epoch 7/500 0s 4ms/step - loss: 0.0258 - val_loss: 0.0100
Epoch 8/500 0s 4ms/step - loss: 0.0139 - val_loss: 0.0058
Epoch 9/500 0s 4ms/step - loss: 0.0096 - val_loss: 0.0060
Epoch 10/500 0s 5ms/step - loss: 0.0093 - val_loss: 0.0052
Epoch 11/500 0s 4ms/step - loss: 0.0085 - val_loss: 0.0046
Epoch 12/500 0s 4ms/step - loss: 0.0070 - val_loss: 0.0045
Epoch 13/500 0s 4ms/step - loss: 0.0063 - val_loss: 0.0040
Epoch 14/500 0s 4ms/step - loss: 0.0054 - val_loss: 0.0036
Epoch 15/500 0s 5ms/step - loss: 0.0051 - val_loss: 0.0033
Epoch 16/500 0s 4ms/step - loss: 0.0041 - val_loss: 0.0033
Epoch 17/500 0s 4ms/step - loss: 0.0036 - val_loss: 0.0031
Epoch 18/500 0s 4ms/step - loss: 0.0032 - val_loss: 0.0029
Epoch 19/500 0s 4ms/step - loss: 0.0030 - val_loss: 0.0029
Epoch 20/500 0s 4ms/step - loss: 0.0029 - val_loss: 0.0029
Epoch 21/500 0s 5ms/step - loss: 0.0028 - val_loss: 0.0027
...
Epoch 495/500 0s 5ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 0.0015
Epoch 496/500 0s 5ms/step - loss: 0.0016 - val_loss: 0.0017
Epoch 497/500 0s 4ms/step - loss: 0.0015 - val_loss: 0.0015
Epoch 498/500 0s 4ms/step - loss: 0.0015 - val_loss: 0.0016
Epoch 499/500 0s 5ms/step - loss: 0.0014 - val_loss: 0.0015
Epoch 500/500 0s 4ms/step - loss: 0.0014 - val_loss: 0.0015
```

Gambar 2. Proses Membangun *Epoch* dan *Batch_size*



Gambar 3. Hasil *Plotting loss*

Apabila nilai *loss* sangat tinggi berarti ada kesalahan dari menentukan jumlah data uji dan data latih, besaran nilai *epoch* yang diberikan dapat menghasilkan dan beberapa kombinasi nilai lainnya berpengaruh besar terhadap hasil akhir.

Untuk mendapatkan semua data hasil *Training* untuk membandingkan harga sebelum dan sesudah proses *training*, maka harus dilakukan proses *export* ke dalam bentuk excel terlebih dahulu (Novryadi et al., 2026). Data yang sudah di *export* lalu dapat dijadikan bahan uji menggunakan metode evaluasi di tahapan berikutnya (Aushofi et al., 2026). Untuk hasil dari data harga sebelum dan sesudah proses *training* dapat ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Hasil Prediksi

Tanggal	Harga Asli	Harga Hasil <i>Training</i>
2022-04-10 00:00:00	111,173775	111,9538956
2022-04-11 00:00:00	102,607391	111,6628723
2022-04-12 00:00:00	104,828415	103,2504959
...
2024-03-29 00:00:00	109,258972	93,43253326
2024-03-30 00:00:00	102,863113	105,8931198
2024-03-31 00:00:00	105,183403	102,9152145

3.3 Evaluasi Hasil Prediksi

Algoritma LSTM memiliki tingkat *error* saat digunakan untuk memprediksi harga mata uang kripto Litecoin sebesar 3,72%, angka tersebut didapat berdasarkan nilai RMSE dari data uji dan menggunakan pemrograman python. Algoritma LSTM juga memiliki akurasi saat digunakan untuk memprediksi harga mata uang kripto Litecoin sebesar 91,38%, angka tersebut didapat berdasarkan nilai *R-Squared* dari data uji dan menggunakan pemrograman python. Untuk prosesnya dapat ditunjukkan pada Gambar 4.

```
mse=mean_squared_error(original_ytest,test_predict)
r2=r2_score(original_ytest, test_predict)

rmse = np.sqrt(mse)
mean_value = np.mean(original_ytest)
rmse_percentage = (rmse / mean_value) * 100

print("RMSE: ",rmse)
print("RMSE dalam persentase: {:.2f}%".format(rmse_percentage))
print("-----")
print("R-Squared:", r2)
print("R-Squared dalam persentase: {:.2f}%".format(r2 * 100))

RMSE: 2.682991055374359
RMSE dalam persentase: 3.72%
-----
R-Squared: 0.9137776848219445
R-Squared dalam persentase: 91.38%
```

Gambar 4. Hasil Evaluasi Prediksi

Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menunjukkan performa yang sangat baik dalam memprediksi harga mata uang kripto Litecoin. Nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 3,72% mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan relatif rendah, sehingga model mampu memberikan estimasi harga yang mendekati nilai aktual. Selain itu, nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 91,38% menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian besar variasi data harga *Litecoin*, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Hasil ini mengindikasikan bahwa LSTM berhasil menangkap pola temporal serta karakteristik non-linear yang terdapat pada data *time series cryptocurrency* yang cenderung kompleks dan fluktuatif.

Performa model LSTM dalam penelitian ini dipengaruhi oleh beberapa faktor penting, antara lain konfigurasi parameter model, struktur jaringan, serta kualitas data yang digunakan. Penggunaan optimizer Adam dan fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE) terbukti efektif dalam mengoptimalkan proses pelatihan model sehingga menghasilkan konvergensi yang stabil. Selain itu, jumlah *epoch* yang relatif besar, yaitu 500 epoch, memungkinkan model untuk mempelajari pola data secara lebih mendalam, meskipun berpotensi meningkatkan risiko *overfitting*. Namun demikian, berdasarkan hasil visualisasi loss, model tidak menunjukkan gejala *overfitting* yang signifikan. Proses *preprocessing* data, seperti normalisasi menggunakan *Min-Max Scaler* dan transformasi data ke dalam bentuk *time step*, juga berperan penting dalam meningkatkan performa model, khususnya dalam membantu model memahami hubungan antar waktu secara lebih optimal.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil penelitian ini sejalan dengan berbagai studi yang menyatakan bahwa LSTM merupakan metode yang unggul dalam prediksi data *time series*, khususnya pada domain finansial. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa LSTM mampu mengungguli metode konvensional seperti regresi linier maupun ARIMA dalam menangani data dengan pola non-linear dan dependensi jangka panjang. Selain itu, penelitian berbasis *deep learning* terbaru juga menunjukkan bahwa LSTM memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi data *time series* yang kompleks. Meskipun demikian, beberapa penelitian terkini telah mengembangkan model *hybrid* seperti CNN-LSTM atau LSTM-*Transformer* yang mampu meningkatkan akurasi prediksi lebih lanjut. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model yang

digunakan dalam penelitian ini sudah menghasilkan performa yang baik, masih terdapat peluang untuk pengembangan model yang lebih kompleks guna meningkatkan hasil prediksi.

Hasil prediksi dalam penelitian ini juga dipengaruhi oleh beberapa faktor utama, di antaranya kualitas dan jumlah data, volatilitas pasar *cryptocurrency*, serta parameter yang digunakan dalam model. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini memiliki jumlah data yang cukup representatif sehingga mampu menangkap pola historis harga Litecoin dengan baik. Namun demikian, tingginya volatilitas harga *cryptocurrency* tetap menjadi tantangan utama dalam proses prediksi. Selain itu, faktor eksternal seperti sentimen pasar, regulasi pemerintah, serta kondisi ekonomi global yang tidak dimasukkan dalam model juga berpotensi mempengaruhi hasil prediksi yang diperoleh.

Penelitian ini memiliki beberapa kelebihan, di antaranya penggunaan metode LSTM yang terbukti efektif dalam memodelkan data *time series* serta kemampuan model dalam menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dengan nilai R^2 di atas 90%. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi dengan berfokus pada Litecoin yang masih relatif jarang diteliti dibandingkan aset kripto lainnya seperti Bitcoin dan *Ethereum*. Namun demikian, penelitian ini juga memiliki beberapa keterbatasan, antara lain penggunaan dataset yang hanya terbatas pada satu variabel, yaitu harga penutupan (*close*), serta belum mempertimbangkan faktor eksternal yang dapat mempengaruhi harga *cryptocurrency*. Selain itu, model yang digunakan masih berupa single LSTM dan belum memanfaatkan pendekatan hybrid yang berpotensi meningkatkan akurasi prediksi.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memberikan implikasi penting baik secara teoritis maupun praktis. Secara teoritis, penelitian ini memperkuat temuan bahwa algoritma LSTM merupakan metode yang efektif dalam memprediksi *time series* dengan karakteristik kompleks dan non-linear. Secara praktis, model yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan investasi, khususnya bagi investor *cryptocurrency* dalam meminimalkan risiko dan mengoptimalkan keuntungan. Selain itu, penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan sistem prediksi berbasis kecerdasan buatan yang lebih canggih, seperti integrasi dengan data sentimen atau penggunaan model *deep learning* yang lebih kompleks untuk meningkatkan akurasi prediksi di masa mendatang.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM yang dibangun mampu menghasilkan performa yang sangat baik dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 3,72% dan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 91,38%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga *Litecoin* secara akurat serta memiliki kemampuan yang tinggi dalam menangkap pola data *time series* yang kompleks dan dinamis. Dengan demikian, tujuan penelitian telah tercapai dan membuktikan bahwa algoritma LSTM memiliki potensi yang kuat dalam prediksi harga *cryptocurrency*, khususnya *Litecoin*.

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Data yang digunakan hanya berfokus pada satu variabel, yaitu harga penutupan (*close*), sehingga belum sepenuhnya mencerminkan faktor-faktor lain yang mempengaruhi pergerakan harga *cryptocurrency*, seperti volume perdagangan, sentimen pasar, maupun kondisi ekonomi global. Selain itu, model yang digunakan masih berupa *single LSTM* tanpa adanya kombinasi dengan metode lain yang berpotensi meningkatkan performa. Keterbatasan lainnya adalah belum adanya integrasi data eksternal serta potensi *overfitting* akibat penggunaan jumlah epoch yang relatif besar, meskipun tidak menunjukkan indikasi signifikan selama proses pelatihan.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan model yang lebih komprehensif dengan memanfaatkan data multivariat serta mengintegrasikan faktor eksternal seperti indikator teknikal dan analisis sentimen. Selain itu, penggunaan model *hybrid* seperti CNN-LSTM atau pendekatan berbasis Transformer dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Pengembangan sistem prediksi secara *real-time* juga

menjadi peluang yang menjanjikan untuk mendukung pengambilan keputusan investasi secara lebih adaptif terhadap dinamika pasar *cryptocurrency*. Dengan pengembangan tersebut, diharapkan penelitian di masa depan dapat menghasilkan model prediksi yang lebih akurat, robust, dan aplikatif dalam konteks dunia nyata.

Daftar Pustaka

- ArFan, A., & Lussiana ETP. (2019). Prediksi Harga Saham Di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi STIK (SeNTIK)*, 3(1), 2581–2327.
- Ari Rama Novryadi, Irwansyah, & Moh Shidqon. (2026). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kinerja Presiden Indonesia Joko Widodo Periode Kedua Menggunakan Metode Naïve Bayes dan SVM. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTELLigence – AI*, 1(1), 11–24. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.2>
- Aushofi, M., Irwansyah, & Moh Shidqon. (2026). Implementasi Data Mining Untuk Menganalisis Pola Penimbangan Sampah Menggunakan Algoritma Apriori. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTELLigence – AI*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.1>
- Chen, N. (2024). Exploring the development and application of LSTM variants. *Applied and Computational Engineering*, 53(1), 103–107. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/53/20241288>
- Fadil Firmansyah, Irwansyah, & Agus Budiyantra. (2026). Analisis Pola Pembelian Konsumen Di Rumah Makan Tepi Laut Baubau Menggunakan Algoritma Apriori. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTELLigence – AI*, 1(1), 25–36. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.3>
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>
- Fu, B. (2022). Application of Blockchain Technology in Cryptocurrency. *BCP Business & Management*, 23, 198–205. <https://doi.org/10.54691/bcpbm.v23i.1351>
- Henderi, Wahyuningsih, T., & Rahwanto, E. (2021). Comparison of Min-Max normalization and Z-Score Normalization in the K-nearest neighbor (kNN) Algorithm to Test the Accuracy of Types of Breast Cancer. *IJIIS: International Journal of Informatics and Information Systems*, 4(1), 13–20. <https://doi.org/10.47738/ijiis.v4i1.73>
- Irwansyah, I., Dittyata, R., Rizal, R., & Wiyono, W. (2024). Optimalisasi Klasifikasi Uji Emisi Sepeda Motor Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Infotech: Journal of Technology Information*, 10(2), 337–242. <https://doi.org/10.37365/jti.v10i2.327>
- Khan, M. T. I. (2023). Literacy, profile, and determinants of Bitcoin, Ethereum, and Litecoin: Survey results. *Journal of Education for Business*, 98(7), 367–377. <https://doi.org/10.1080/08832323.2023.2201414>

- Kharel, A., Zarean, Z., & Kaur, D. (2024). Long Short-Term Memory (LSTM) Based Deep Learning Models for Predicting Univariate Time Series Data. *International Journal of Machine Learning*, 14(1). <https://doi.org/10.18178/ijml.2024.14.1.1154>
- Lindemann, B., Müller, T., Vietz, H., Jazdi, N., & Weyrich, M. (2021). A survey on long short-term memory networks for time series prediction. *Procedia CIRP*, 99, 650–655. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.088>
- Mishra, P., Biancolillo, A., Roger, J. M., Marini, F., & Rutledge, D. N. (2020). New data preprocessing trends based on ensemble of multiple preprocessing techniques. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 132, 116045. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2020.116045>
- Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 2162–2172. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.10.031>
- Prater, R., Hanne, T., & Dornberger, R. (2024). Generalized Performance of LSTM in Time-Series Forecasting. *Applied Artificial Intelligence*, 38(1), 2377510. <https://doi.org/10.1080/08839514.2024.2377510>
- Salsa Billa Permana Putri, Irwansyah, & Tri M, T. (2026). Implementasi Algoritma K-NN Pada Sosial Media X Untuk Analisis Sentimen Pengalaman Warganet Tinggal Di Luar Negeri. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTELLigence – AI*, 1(1), 37–49. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.4>
- Sha, M., Emmanuel, S., Bindhu, A., & Mustaq, M. (2024). Intensified greenhouse gas prediction: Configuring Gate with Fine-Tuning Shifts with Bi-LSTM and GRU System. *Frontiers in Climate*, 6, 1457441. <https://doi.org/10.3389/fclim.2024.1457441>
- Sharma, G. D., Tiwari, A. K., Chopra, R., & Dev, D. (2024). Past, present, and future of block-chain in finance. *Journal of Business Research*, 177, 114640. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114640>
- Shi, J., Wang, S., Qu, P., & Shao, J. (2024). Time series prediction model using LSTM-Transformer neural network for mine water inflow. *Scientific Reports*, 14(1), 18284. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69418-z>
- Song, X., Deng, L., Wang, H., Zhang, Y., He, Y., & Cao, W. (2024). Deep learning-based time series forecasting. *Artificial Intelligence Review*, 58(1), 23. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10989-8>
- Yona, Y. S. I., Shidqi, S. R. A.-T. M., & Lemon, R. A. (2024). A Bibliometric Analysis of Cryptocurrency and Blockchain. *West Science Interdisciplinary Studies*, 2(01), 74–82. <https://doi.org/10.58812/wsis.v2i01.564>