

Prediksi Harga Cryptocurrency Meme Coin Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan LSTM

Rafi Naufal Syah¹, Raffa Wahyunanda Syahbana², Maulana Rizal Alvani³, Agung Rizki⁴,
Moh. Su'aidi⁵, Anna Dina Kalifia⁵

Program Studi Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta

rafinfls04@gmail.com, raffandts@gmail.com, maulanarizalalvani@gmail.com,
rizkiagung629@gmail.com, moheedsuaidi@gmail.com, anna.dina.kalifia@staff.uty.ac.id

Abstract (English)

Cryptocurrency, particularly memecoins such as Dogecoin (DOGE) and Shiba Inu (SHIB), is known for its high price volatility, making it challenging to predict. This study aims to develop a price prediction model for memecoins using the Long Short-Term Memory (LSTM) method, which is a part of Artificial Neural Networks (ANN). Historical daily price data for both memecoins were sourced from Yahoo Finance, and the model was trained by splitting the data into 80% for training and 20% for testing. The results indicate that the LSTM model effectively captures patterns in historical data, with accuracy measured using Root Mean Squared Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The evaluation showed low RMSE and MAPE values, indicating price predictions close to the actual values. However, the study also found that cryptocurrency price fluctuations are influenced not only by historical data but also by external factors such as social media sentiment and global market conditions. This research contributes to the development of cryptocurrency price prediction methods, particularly for highly volatile assets. The resulting model is expected to assist investors and market participants in making wiser investment decisions and managing risks more effectively.

Abstrak (Indonesia)

Cryptocurrency, khususnya jenis memecoin seperti Dogecoin (DOGE) dan Shiba Inu (SHIB), dikenal memiliki volatilitas harga yang tinggi sehingga sulit diprediksi. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga memecoin menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan bagian dari Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Data historis harga harian kedua memecoin diambil dari Yahoo Finance, dan model dilatih dengan membagi data menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mampu menangkap pola dari data historis dengan baik, dengan tingkat akurasi yang diukur menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil evaluasi menunjukkan nilai RMSE dan MAPE yang rendah, menandakan prediksi harga yang mendekati nilai aktual. Namun, penelitian ini juga menemukan bahwa fluktuasi harga cryptocurrency tidak hanya bergantung pada data historis tetapi juga dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti sentimen media sosial dan kondisi pasar global. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan metode prediksi harga cryptocurrency, khususnya untuk aset dengan volatilitas tinggi. Model yang dihasilkan diharapkan dapat membantu investor dan pelaku pasar dalam membuat keputusan investasi yang lebih bijaksana dan mengelola risiko dengan lebih baik.

Article History

Submitted: 31 Desember 2024

Accepted: 9 January 2025

Published: 9 January 2025

Key Words

Cryptocurrency, Memecoin, Long Short-Term Memory (LSTM), Prediksi Harga.

Sejarah Artikel

Submitted: 31 Desember 2024

Accepted: 9 January 2025

Published: 9 January 2025

Kata Kunci

Cryptocurrency, Memecoin, Long Short-Term Memory (LSTM), Prediksi Harga.

Pendahuluan

Cryptocurrency telah menjadi salah satu fenomena teknologi dan keuangan yang paling revolusioner dalam beberapa dekade terakhir. Dengan sifatnya yang terdesentralisasi, transparan, dan didukung oleh teknologi *blockchain*, *cryptocurrency* telah menarik perhatian berbagai kalangan, mulai dari investor institusional hingga individu (Gunarto, Sa'adah, & Utama, 2023). Salah satu jenis *cryptocurrency* yang mendapat perhatian khusus adalah *memecoin*, seperti *Dogecoin* (DOGE) dan *Shiba Inu* (SHIB). *Memecoin* sering kali didukung oleh komunitas pengguna yang besar dan aktif, serta dipengaruhi oleh tren media sosial, sehingga volatilitas harganya cenderung tinggi dan sulit diprediksi.

Volatilitas harga *memecoin* menciptakan tantangan dan peluang bagi para trader dan investor. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan model prediksi harga yang andal guna membantu pengambilan keputusan investasi. Berbagai pendekatan telah digunakan untuk memprediksi harga *cryptocurrency*, termasuk metode statistik tradisional dan teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) (Seabe, Moutsinga, & Pindza, 2023). Di antara berbagai metode pembelajaran mesin, Jaringan Syaraf Tiruan (JST) telah terbukti efektif dalam menangkap pola kompleks dalam data deret waktu. Khususnya, arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) telah menunjukkan kinerja yang unggul dalam analisis data deret waktu karena kemampuannya untuk mempertahankan informasi jangka panjang dan menangani ketergantungan temporal. Bahkan kinerja LSTM lebih unggul dibanding arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) (Kwon, Kim, Heo, Kim, & Han, 2019).

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga harian DOGE dan SHIB menggunakan model LSTM berdasarkan data harga harian sejak awal rilis di Binance yang merupakan *Centralized Exchange* (CEX) atau yang biasa disebut bursa *crypto* terpusat. Dengan menggunakan data historis harga dari kedua token ini, penelitian ini akan mengevaluasi efektivitas model dalam memprediksi tren harga di masa depan. Pemilihan DOGE dan SHIB sebagai objek penelitian didasarkan pada popularitas dan pengaruh besar keduanya dalam ekosistem *cryptocurrency*, serta karakteristik volatilitasnya yang unik.

Diharapkan bahwa penelitian ini akan memberikan kontribusi terhadap pengembangan model prediksi harga *cryptocurrency* yang lebih akurat, terutama untuk aset digital yang memiliki volatilitas tinggi seperti *memecoin*. Penelitian ini juga diharapkan dapat membantu pelaku pasar dan investor mengelola risiko dan membuat keputusan investasi yang lebih baik.

Metode Penelitian

Beberapa penelitian telah menguji dan membandingkan model *machine learning* yang memprediksi harga *cryptocurrency*. Sebuah makalah menggunakan model RNN untuk memprediksi harga *cryptocurrency*, dan dalam eksperimen, model dapat memberikan hasil yang cukup baik (Vanderbilt et al., 2020).

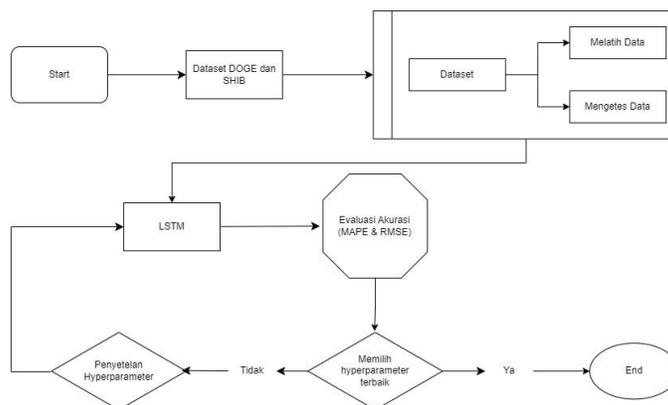
Penelitian lain menggunakan model LSTM untuk memprediksi harga *cryptocurrency* DOGE menggunakan *library Pandas Datareader* melalui *Google Colaboratory*. Pada

eksperimen pengujian *Root Mean Square Error* (RMSE), hasil dari penelitian menunjukkan nilai RMSE yang baik (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022).

Penelitian kami menggunakan pendekatan baru dalam menggunakan model LSTM untuk melihat model yang memiliki kinerja lebih baik terhadap prediksi harga *cryptocurrency*. Selain itu, selama fase penelitian eksplorasi, kami tidak dapat menemukan makalah yang ditinjau oleh teman sejawat yang menyelidiki model LSTM untuk memprediksi harga *memecoin* DOGE dan SHIB ke dalam model *machine learning*. Sasaran kami adalah mengatasi masalah ini dan memeriksa apakah penggunaan model LSTM dapat menyajikan hasil penelitian secara statistik dalam prediksi model.

Pada penelitian ini, kami akan memprediksi fluktuasi harga pada *cryptocurrency* menggunakan model LSTM yang memiliki kemampuan mumpuni dalam menentukan prediksi (Vanderbilt et al., 2020). Hal pertama yang dilakukan yaitu mencari dataset pada situs *Yahoo Finance* yang merupakan data harian dari masing-masing *memecoin*. Dataset yang didapat akan memasuki tahap *pre-processing* guna mengecek dataset dan dapat digunakan dengan baik pada tahap selanjutnya. Pada tahap *pre-processing* dilakukan normalisasi pada data menggunakan *min-max scaling* supaya meminimalkan *error* yang terjadi ketika data memasuki tahap pengolahan model menggunakan LSTM. Gambar 1 menunjukkan *flowchart* pada penelitian ini.

Gambar 1. Flowchart pada penelitian



Untuk mendapatkan hasil evaluasi model, kami menggunakan model RMSE dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dalam menentukan hasil nilai akurasi yang terbaik. Pertama, menggunakan model LSTM untuk memprediksi harga *cryptocurrency*. Kedua, mengevaluasi hasil prediksi menggunakan nilai RMSE dari masing-masing model (Kwon et al., 2019).

PRE-PROCESSING DATA

Pada tahap ini data akan dilakukan *pre-processing* terlebih dahulu. *Pre-processing* adalah tahap mempersiapkan data sebelum data memasuki tahap pemodelan prediksi (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). Data yang dikumpulkan melalui penelitian ini diambil dari *Yahoo Finance* dengan memilih *cryptococurrency* dengan jenis *memecoin*. Dua jenis

cryptocurrency memecoin yang akan diprediksi pada penelitian ini antara lain yaitu: DOGE dan SHIB dalam rentang waktu dataset yang dipilih merupakan data harian. Kami mengambil 2 dataset tersebut dengan rentang waktu dari awal *memecoin* dipasarkan pada bursa *cryptocurrency* sampai dengan 6 Desember 2024.

Tabel 1. Data Sample DOGE

Date	Price	Open	High	Low
12/06/2021	0.1781	0.1714	0.1802	0.1592
12/07/2021	0.1762	0.1775	0.1832	0.1752
12/08/2021	0.1790	0.1763	0.1820	0.1723
12/09/2021	0.1691	0.1791	0.1817	0.1690
12/10/2021	0.1640	0.1696	0.1744	0.1636

Tabel 2. Data Sample SHIB

Date	Price	Open	High	Low
12/06/2021	0.00003684	0.00003622	0.00003758	0.00003286
12/07/2021	0.00003626	0.00003677	0.00003872	0.00003568
12/08/2021	0.00003693	0.00003624	0.00003759	0.00003564
12/09/2021	0.00003467	0.00003697	0.00003727	0.00003421
12/10/2021	0.00003344	0.00003474	0.00003602	0.00003338

Tabel 1 menampilkan 5 data sampel dari DOGE dan pada Tabel 2 menampilkan 5 data sampel dari SHIB. Pada dataset kolom pertama “Date” menunjukkan tanggal dari dataset, kolom kedua “Price” merupakan harga dari *cryptocurrency*, kolom ketiga “Open” merupakan harga yang dibuka pada tanggal tersebut, kolom keempat “High” merupakan harga tertinggi pada tanggal tersebut, kolom kelima “Low” merupakan harga terendah pada tanggal tersebut.

Kami melakukan perubahan pada kolom “Date” yang memiliki tipe data string atau *object* menjadi *datetime64*. Perubahan tersebut dilakukan agar data pada kolom tersebut dapat dikenali oleh model dan dapat dilatih dengan optimal. Adapun selain itu, kami mengurutkan data dari waktu terlama ke yang terbaru menggunakan *Ascending* pada modul *Pandas* supaya data yang diprediksi memiliki hasil yang sesuai karena *forecasting time-series* membutuhkan data historis untuk melakukan training data. Data pada penelitian ini dibagi menjadi data training dan data testing. Data dibagi dengan perbandingan 80:20, yaitu 80% data akan dijadikan model data yang akan dilatih dan 20% data akan dijadikan data testing. Hal ini dilakukan untuk mengetahui pola hubungan dalam data serta mengukur seberapa kemampuan model dalam bekerja.

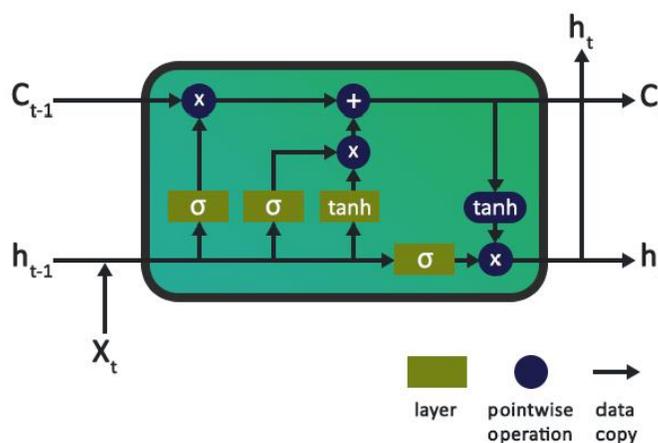
LONG SHORT-TERM MEMORY

LSTM merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dikembangkan untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan syaraf rekursif. LSTM adalah turunan dari RNN yang

mana digunakan untuk mengolah data *sequence* (Gunarto et al., 2023). Di dalam model LSTM, model dapat menerima panjang input yang berubah-ubah, dan dapat diimplementasikan secara fleksibel dan dengan berbagai cara sesuai kebutuhan. Status yang diperoleh dari sel LSTM digunakan sebagai *input* ke sel LSTM berikutnya, sehingga status sel LSTM memengaruhi pengoperasian sel-sel berikutnya. *Output* target akhir di akhir urutan mewakili label yang mengklasifikasikan tren harga (naik atau turun) (Vanderbilt et al., 2020).

Arsitektur LSTM terdiri dari blok memori yang terhubung secara berulang. Blok-blok ini dirancang untuk mempertahankan statusnya dari waktu ke waktu dan mengendalikan aliran informasi melalui *unit gating* non-linier (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). Gambar 2 menunjukkan arsitektur umum LSTM.

Gambar 2. Arsitektur Long Short Term Memory



Di dalam LSTM terdapat perhitungan dengan rumus sebagai berikut:

$$i_t = \sigma_1(W_i x_t + R_i h_{t-1} + b_i) \tag{1}$$

$$o_t = \sigma_1(W_o x_t + R_o h_{t-1} + b_o) \tag{2}$$

$$f_t = \sigma_1(W_f x_t + R_f h_{t-1} + b_f) \tag{3}$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i * \sigma_1(W_c x_t + b_c) \tag{4}$$

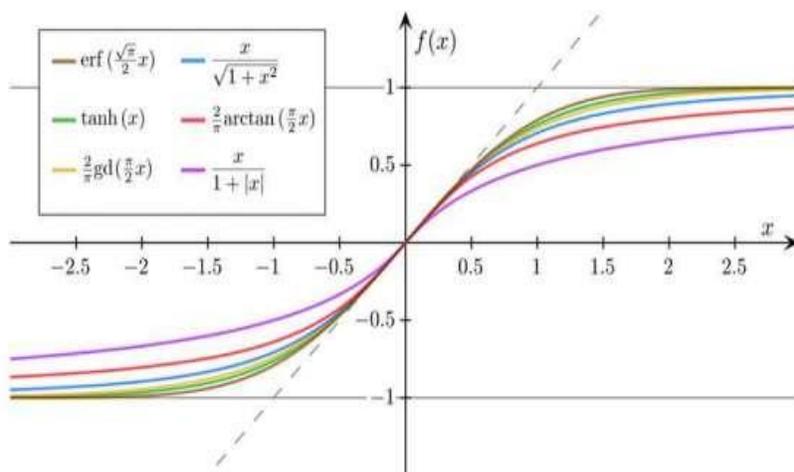
$$h_t = o_t * \sigma_2(c_t) \tag{5}$$

Di mana x_t adalah vektor input pada waktu (t), vektor output (h_t), state sel memori (c_t), gate input (i_t), gate forget (f_t), gate output (o_t), bobot metrik (W dan R), vektor bias (b), dan fungsi aktivasi sigmoid (σ) (Moch Farryz Rizkilloh et al, 2022).

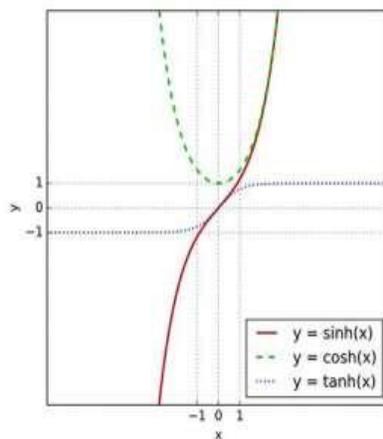
Pada tahap selanjutnya, penelitian ini menggunakan *activation function* yaitu *sigmoid* dan *tanh* untuk memproses data dalam jaringan saraf. Fungsi *sigmoid* digunakan karena kemampuannya dalam mengonversi *input* menjadi nilai antara 0 dan 1, yang sangat berguna untuk menginterpretasikan probabilitas dalam konteks tertentu. Sementara itu, fungsi *tanh*

digunakan karena sifatnya yang dapat menghasilkan nilai antara -1 dan 1, sehingga mampu menangkap nilai negatif dan memberikan distribusi data yang lebih baik di sekitar nol. Kombinasi kedua fungsi aktivasi ini diimplementasikan untuk meningkatkan kemampuan model dalam memahami pola yang kompleks pada data. Dengan pendekatan ini, diharapkan model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dalam skenario *forecasting* yang dihadapi. Gambar 3 dan 4 menunjukkan kurva dari *sigmoid* dan *tanh*.

Gambar 3. Kurva activation function sigmoid



Gambar 4. Kurva activation function tanh



EVALUASI MODEL

Dalam dunia *machine learning* terdapat *evaluation matrix* atau biasa disebut dengan evaluasi model yang dapat diartikan sebagai sebuah nilai yang dapat digunakan untuk mempresentasikan performa model yang dihasilkan. Terdapat banyak macam evaluasi model, tetapi pada penelitian kami menggunakan dua dari banyaknya evaluasi model yaitu, RMSE dan MAPE (Gunarto et al., 2023).

Untuk menghitung rata-rata dari selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual, kemudian diambil akar kuadratnya, RMSE yang merupakan turunan dari *Mean Square Error* (MSE) digunakan. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa kualitas model prediksi data lebih kuantitatif (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022). RMSE memiliki rumus sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}{n}}$$

Yang mana n adalah jumlah sampel pada data, (x', y') merupakan nilai perhitungan, dan (x, y) adalah nilai *exact* (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022).

Selain RMSE, ada juga MAPE di mana evaluasi model tersebut berbeda dengan RMSE. *Data science* juga menggunakan MAPE sebagai metode evaluasi. MAPE menghitung berapa rata-rata kesalahan prediksi sebagai persentase dari nilai aktual. Kualitas model berkorelasi positif dengan nilai MAPE yang lebih rendah. Karena MAPE mudah dipahami dan diterapkan dalam memprediksi akurasi peramalan, pengukuran dengan menggunakan MAPE dapat digunakan oleh masyarakat luas. Rumus MAPE yaitu:

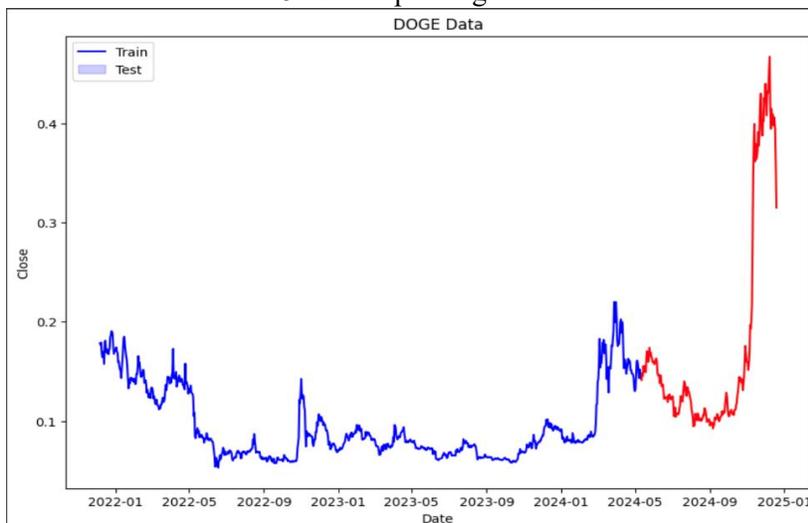
$$MAPE = \frac{\sum (y' - y)^2}{n}$$

Dimana y' merupakan nilai prediksi, y adalah nilai sejati, dan n adalah jumlah data yang akan diolah.

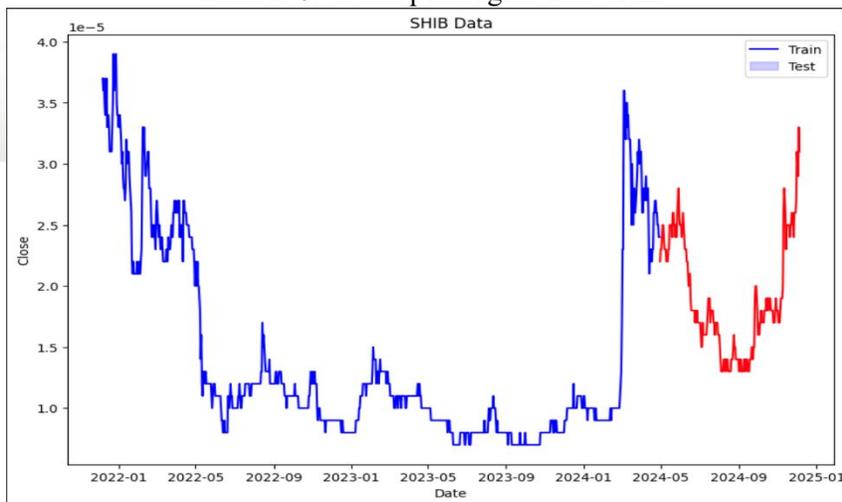
Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga *cryptocurrency* DOGE dan SHIB menggunakan model LSTM, dengan menggunakan dataset yang berisi data historis harian. Kami membagi dataset menjadi 80% untuk training dan 20% untuk testing. Selanjutnya, melatih data tersebut menggunakan model LSTM. Untuk mengilustrasikan perbandingan data training dan data testing ditunjukkan melalui plot dan seaborn. Gambar 5 dan 6 ditampilkan grafik dengan dua warna. Warna grafik biru menunjukkan data tersebut adalah data training, sedangkan warna grafik merah menunjukkan data testing.

Gambar 5. Grafik pembagian data DOGE



Gambar 6. Grafik pembagian data SHIB



Pembuatan model prediksi dilakukan menggunakan tools *Google Colaboratory* dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, lalu menggunakan dataset yang diambil dari *Yahoo Finance* dengan menggunakan *library Python yfinance*. Kemudian menggunakan *Pandas* yang merupakan *library* dari *Python* yang digunakan untuk memanipulasi dan analisis data terutama data yang berbentuk *tabular*, lalu menggunakan *library NumPy* yang digunakan untuk melakukan perhitungan matematika pada *array*. Setelah dilakukan manipulasi data, kami menggunakan *Matplotlib* dan *seaborn* untuk visualisasi data, lalu *library scikit-learn* yang digunakan untuk normalisasi data dan melakukan evaluasi dengan menggunakan RMSE. Kemudian kami menggunakan *library TensorFlow* dan *Keras* untuk membuat permodelan dari LSTM.

Selanjutnya untuk permodelan LSTM menggunakan *library TensorFlow* dan *Keras* dengan uraian parameter yang ditampilkan pada Tabel 3. Pada penelitian ini menggunakan lima layer dengan satu *input layer*, dua *layer LSTM* sebagai *hidden layer*, dan dua *dense layer*. Pada *hidden layer LSTM* diisi dengan *neuron* sebanyak 50 *neuron* kemudian pada *dense layer* diisi dengan masing-masing 25 *neuron* dan 1 *neuron* pada *output layer*. Selanjutnya mengompilasi model dengan *optimizer* menggunakan *adam*, lalu untuk *activation function* menggunakan *tanh* dan *sigmoid*.

Hasil berupa gambar atau data yang dibuat dari gambar, skema, grafik, atau diagram disajikan sesuai dengan aturan yang berlaku. Judul atau nama gambar diletakkan di bawah gambar, rata kiri, dan diberi jarak satu spasi dari gambar. Jika lebih dari satu baris, antarbaris diberi jarak satu spasi. Contohnya dapat dilihat pada Gambar 1 di bawah ini.

Tabel 3. Hyperparameter permodelan LSTM

No.	Jenis	Nilai / Uraian
1	Layer	5
2	Input Layer	1
3	Hidden Layer	2

4	Dense Layer	2
5	Activation Function	Tanh dan Sigmoid
6	Optimizer	Adam
7	Learning Rate	0.001
8	Epochs	70

Pada tabel berikut menginformasikan hasil prediksi harga *cryptocurrency* pada tanggal 10 Desember 2024 dan membandingkannya dengan harga pasar pada tanggal yang sama dalam mata uang USD. Pada pengujian ini dilakukan dengan *epochs* 70 pada setiap *testing* modelnya.

Tabel 4. Perbandingan harga DOGE dan SHIB

Cryptocurrency	Harga Aktual	Harga Prediksi
DOGE	0.394	0.279
SHIB	0.0000271	0.0000319

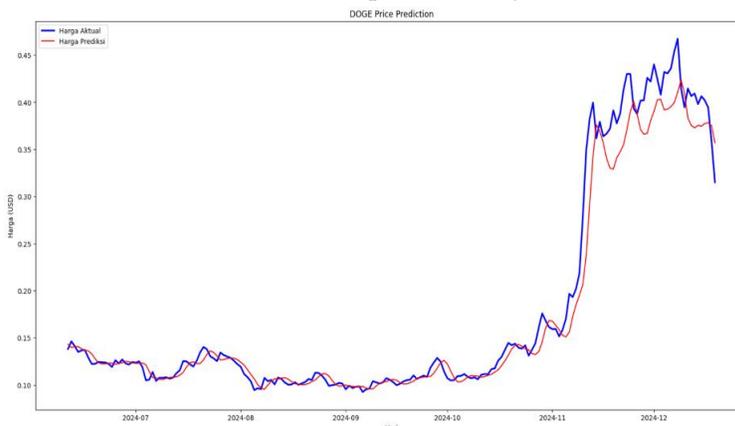
Pada Tabel 4 menginformasikan bahwa harga prediksi DOGE di tanggal 10 Desember 2024 adalah 0.279 USD, sedangkan harga aktual pada pasar adalah 0.394 USD yang mana harga prediksi dan harga aktual memiliki selisih 0.123 USD. Lalu untuk harga prediksi SHIB pada tanggal yang sama adalah 0.0000319 USD, sedangkan harga aktual pada pasar pada tanggal yang sama adalah 0.0000271 USD di mana harga prediksi dan harga aktual memiliki selisih 0.0000048 USD.

Tabel 5. Evaluasi akurasi model DOGE dan SHIB

Cryptocurrency	RMSE	MAPE
DOGE	0.0209374	5.42%
SHIB	0.0000137	5.45%

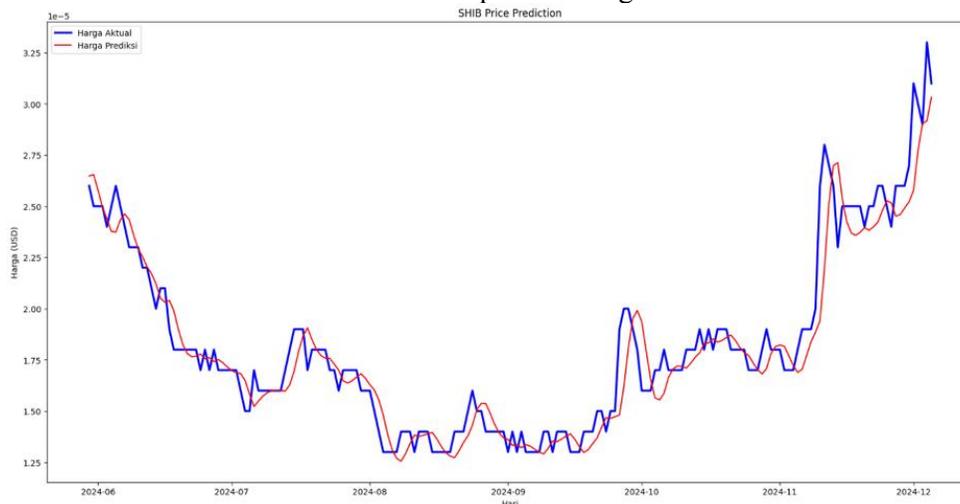
Pada Tabel 5 dimana hasil dari training model menggunakan LSTM dengan menggunakan hyperparameter yang dapat dilihat pada Tabel 3, untuk *cryptocurrency* DOGE menghasilkan nilai RMSE sebesar (0.0209374) dan nilai MAPE sebesar (5.42%), sedangkan untuk *cryptocurrency* SHIB sendiri menghasilkan nilai RMSE sebesar (0.0000137) dan nilai MAPE sebesar (5.45%).

Gambar 7. Grafik prediksi harga DOGE



Pada Gambar 7 menunjukkan perbandingan harga aktual dan harga prediksi hasil LSTM terhadap DOGE, harga aktual ditunjukkan dengan garis biru, dan harga prediksi ditunjukkan dengan garis merah. Menurut pola grafik pada Gambar 7, perbedaan harga dengan selisih harga antara harga aktual dan harga prediksi terbesar berada pada pertengahan bulan November dimana harga aktual berada pada kisaran 0.379189 USD dan harga prediksi berada pada kisaran 0.324392 USD, dengan selisih harga berada pada kisaran 0.0547967 USD ini merupakan selisih harga yang besar jika dibandingkan selisih harga pada beberapa hari sebelum atau setelahnya.

Gambar 8. Grafik prediksi harga SHIB



Pada Gambar 8 menunjukkan perbandingan harga aktual dan harga prediksi hasil LSTM terhadap SHIB, harga aktual ditunjukkan dengan garis biru, dan harga prediksi ditunjukkan dengan garis merah. Menurut pola grafik pada Gambar 8 tersebut tidak menunjukkan perbedaan yang besar atau signifikan antara harga aktual dan harga prediksi.

Berdasarkan percobaan tersebut, baik menggunakan dataset DOGE maupun SHIB, model menghasilkan hasil prediksi yang dapat dibilang baik karena menghasilkan nilai RMSE yang hampir mendekati angka 0 dengan nilai RMSE dari DOGE sebesar 0.0209374, dan nilai RMSE dari SHIB sebesar 0.0000137. Meskipun mendapatkan hasil yang baik tetapi model seperti ini belum bisa disebut sebagai algoritma yang tepat untuk memprediksi harga *cryptocurrency* secara langsung, karena harga *cryptocurrency* tidak hanya dipengaruhi oleh harga-harga sebelumnya tetapi juga terdapat faktor lain yang dapat mempengaruhi fluktuasi harga *cryptocurrency*.

Kesimpulan

Pada penelitian ini, kami berhasil membangun model prediksi harga dua *memecoin*, yaitu DOGE dan SHIB, menggunakan metode LSTM sebagai bagian dari JST. Model yang dikembangkan ini mampu mengenali pola historis serta menangkap volatilitas harga yang tinggi pada kedua aset kripto tersebut. Evaluasi yang dilakukan menggunakan metrik RMSE dan MAPE menunjukkan hasil prediksi yang cukup akurat, dengan nilai RMSE yang mendekati nol dan nilai MAPE yang rendah. Hal ini membuktikan bahwa LSTM merupakan pendekatan yang efektif dalam analisis data deret waktu untuk memprediksi harga *memecoin*.

Namun, hasil penelitian ini juga mengindikasikan bahwa model LSTM memiliki keterbatasan dalam memperhitungkan faktor eksternal yang dapat memengaruhi harga *cryptocurrency*, seperti sentimen pasar, pergerakan media sosial, atau kondisi ekonomi global. Oleh karena itu, penelitian ke depan dapat mempertimbangkan faktor-faktor tersebut untuk membuat prediksi yang lebih akurat, seperti model *Transformer* atau *Attention Mechanism*, guna meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, penambahan variabel eksternal seperti data sentimen media sosial atau volume perdagangan dapat membantu menciptakan model yang lebih komprehensif.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu investor dan pelaku pasar untuk memahami pergerakan harga *cryptocurrency* dengan lebih baik. Dengan demikian, mereka dapat membuat keputusan investasi yang lebih tepat dan mengurangi risiko kerugian.

Referensi

- Gunarto, D. M., Sa'adah, S., & Utama, D. Q. (2023). Predicting Cryptocurrency Price Using RNN and LSTM Method. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 12(1), 1–8. Sekolah Tinggi Manajemen Informatika & Komputer Atma Luhur.
- Kwon, D. H., Kim, J. B., Heo, J. S., Kim, C. M., & Han, Y. H. (2019). Time series classification of cryptocurrency price trend based on a recurrent LSTM neural network. *Journal of Information Processing Systems*, 15(3), 694–706. Korea Information Processing Society.
- Moch Farryz Rizkilloh, & Sri Widiyanesti. (2022). Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 25–31. Ikatan Ahli Informatika Indonesia (IAII).
- Seabe, P. L., Moutsinga, C. R. B., & Pindza, E. (2023). Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, and Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach. *Fractal and Fractional*, 7(2). MDPI.
- Vanderbilt, D., Xie, K., & Sun, W. (2020). AN APPLIED STUDY OF RNN MODELS FOR PREDICTING CRYPTOCURRENCY PRICES. *Issues in Information Systems*, 21(2), 135–143. International Association for Computer Information Systems.