

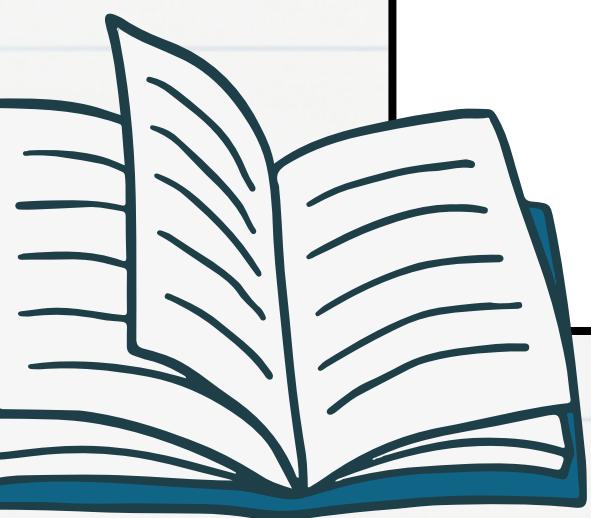
# **Optimalisasi Prediksi Harga Solana (SOL) Menggunakan Long–Short Term Memory dan mekanisme Attention**

Kent Maynard C14210173  
John Clifton C14210140  
Ferdinand Marco C14210094

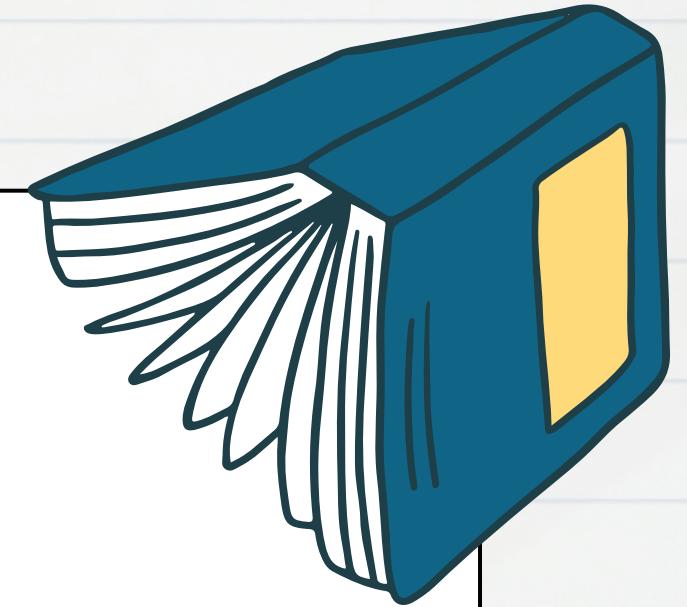


## Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan prediksi harga Solana (SOL) menggunakan model Long-Short Term Memory (LSTM) dengan mekanisme Attention. Model LSTM menangkap ketergantungan jangka panjang dan pendek dalam data harga, sedangkan mekanisme Attention memungkinkan fokus pada bagian data yang paling relevan. Prediksi harga cryptocurrency, termasuk Solana (SOL), adalah tugas yang menantang karena volatilitas dan kompleksitas pasar. Metode tradisional sering gagal menangkap perubahan harga yang cepat dan kompleks. Penelitian ini mengusulkan model LSTM dengan mekanisme Attention untuk mengatasi tantangan ini. Hasil percobaan menunjukkan bahwa model LSTM dengan mekanisme Attention meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model LSTM tradisional. Model ini lebih robust terhadap perubahan data dan lebih mudah diinterpretasikan, menjadikannya alat efektif untuk prediksi harga Solana (SOL).



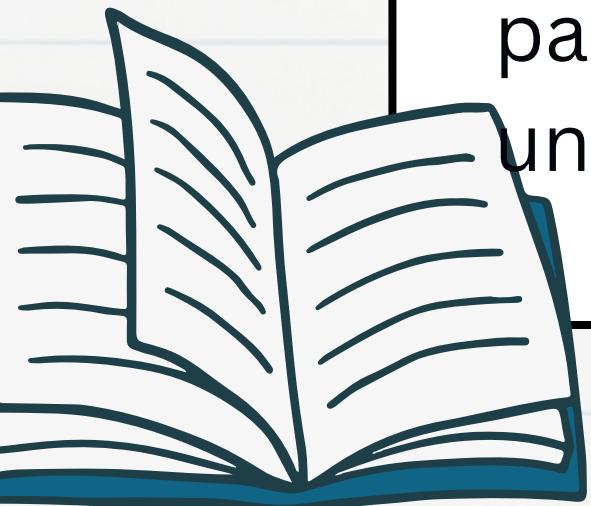
# Introduction





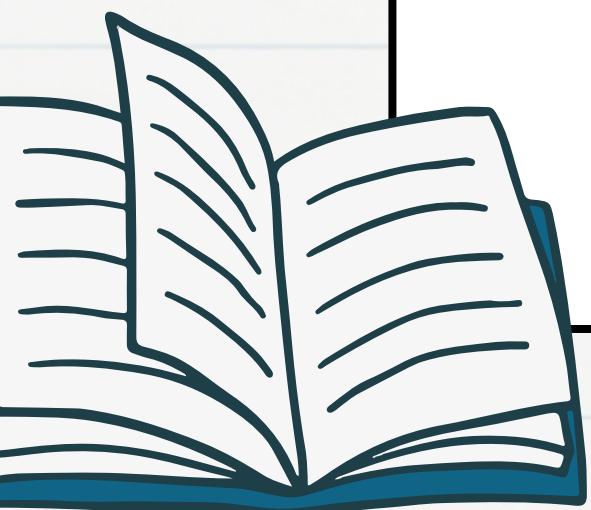
Prediksi harga cryptocurrency menarik perhatian besar karena pentingnya dalam strategi investasi. Fluktuasi harga yang besar dan tidak stasioner memotivasi kebutuhan model peramalan yang akurat. Dengan aliran informasi yang cepat dan data frekuensi tinggi, teknik Machine Learning menjadi populer untuk prediksi harga cryptocurrency, penting untuk keputusan finansial seperti optimisasi portofolio, evaluasi risiko, dan perdagangan.

Volatilitas pasar sangat mempengaruhi strategi perdagangan dan keputusan investasi, sehingga diperlukan model yang dapat memprediksi perilaku pasar dengan akurasi tinggi. Pendekatan prediksi konvensional seperti analisis teknikal dan fundamental sering tidak cukup untuk mengatasi ketidakpastian pasar ini, sehingga pendekatan yang lebih canggih dan adaptif diperlukan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal.





Solana (SOL) adalah cryptocurrency unggulan berkat teknologi blockchain inovatif dan kecepatan transaksinya yang tinggi, mencapai hingga 60 ribu transaksi per detik dengan biaya transaksi di bawah \$0,01. Namun, volatilitas harga yang tinggi membuat prediksi harga menjadi tantangan.



## Zhang, Y et al. (2021))

Penelitian lainnya mengembangkan model hibrida menggunakan GRU dan mekanisme Attention untuk prediksi harga cryptocurrency. Hasil Percobaan menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan model GRU standar. Kekurangannya Model ini mungkin terlalu kompleks dan membutuhkan sumber daya komputasi yang besar

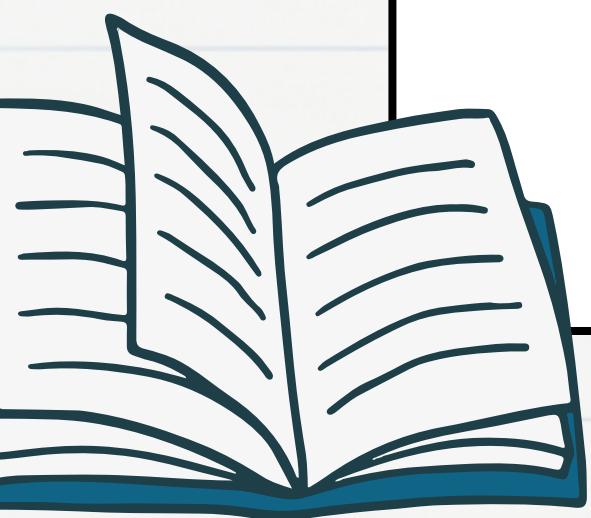
## Zoumpekas, T et al. (2020)

penelitian ini sudah melakukan prediksi pada harga penutupan cryptocurrency menggunakan metode RNN. Salah satunya adalah prediksi ETH menggunakan metode CNN-2L, CNN-3L, LSTM, GRU, BiLSTM, sLSTM yang menghasilkan model terbaik LSTM. Kekurangan penelitian ini adalah terjadinya overfitting pada model

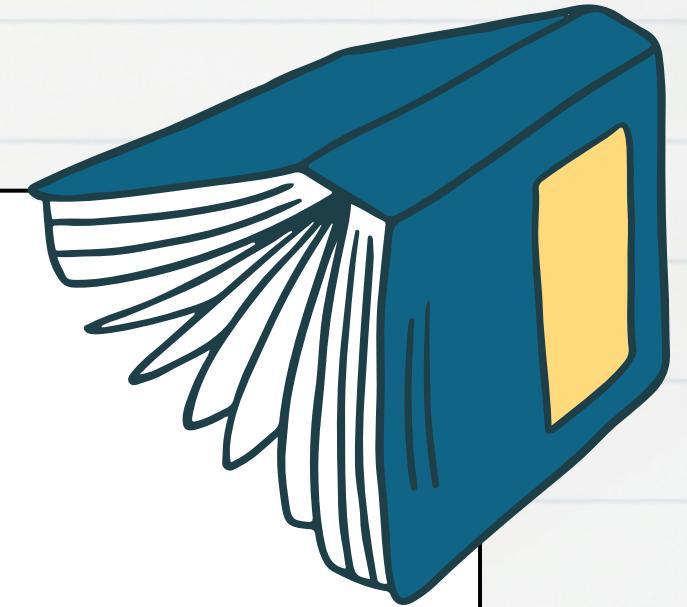


Penelitian ini bertujuan memprediksi harga Solana (SOL) menggunakan model LSTM dengan mekanisme Attention untuk mengatasi overfitting dan memaksimalkan kemampuan LSTM. Model ini diharapkan menghasilkan MAE dan RMSE lebih rendah serta MDA lebih tinggi dibandingkan LSTM tradisional. Penelitian ini diharapkan dapat menjawab pertanyaan berikut:

1. Apakah model LSTM dengan mekanisme Attention menghasilkan MAE dan RMSE lebih rendah daripada LSTM tradisional?
2. Apakah model LSTM dengan mekanisme Attention menghasilkan MDA lebih tinggi daripada LSTM tradisional?



# Datasets

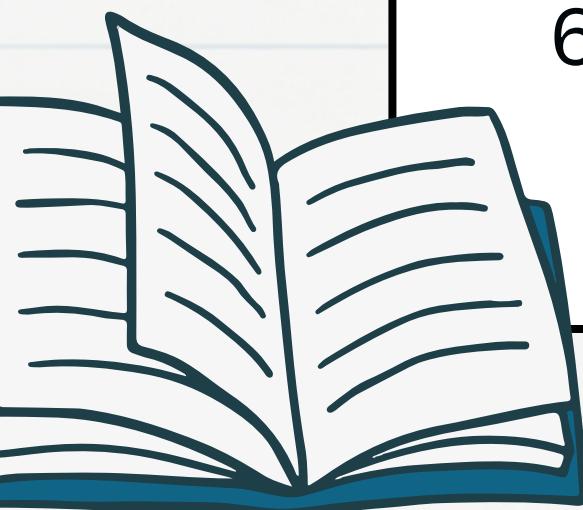




Dataset penelitian ini diambil dari exchange cryptocurrency Binance, yang menyediakan data historis komprehensif untuk berbagai cryptocurrency, termasuk Solana (SOL). Data yang digunakan memiliki resolusi 5 menit dan mencakup harga dan volume pada interval tersebut, memungkinkan analisis pergerakan harga SOL.

Dataset mencakup fitur-fitur penting seperti:

1. Harga Pembukaan (Open)
2. Harga Tertinggi (High)
3. Harga Terendah (Low)
4. Harga Penutupan (Close)
5. Volume Perdagangan (Volume)
6. Harga Rata-rata Tertimbang (Weighted Average)





Periode data awal untuk training model data dikumpulkan dari 11 Agustus 2020 hingga 31 Agustus 2022. Data ini digunakan untuk melatih model prediksi harga SOL. Untuk periode test, data yang kami gunakan sebagai time period sebagai berikut :

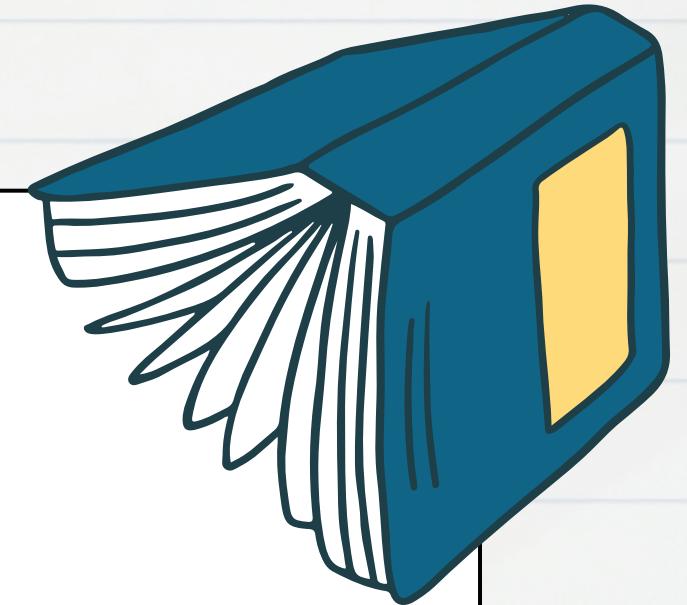
- TP 1: 1 Agustus - 31 Agustus 2023
- TP 2: 1 November -30 November 2023
- TP 3: 1 Maret - 31 Maret 2024



	open_time	open	high	low	close	volume	close_time	\
0	1597125900000	3.1846	3.4700	3.1846	3.1846	2282.99	1597126199999	
1	1597126200000	3.1655	3.1655	3.1655	3.1655	104.97	1597126499999	
2	1597126500000	3.1655	3.3564	3.1358	3.3564	237.93	1597126799999	
3	1597126800000	3.1993	3.3564	3.1500	3.1500	2308.50	1597127099999	
4	1597127100000	3.1360	3.1360	3.1360	3.1360	266.68	1597127399999	

	quote_volume	count	taker_buy_volume	taker_buy_quote_volume	ignore
0	7313.194759	34	1162.73	3737.175189	0
1	332.282535	2	0.00	0.000000	0
2	782.552151	8	30.00	100.692000	0
3	7428.434468	23	1985.96	6410.516452	0
4	836.308480	8	106.68	334.548480	0

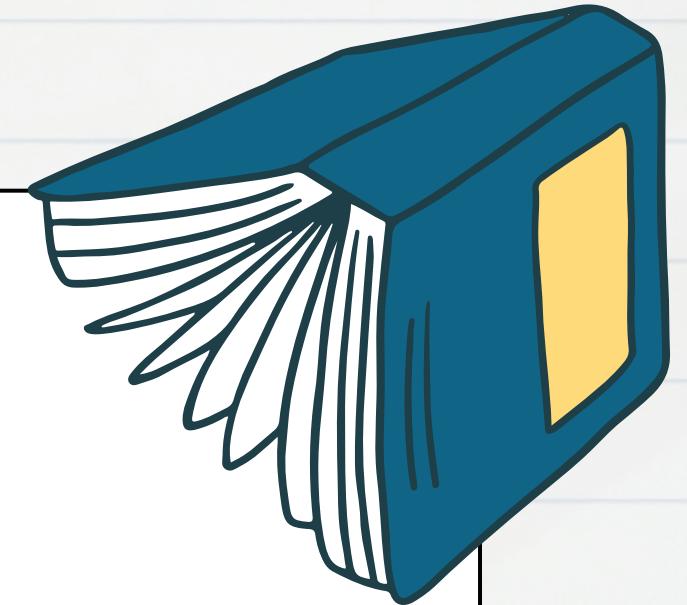
# Proposed Method



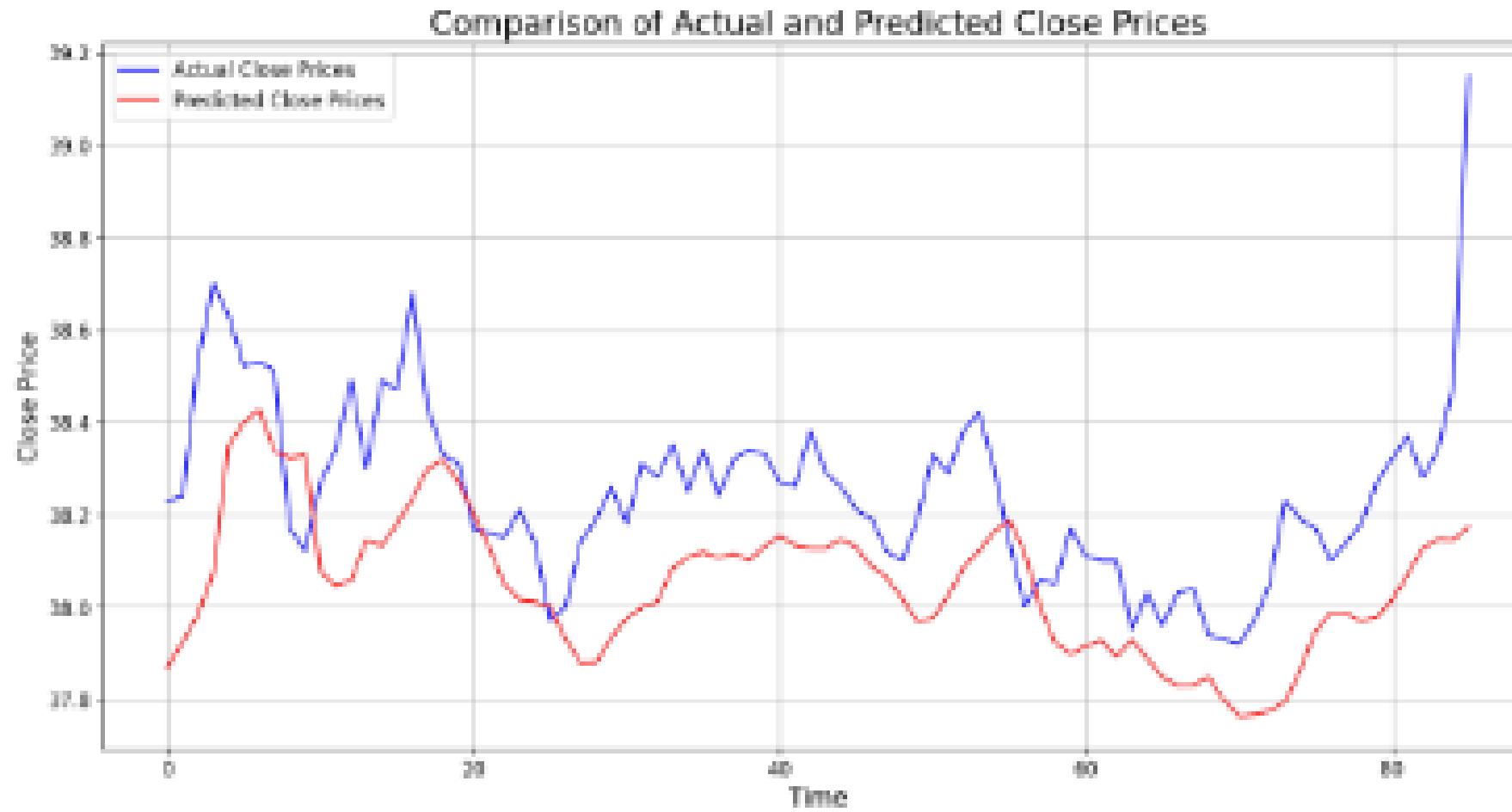
# Proposed Method

Penelitian ini mengusulkan model Long-Short Term Memory (LSTM) dengan mekanisme *Attention* untuk prediksi harga Solana (SOL). Data harga dinormalisasi menggunakan Min-Max Scaling dan metode *windowing* untuk menciptakan fitur dari data historis, memungkinkan prediksi harga penutupan setiap 30 menit berdasarkan harga open, high, low, close, dan volume. Model utama terdiri dari beberapa layer LSTM yang mengolah informasi temporal, diikuti oleh layer Attention yang menghitung skor attention tiap timestep, dan diakhiri dengan dense layer untuk prediksi harga. Model dilatih dengan fungsi loss Mean Squared Error (MSE), optimizer Adam, mini-batch, cross validation, early stopping, dan optimasi hyperparameter. Reduce learning rate diterapkan jika validation loss tidak membaik. Kinerja diuji dengan data tes dan dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Directional Accuracy (MDA).

# Hasil Penelitian



# Hasil Penelitian



*Figure 2 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM model periode 1*

# Hasil Penelitian

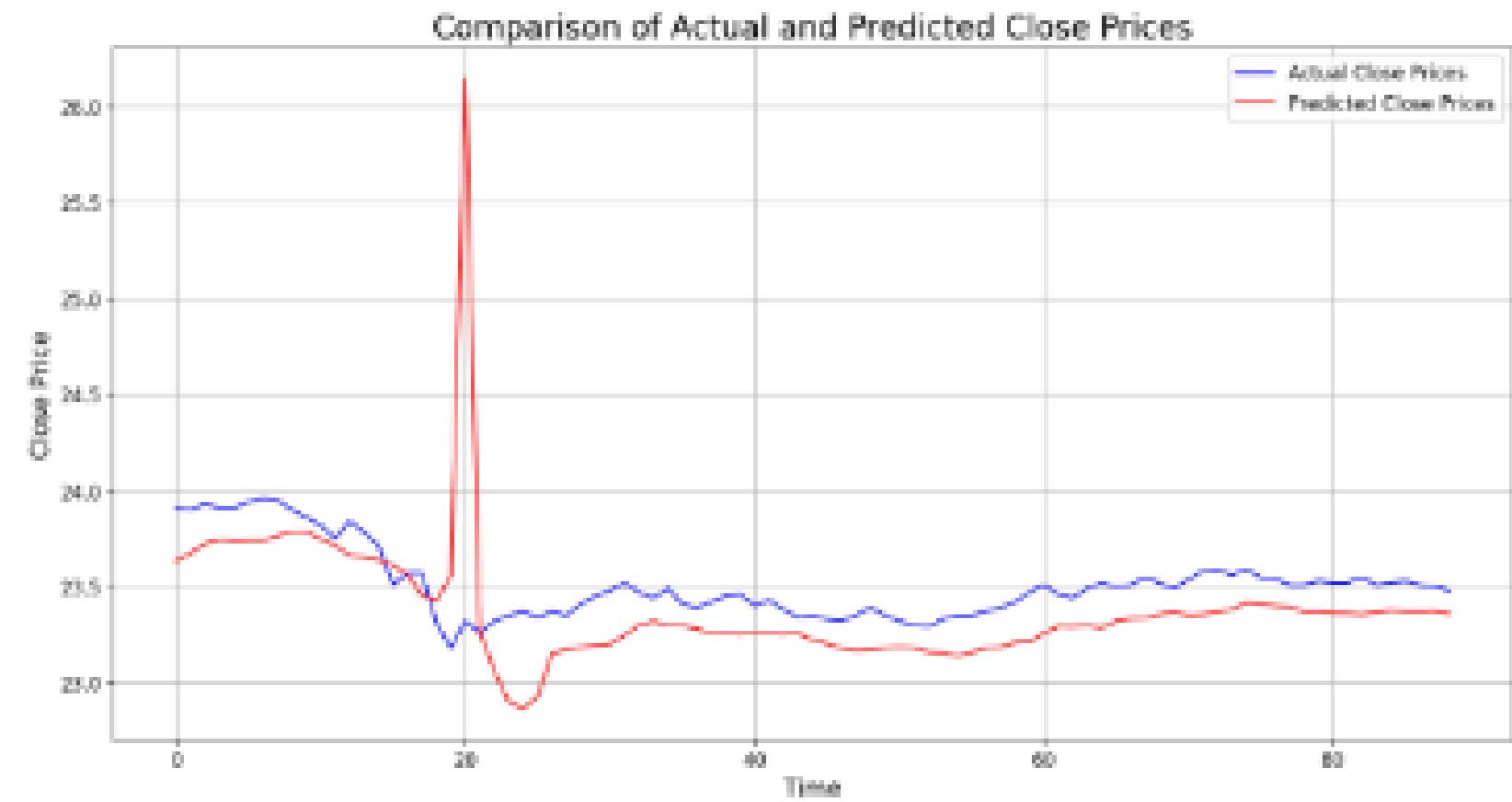


Figure 3 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM model periode 2

# Hasil Penelitian

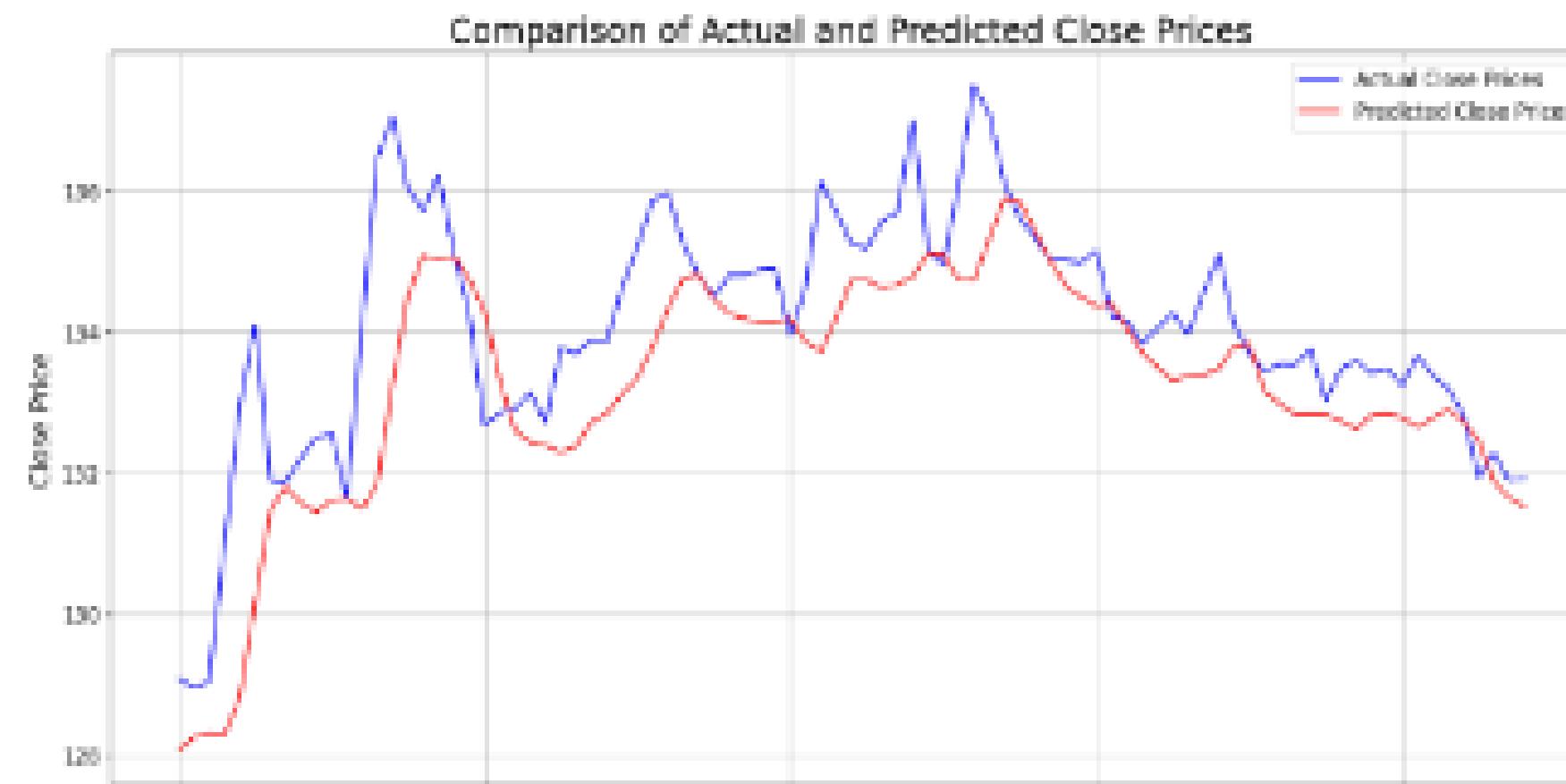
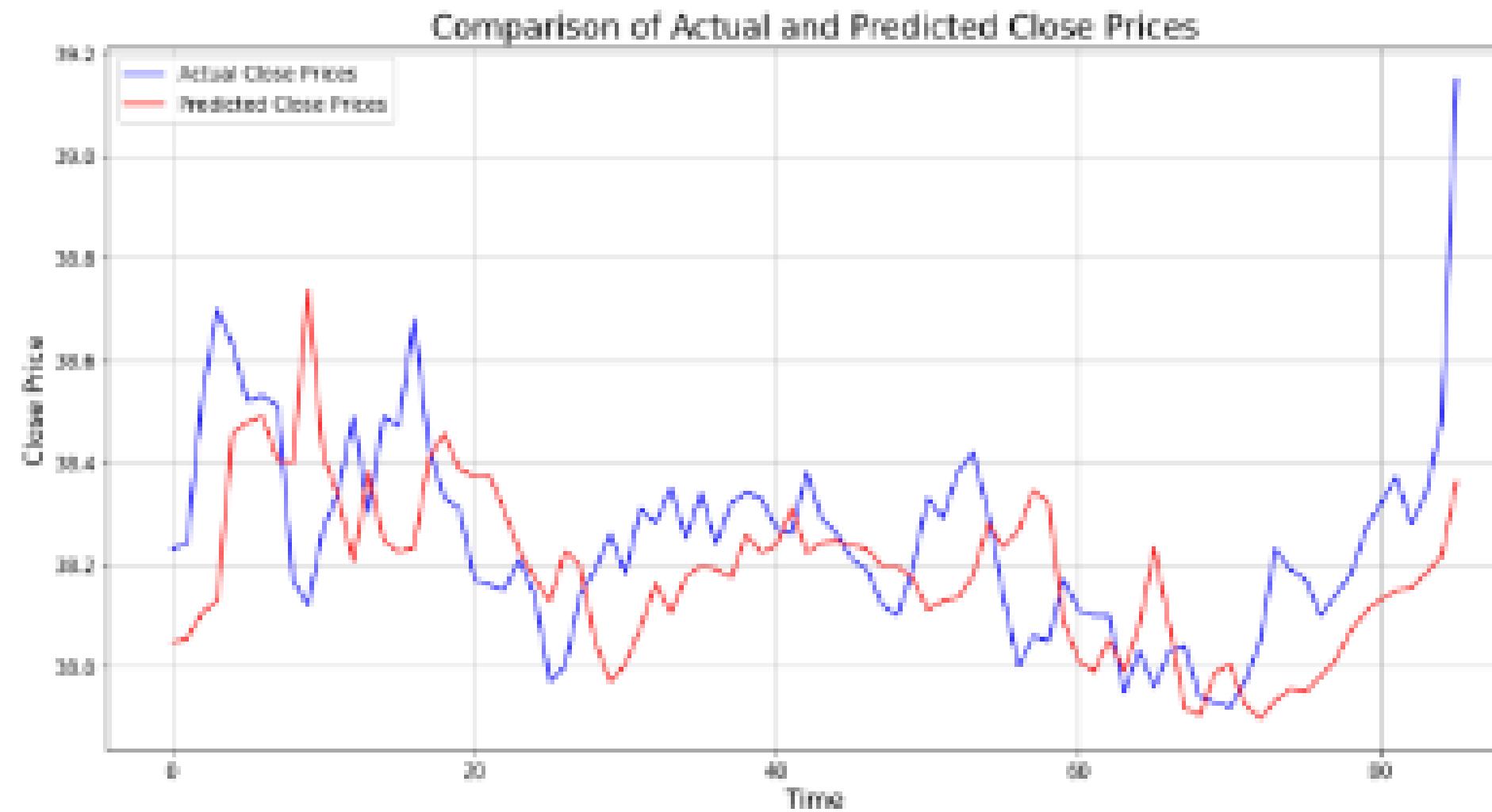


Figure 4 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM model periode 3

# Hasil Penelitian



*Figure 5 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM attention model periode 1*

# Hasil Penelitian

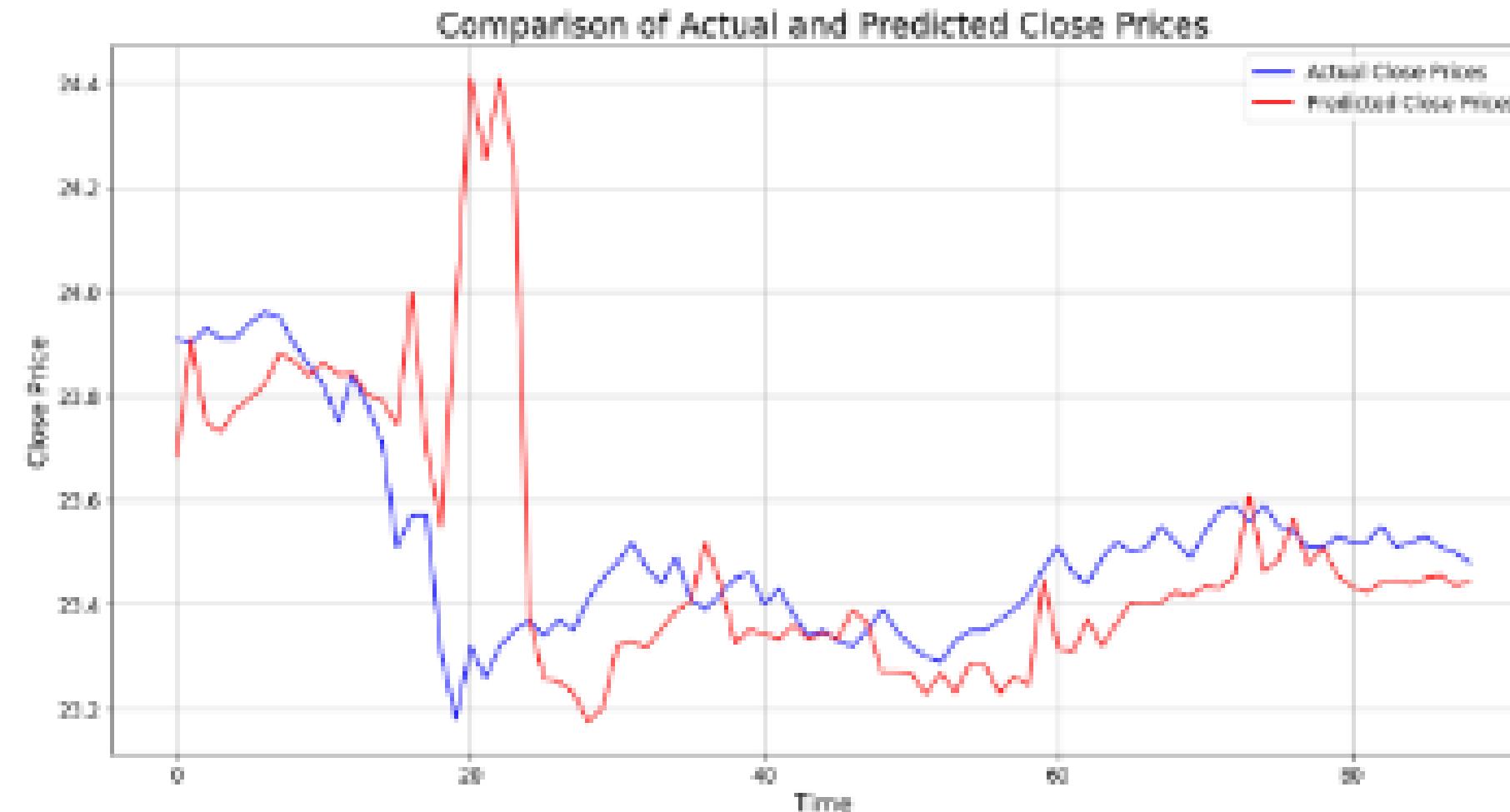
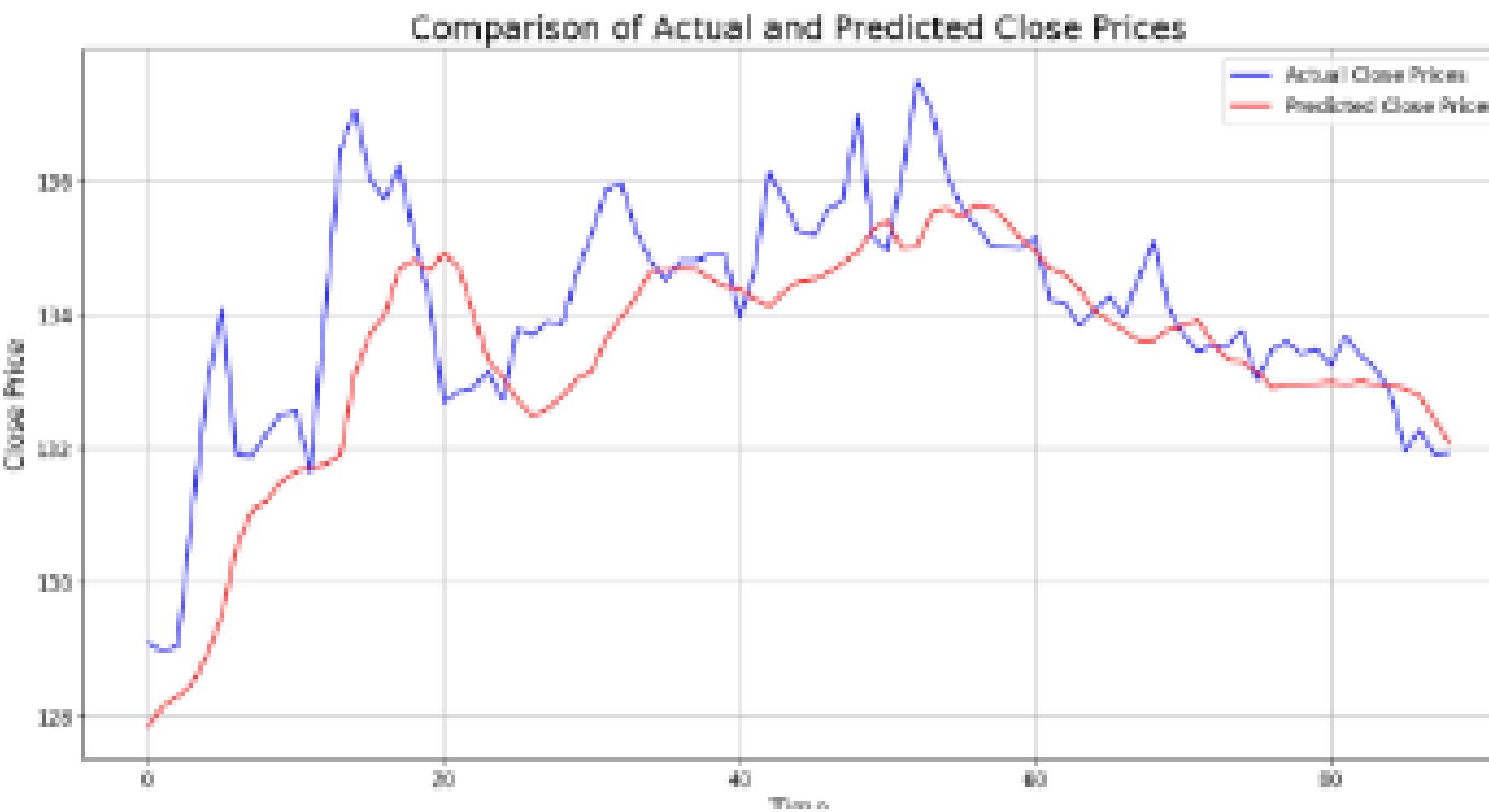


Figure 6 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM attention model periode 2

# Hasil Penelitian



*Figure 7 perbandingan harga asli dengan harga prediksi  
LSTM attention model periode 3*

# LSTM

## TEST 1

MAE: 2438.35

RMSE: 10350.09

MDA: 10.79%

## TEST 2

MAE: 1557.52

RMSE: 7906.49

MDA: 36.37%

## TEST 3

MAE: 3512.92

RMSE: 9684.61

MDA: 26.92%



# LSTM ATTENTION

## TEST 1

MAE: 2613.05

RMSE: 10373.57

MDA: 11.99%

## TEST 2

MAE: 1494.00

RMSE: 7937.32

MDA: 30.59%

## TEST 3

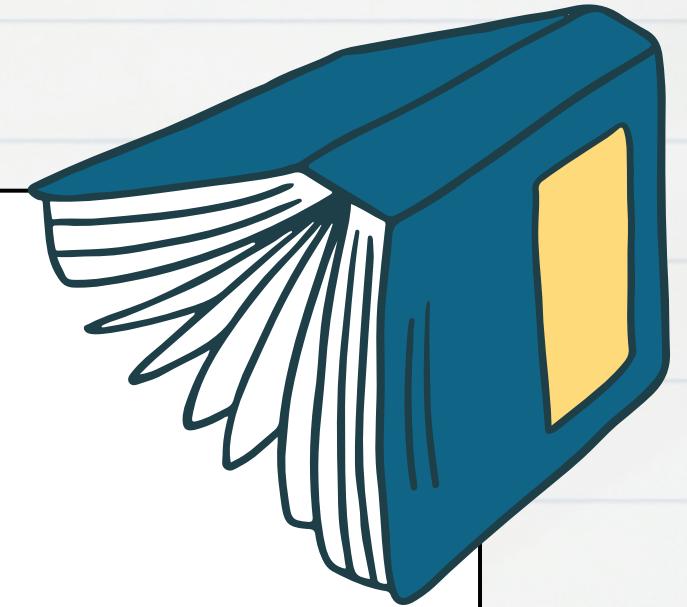
MAE: 4815.44

RMSE: 12429.75

MDA: 35.52%

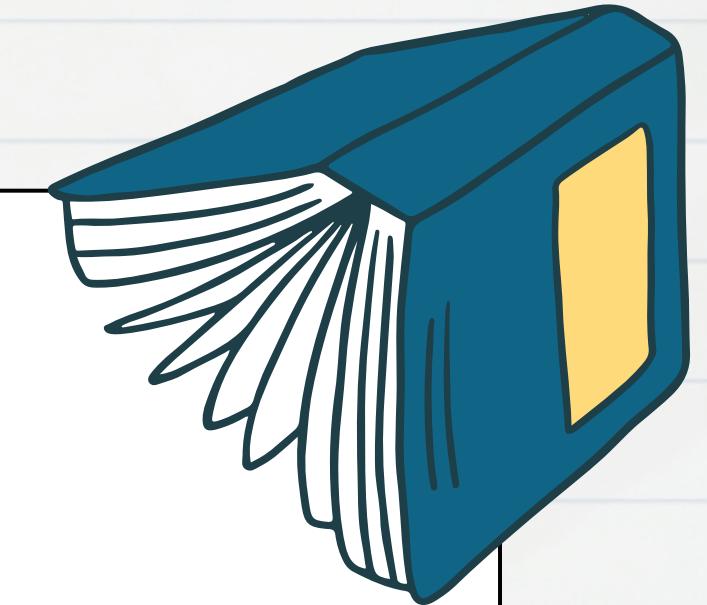


# Kesimpulan



Secara keseluruhan, hasil eksperimen menunjukkan bahwa penambahan mekanisme Attention pada model LSTM memberikan peningkatan pada kemampuan model dalam memprediksi arah perubahan harga, meskipun kesalahan prediksi (MAE dan RMSE) masih menunjukkan variasi tergantung pada periode waktu. Performa model LSTM dengan mekanisme Attention lebih baik dalam periode pengujian kedua dan ketiga dibandingkan dengan model LSTM tradisional, menunjukkan bahwa mekanisme Attention dapat membantu model menangkap informasi yang lebih relevan dan meningkatkan akurasi prediksi dalam kondisi pasar yang beragam.

# Daftar Pustaka



1. [1] Bouteska, A., Abedin, M. Z., Hajek, P., & Yuan, K. (2024). Cryptocurrency price forecasting—A comparative analysis of ensemble learning and deep learning methods. *International Review of Financial Analysis*, 92. DOI: [10.1016/j.irfa.2023.103055](https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.103055).
2. [2] Oyedele, A. A., Ajayi, A. O., Oyedele, L. O., Bello, S. A., & Jimoh, K. O. (2023). Performance evaluation of deep learning and boosted trees for cryptocurrency closing price prediction. *Expert Systems with Applications*, 213. DOI: [10.1016/j.eswa.2022.119233](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119233)
3. [3] Cui, S., Zhao, G., Gao, Y., Tavu, T., & Huang, J. (2022, November). Vrust: Automated vulnerability detection for solana smart contracts. In *Proceedings of the 2022 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security* (pp. 639–652)
4. [4] Zoumpekas, T., Houstis, E., & Vavalis, M. (2020). ETH analysis and predictions utilizing deep learning. *Expert Systems with Applications*, 113866. DOI: [10.1016/j.eswa.2020.113866](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113866)

1. [5] 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. DOI: 10.3745/JIPS.03.0120.
2. [6] Minotti, G. (2023). Cryptocurrencies Price Prediction using LSTM Neural Network model. Retrieved from  
<http://dspace.unive.it/bitstream/handle/10579/22912/882161-1260356.pdf?sequence=2>
3. [7] Zhang, Y., Wang, X., Li, J., & Yang, J. (2021). A hybrid model for cryptocurrency price prediction using GRU and attention mechanism. *Journal of Financial Data Science*, 4(2), 56-69.  
<https://doi.org/10.3905/jfds.2021.4.2.56>
4. [8] Chen, K., Tan, T., & Sze, N. (2020). Application of LSTM Neural Network for Next-Day Stock Price Prediction. *Journal of Financial Data Science*, 2(3), 45-56. <https://doi.org/10.3905/jfds.2020.1.023>
5. [9] Binance. (n.d.). Historical Market Data. Retrieved from  
<https://www.binance.com/en/markets>.

Thankyou

