



Prediksi Harga Mata Uang Kripto XRP Menggunakan Metode Deep Learning LSTM dan GRU

Muhammad Syahrul Ramadhan A.S. Dapubeang^{1*}, Edwin U. Malahina²,

^{1,2}STIKOM UYELINDO Kupang, Indonesia

Alamat: Jl. Perintis Kemerdekaan 1 Kupang, Indonesia

Email Author :¹Sdapubeang@gmail.com, ²edwinariesto@gmail.com

Article Info

Article history:

Received Maret 28, 2025

Revised April 13, 2025

Accepted April 28, 2025

Keywords:

Deep Learning

GRU

LSTM

Prediction

XRP

ABSTRACT

This study aims to predict the price of the XRP cryptocurrency using deep learning methods, specifically Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU). Given that high price volatility can pose challenges for investors, this study analyzes and compares the effectiveness of the two models in processing complex time series data. In addition, this study also evaluates the influence of external factors such as price volatility and market sentiment on prediction accuracy. It is hoped that the results of the study can provide valuable insights for investors and traders in formulating more appropriate investment strategies, as well as contributing to the development of new methods in financial data analysis and crypto price prediction, so that this study is relevant to both academics and practitioners in the financial industry

Corresponding Author:

Muhammad Syahrul Ramadhan A.S. Dapubeang,

STIKOM UYELINDO Kupang, Indonesia

Jl. Perintis Kemerdekaan 1 Kupang, Indonesia

Email: Sdapubeang@gmail.com



Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga mata uang kripto XRP dengan menggunakan metode deep learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Mengingat volatilitas harga yang tinggi dapat menimbulkan tantangan bagi investor, penelitian ini menganalisis dan membandingkan efektivitas kedua model dalam memproses data deret waktu yang kompleks. Selain itu, penelitian ini juga mengevaluasi pengaruh faktor eksternal seperti volatilitas harga dan sentimen pasar terhadap akurasi prediksi. Diharapkan hasil penelitian dapat memberikan wawasan berharga bagi investor dan trader dalam merumuskan strategi investasi yang lebih tepat, serta berkontribusi pada pengembangan metode baru dalam analisis data keuangan dan prediksi harga kripto, sehingga penelitian ini relevan baik bagi kalangan akademisi maupun praktisi di industri keuangan.

Kata kunci: Deep Learning, GRU, LSTM, Prediksi, XRP

1. LATAR BELAKANG

Perkembangan mata uang kripto dalam beberapa tahun terakhir telah menjadi fenomena global yang menarik perhatian banyak orang, terutama di kalangan investor dan *trader*. XRP, sebagai salah satu mata uang kripto yang paling dikenal, menawarkan solusi inovatif dalam hal kecepatan transaksi dan biaya yang rendah, menjadikannya pilihan menarik untuk berbagai aplikasi, termasuk transfer uang lintas negara. Namun, fluktuasi harga XRP yang menunjukkan tingkat volatilitas yang sangat tinggi menyebabkan fluktuasi nilai yang signifikan dalam waktu yang relatif singkat. Volatilitas ini menimbulkan tantangan besar bagi para investor yang ingin memanfaatkan potensi keuntungan yang ditawarkan oleh pasar kripto. Fluktuasi harga mata uang kripto dapat menyebabkan keuntungan atau kerugian finansial yang besar, menyoroti perlunya model prediksi yang efektif (Lian, 2024). Selain itu, perkembangan teknologi *blockchain* dan adopsi yang semakin meluas membuat analisis terhadap pergerakan harga mata uang kripto menjadi semakin penting (Hamayel et al., 2021).

Prediksi harga mata uang kripto, khususnya XRP, sangat penting karena dapat memberikan informasi berharga bagi investor dan trader dalam merencanakan strategi investasi mereka. Dalam konteks pasar yang sangat *volatile*, kemampuan untuk memprediksi kapan harga akan naik atau turun dapat menghasilkan keuntungan yang signifikan. Model prediksi harga yang akurat dapat memberdayakan investor untuk membuat keputusan yang tepat, yang pada akhirnya mengarah pada hasil perdagangan yang lebih baik (McNally et al., 2018). Oleh karena itu, penelitian dalam bidang ini tidak hanya relevan bagi akademisi, tetapi juga bagi praktisi di industri keuangan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan berbasis analisis sentimen dari berita dapat meningkatkan akurasi prediksi harga kripto (Vo, 2019). Dengan memanfaatkan teknologi yang tepat, investor dapat meningkatkan peluang mereka untuk sukses di pasar yang penuh risiko ini.

Metode *deep learning*, terutama *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU), sangat relevan untuk penelitian ini karena kemampuan mereka dalam menganalisis data deret waktu yang kompleks. LSTM dan GRU dirancang untuk menangkap dependensi jangka panjang dalam data, yang sangat penting dalam memprediksi harga mata uang kripto yang dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal, seperti berita pasar, sentimen sosial, dan pergerakan harga historis. Arsitektur pembelajaran mendalam, khususnya LSTM dan GRU, telah terbukti efektif dalam memodelkan sifat sekuensial data deret waktu keuangan (Wu et al., 2024). Selain itu, penelitian lain juga mendukung penggunaan model *deep learning* dalam konteks prediksi harga kripto, menunjukkan bahwa mereka sering kali lebih akurat dibandingkan dengan metode tradisional (Lian, 2024).

Meskipun terdapat berbagai metode yang telah diterapkan untuk memprediksi harga mata uang kripto, banyak dari metode tersebut menghadapi tantangan yang signifikan. Metode statistik tradisional sering kali tidak dapat menangkap kompleksitas dan dinamika pasar yang cepat berubah, menyebabkan model yang dihasilkan kurang akurat. Metode peramalan tradisional kesulitan untuk secara efektif memprediksi *fluktuasi* cepat yang melekat di pasar mata uang kripto (Vo, 2019). Selain itu, tantangan lain yang dihadapi dalam memprediksi harga kripto adalah keterbatasan dalam data yang tersedia dan kualitas data yang sering kali tidak konsisten (Hamayel et al., 2021). Oleh karena itu, penggunaan metode *deep learning* menjadi pilihan yang menarik. Dengan kemampuan untuk belajar dari data besar dan kompleks, LSTM dan GRU dapat mengatasi beberapa keterbatasan yang ada, menghasilkan model yang lebih akurat untuk memprediksi harga XRP. Integrasi teknik pembelajaran mesin tingkat lanjut secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi di pasar yang bergejolak (McNally et al., 2018). Dengan pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan model prediksi harga yang lebih efektif dan efisien di pasar mata uang kripto.

2. KAJIAN TEORITIS

Prediksi Harga Cryptocurrency dan Penelitian Terdahulu

Prediksi harga *cryptocurrency* telah menjadi fokus utama dalam berbagai studi selama beberapa tahun terakhir. McNally et al. (2018) meneliti penggunaan *machine learning* dalam memprediksi harga Bitcoin dan menunjukkan bahwa pendekatan ini lebih efektif dibandingkan metode statistik tradisional. Seabe et al. (2023) mengkaji penerapan LSTM, GRU, dan Bi-LSTM dalam menghadapi volatilitas tinggi pasar kripto, dan menyimpulkan bahwa model *deep learning* mampu menangkap pola temporal yang kompleks dalam data harga.

Hamayel (2023) menyatakan bahwa penggunaan kombinasi beberapa algoritma *deep learning* dapat meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan. Nanda et al. (2023) menyoroti tantangan investor dalam menghadapi *fluktuasi* harga kripto yang tinggi, dan menyarankan penggunaan pendekatan analitik yang tepat sebagai solusi. Sementara itu, Haryadi et al. (n.d.) menunjukkan bahwa *Support Vector Regression* (SVR) cukup andal dalam prediksi harga Polkadot. Wu et al. (2024) menekankan pentingnya evaluasi komprehensif terhadap model *deep learning* yang digunakan dalam prediksi harga kripto.

Cryptocurrency

Cryptocurrency adalah aset digital berbasis teknologi *blockchain* dengan volatilitas harga yang tinggi. Harga mata uang kripto seperti Bitcoin, Ethereum, dan XRP dapat berubah secara drastis dalam waktu singkat. Menurut Vo (2019), sistem prediksi pergerakan pasar kripto sangat penting untuk membantu investor

membuat keputusan yang tepat. Faktor-faktor eksternal seperti berita ekonomi, regulasi, dan sentimen sosial sangat memengaruhi fluktuasi harga (McNally et al., 2018).

#	Mata Uang	Harga	Perubahan 24 Jam	Perubahan 7 Hari	Market Cap	Vol. 24 Jam	Salah Satu
1	Bitcoin (BTC)	Rp1.783.495,7	+0,38%	+1,95%	Rp35,11T	Rp800,59B	44,87%
2	Ethereum (ETH)	Rp42.443,42	+2,22%	+6,85%	Rp5,12T	Rp263,45B	16,98%
3	Tether USD (USDT)	Rp16.257,3	-0,01%	-0,01%	Rp2,56T	Rp978,50B	62,20%
4	XRP (XRP)	Rp37.790	+2,29%	+6,14%	Rp2,23T	Rp47,72B	3,43%
5	BNB (BNB)	Rp10.760,65	+0,44%	+1,84%	Rp1,52T	Rp24,23B	5,56%
6	Solana (SOL)	Rp2.407,910	+1,73%	+5,76%	Rp1,32T	Rp62,71B	4,00%
7	USDC (USDC)	Rp16.250,7	-0,02%	+0,00%	Rp1,01T	Rp34,35B	8,60%
8	TRON (TRX)	Rp4.870,05	+0,30%	+2,31%	Rp443,12B	Rp5,32B	0,30%
9	Dogecoin (DOGE)	Rp2.7826,98	+1,75%	+0,49%	Rp407,20B	Rp15,44B	0,91%
10	Cardano (ADA)	Rp9.581,7	+2,50%	+8,28%	Rp338,92B	Rp8,77B	0,57%

Sumber: Diolah dari data pasar (2025)

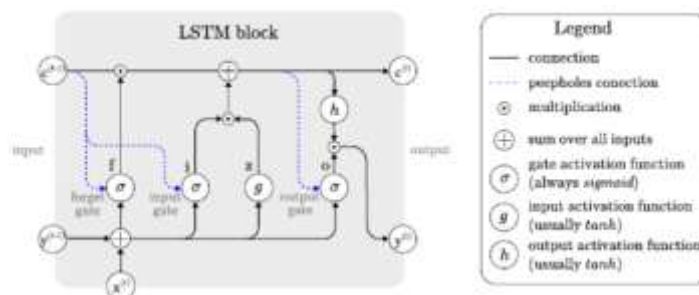
Gambar 1. Mata uang kripto

Deep Learning

Deep learning merupakan bagian dari kecerdasan buatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk mengekstraksi pola kompleks dari data. Model seperti LSTM dan GRU sangat efektif untuk data deret waktu, seperti harga kripto, karena mampu mengenali tren tersembunyi dan dinamika *non-linear* (Wu et al., 2024). Keunggulan utama *deep learning* adalah kemampuannya mengekstraksi fitur tanpa perlu rekayasa fitur manual, menjadikannya sangat relevan dalam dunia keuangan yang dinamis.

a) LSTM (Long Short-Term Memory)

LSTM adalah jenis jaringan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi keterbatasan RNN dalam menangani *long-term dependencies*. Model ini menggunakan tiga gerbang utama: *input*, *forget*, dan *output* untuk mengatur aliran informasi (Birim et al., 2022). Kemampuan ini menjadikan LSTM sangat cocok dalam menangani data berurutan seperti harga kripto (Vo, 2019).

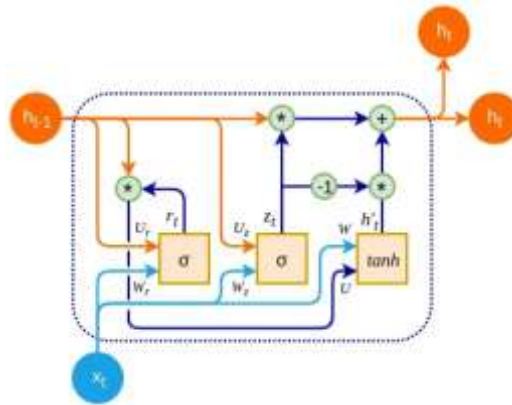


Sumber: Birim et al., 2022

Gambar 2. Arsitektur LSTM

b) GRU (Gated Recurrent Unit)

GRU merupakan alternatif LSTM dengan arsitektur lebih sederhana, hanya menggunakan dua gerbang: *update* dan *reset*. Meskipun lebih ringan secara komputasi, GRU tetap mempertahankan kemampuan menangkap pola temporal secara efektif (Luo et al., 2022; Hamayel et al., 2021). GRU cocok untuk aplikasi prediksi *real-time* seperti pasar kripto karena efisiensi memori dan waktu pelatihannya.



Sumber: Hamayel et al., 2021

Gambar 3. Arsitektur GRU

Platform Pengembangan Google Colab dan Python

Google Colab adalah platform cloud yang menyediakan lingkungan Python interaktif dengan akses ke GPU/TPU, sangat ideal untuk eksperimen pembelajaran mesin (Haryadi et al., 2022). Python sendiri merupakan bahasa pemrograman populer untuk AI dan data science karena kemudahan sintaksis dan dukungan pustaka seperti TensorFlow dan PyTorch (Vo, 2019).



Sumber: Dokumentasi Google Colab (2024)

Gambar 4. Google colab



Sumber: python.org

Gambar 5. Python

Evaluasi Model Prediksi

Evaluasi performa model dilakukan dengan tiga metrik umum:

Mean Absolute Error (MAE)

Mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi.

Rumus :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

(Suryanto, 2019)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mengukur kesalahan dalam bentuk persentase.

Rumus:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

(Putra et al., 2022)

Root Mean Squared Error (RMSE)

Memberikan penalti lebih besar pada kesalahan besar.

Rumus:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

(Suryanto, 2019)

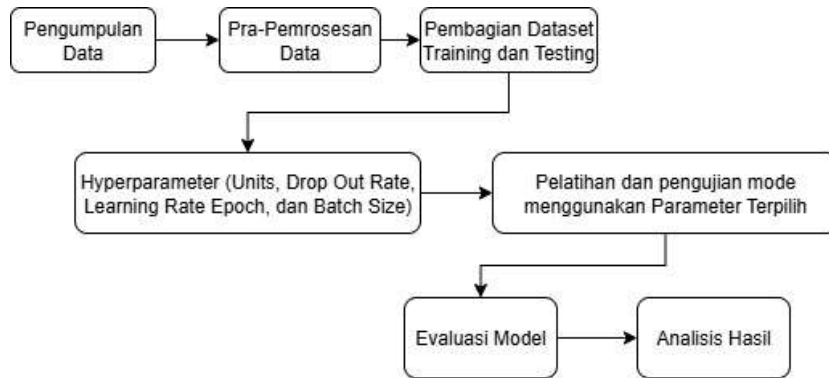
Metrik-metrik ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa model prediksi dan membantu dalam pemilihan metode terbaik.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis eksperimen dengan metode simulasi *deep learning* untuk memprediksi harga mata uang kripto XRP. Tujuan utama adalah membandingkan performa dua model *deep learning*, yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *Gated Recurrent Unit (GRU)*, dalam memprediksi harga berdasarkan data *historis*.

Desain dan Alur Penelitian

Langkah-langkah utama dalam penelitian ini terdiri dari: pengumpulan data harga XRP, pra-pemrosesan data, pembentukan dataset *time series*, pelatihan model, dan evaluasi hasil prediksi. Diagram alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Sumber: Penulis, 2025

Gambar 6. Tahap penelitian

Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui *platform* KuCoin, yang menyediakan data *historis* harga harian mata uang kripto XRP/USDT. Data mencakup harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume transaksi. Dataset ini mencakup periode 1 Januari 2020 hingga 9 Juni 2025, dan disimpan dalam format CSV untuk memudahkan analisis dengan perangkat lunak Python.

Sebelum digunakan, data melalui proses pembersihan (menghapus nilai kosong/anomali) dan pra-pemrosesan untuk memastikan kelayakan data dalam pelatihan model. Struktur variabel dijelaskan pada Tabel 1 dan contoh datanya ditampilkan pada Gambar 7.

Tabel 1. Spesifikasi dataset

Nama Variabel	Deskripsi Variabel	Tipe Data
Timestamp	Date	Date
Open	Opening Price	Number
Hight	Highest Price	Number
Low	Lowest Price	Number
Close	Closing Price	Number

timestamp	open	high	low	close	volume
2020-01-01	0.19293	0.19524	0.19227	0.19299	1.420010e+06
2020-01-02	0.19299	0.19299	0.18579	0.18740	2.207670e+06
2020-01-03	0.18743	0.19387	0.18461	0.19338	4.227488e+06
2020-01-04	0.19340	0.19353	0.19118	0.19315	1.402808e+06
2020-01-05	0.19304	0.19712	0.19000	0.19458	3.106214e+06
...
2025-06-05	2.20085	2.22665	2.05878	2.09376	3.609955e+07
2025-06-06	2.09376	2.19104	2.08120	2.16956	2.072730e+07
2025-06-07	2.15952	2.19098	2.14770	2.17667	1.289558e+07
2025-06-08	2.17667	2.29494	2.16648	2.26689	2.473113e+07
2025-06-09	2.26704	2.31361	2.22253	2.29559	1.594580e+07

1987 rows x 5 columns

Sumber: Dataset KuCoin (2025)

Gambar 7. Contoh dataset

Pra-Pemrosesan Data

Dataset yang digunakan berisi 1.988 observasi harga harian XRP dari tanggal 1 Januari 2020 hingga 9 Juni 2025, mencakup variabel seperti tanggal, harga pembukaan, tertinggi, terendah, penutupan, dan volume transaksi. Harga penutupan (*closing price*) digunakan sebagai variabel utama dalam pemodelan deret waktu.

Pra-pemrosesan dilakukan melalui dua tahap utama:

1. Pembersihan Data

Meliputi penghapusan data yang tidak relevan, *outlier*, serta penanganan nilai hilang (*missing values*). Proses ini juga mencakup normalisasi harga untuk mengurangi skala yang beragam, memudahkan pelatihan model, dan meningkatkan akurasi prediksi (Vo, 2019; Lian, 2024; Hamayel et al., 2021).

2. Normalisasi Data

Data dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk mempercepat proses pelatihan dan menghindari bias skala antar fitur (Wu et al., 2024; Haryadi et al., n.d.).

Visualisasi data setelah pembersihan dan normalisasi ditampilkan pada Gambar 8 dan Gambar 9.



Sumber: Hasil olahan data KuCoin, diolah oleh peneliti (2025)

Gambar 8. Grafik Harga Harian XRP (2020–2025)



Sumber: Hasil analisis data KuCoin dengan Python, diolah oleh peneliti (2025)

Gambar 9. Tren Komponen Harian XRP

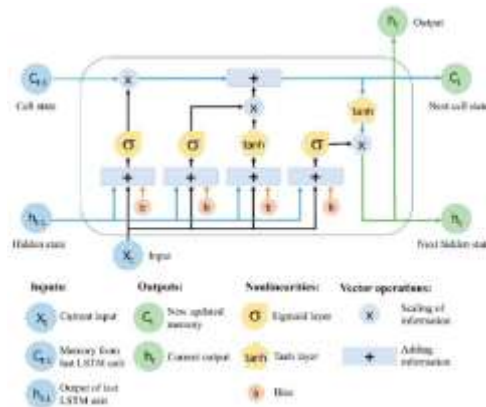
Pengembangan Model

Pengembangan model dilakukan setelah tahapan pra-pemrosesan selesai, dengan merancang arsitektur *deep learning* berbasis LSTM (*Long Short-Term Memory*) dan GRU (*Gated Recurrent Unit*) untuk mempelajari pola harga *historis* XRP dan memprediksi harga di masa mendatang.

Arsitektur LSTM

Model LSTM memiliki tiga gerbang utama: *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, serta *cell state* sebagai memori jangka panjang. Ketiga gerbang tersebut dikendalikan oleh fungsi aktivasi *sigmoid*, sedangkan *cell state* diproses melalui aktivasi *tanh* (Shahid et al., 2020; Ayoobi et al., 2021).

Rumus pemrosesan LSTM melibatkan kombinasi bobot (W), bias (b), dan *state* sebelumnya ($ht-1, Ct-1$). Diagram arsitektur LSTM ditampilkan pada Gambar 10.



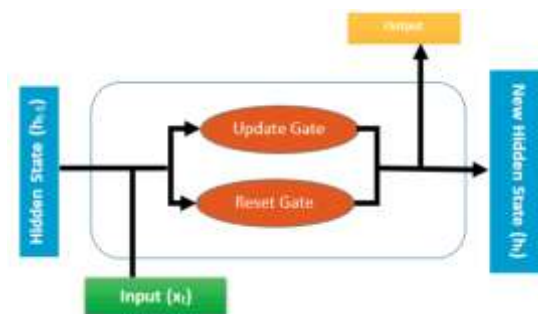
Sumber: Diadaptasi dari Ayoobi et al., 2021

Gambar 10. Arsitektur LSTM yang digunakan

Arsitektur GRU

GRU merupakan varian sederhana dari LSTM dengan dua gerbang: *update gate* (z_t) dan *reset gate* (r_t). Gerbang ini berfungsi untuk mengatur informasi lama yang dipertahankan atau dihapus, dengan arsitektur lebih efisien secara komputasi. GRU efektif untuk menangani data sekuensial dengan dimensi rendah (Yang et al., 2020; Lai et al., 2021).

Ilustrasi struktur GRU dapat dilihat pada Gambar 11.



Sumber: Diadaptasi dari Lai et al., 2021

Gambar 11. Gambar 3.5 Arsitektur GRU yang digunakan

Parameter Model

Model dilatih dengan parameter konfigurasi pada tabel 2 berikut:

Tabel 2. Konfigurasi Parameter Model *Deep Learning* (LSTM dan GRU)

Parameter	Nilai yang Digunakan
Optimizer	Adam (Kingma dan Ba, 2014)
Loss Function	MSE, RMSE, dan MAPE
Epoch	50, 100, dan 150
Batch Size	32, 64, dan 128
Units (Neuron)	50, 100, dan 150

Pelatihan Model

Tahap ini bertujuan untuk melatih model LSTM dan GRU dalam mengenali pola hubungan *temporal* dari data *historis* harga XRP.

1. Proses Pelatihan Model

Dataset pelatihan digunakan sebagai *input* dan label (harga aktual), yang digunakan oleh model untuk menyesuaikan bobot dan bias melalui perhitungan *error* pada setiap *epoch*. Proses ini dibantu oleh *optimizer* Adam untuk mempercepat konvergensi.

2. Pembagian Data dan Validasi

Dataset dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Gambar 12 menunjukkan visualisasi pembagian ini, di mana data pelatihan ditandai dengan warna hijau dan data pengujian dengan warna merah.



Sumber: Visualisasi Data oleh Peneliti (2025)

Gambar 12. Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian

3. Pencegahan Overfitting

Validasi dilakukan selama pelatihan untuk memantau performa model. Jika performa menurun pada data validasi, ini menunjukkan *overfitting*. Untuk mengatasinya, digunakan *callback* seperti:

- 1) *Early Stopping*: menghentikan pelatihan jika performa validasi stagnan/memburuk.
- 2) Model *Checkpoint*: menyimpan bobot terbaik berdasarkan metrik validasi (MAE, RMSE, MAPE).

Evaluasi Model

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan dataset pengujian (20%) untuk menilai kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya serta mendeteksi potensi *overfitting*.

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai aktual. Tiga metrik yang digunakan adalah:

1. *Root Mean Square Error* (RMSE)

Sensitif terhadap kesalahan besar, digunakan untuk mendeteksi deviasi ekstrem.

2. *Mean Absolute Error* (MAE)

Mengukur rata-rata kesalahan *absolut* dalam satuan yang sama dengan data.

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Menyatakan kesalahan dalam bentuk persentase, memudahkan perbandingan antar model atau *dataset* berbeda skala.

Penggunaan ketiga metrik ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa prediksi model, sehingga membantu dalam menentukan model terbaik untuk prediksi harga XRP.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan Model

Penelitian ini mengimplementasikan dua model *deep learning*, yaitu LSTM dan GRU, untuk memprediksi harga XRP menggunakan data *historis* dari 1 Januari 2020 hingga 9 Juni 2025. *Dataset* dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian untuk menguji kemampuan generalisasi model.

Hasil evaluasi ditampilkan dalam Tabel 3 dan Tabel 4, berdasarkan kombinasi variasi *hyperparameter* (*units, epoch, batch size, dropout rate, dan learning rate*). Tiga metrik digunakan: MAPE, RMSE, dan MSE.

Tabel 3. Kinerja Model LSTM Berdasarkan Variasi *Hyperparameter*

Units	Epoch	Batch Size	Drop Rate	Learning Rate	MAPE	RMSE	MSE
50	50	32	0.2	0.001	10.2042	0.2993	0.0896
				0.01	4.7564	0.1455	0.0211
			0.5	0.001	14.8085	0.4166	0.1735
				0.01	13.0647	0.4072	0.1658

100	100	64	0.2	0.001	11.0409	0.3143	0.0988
				0.01	9.9718	0.2789	0.0777
			0.5	0.001	12.2598	0.3465	0.1201
				0.01	15.5606	0.4662	0.2173
150	150	128	0.2	0.001	9.7369	0.2841	0.0807
				0.01	9.6079	0.2717	0.0738
			0.5	0.001	10.3776	0.2949	0.0870
				0.01	15.3968	0.4333	0.1877

Model LSTM menunjukkan kinerja yang bervariasi tergantung konfigurasi. Performa terbaik dicapai pada konfigurasi 150 *units*, *dropout* 0.2, dan *learning rate* 0.01, dengan nilai MAPE dan RMSE yang rendah. Namun, kombinasi parameter tertentu dengan *dropout* tinggi menunjukkan gejala *overfitting*.

Tabel 4. Kinerja Model GRU Berdasarkan Variasi *Hyperparameter*

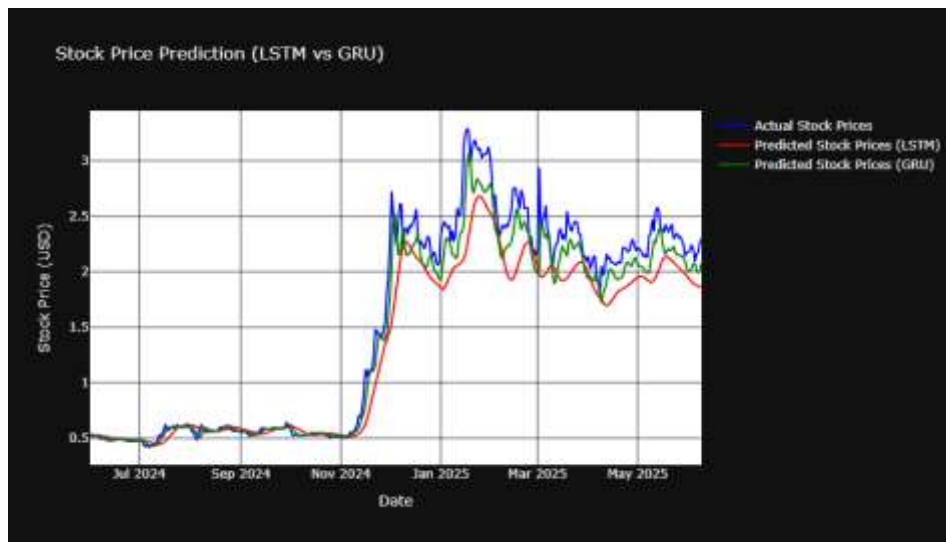
Units	Epoch	Batch Size	Drop Rate	Learning Rate	MAPE	RMSE	MSE
50	50	32	0.2	0.001	5.0075	0.1499	0.0224
				0.01	5.7160	0.1726	0.0297
			0.5	0.001	5.5452	0.1649	0.0272
				0.01	7.3197	0.2204	0.0485
100	100	64	0.2	0.001	6.1892	0.1858	0.0345
				0.01	6.3893	0.1904	0.0362
			0.5	0.001	5.5082	0.1666	0.0277
				0.01	7.0335	0.2067	0.0427
150	150	128	0.2	0.001	4.9493	0.1457	0.0212
				0.01	5.3268	0.1629	0.0265
			0.5	0.001	5.8797	0.1746	0.0305
				0.01	5.7201	0.1697	0.0288

Model GRU menunjukkan performa yang lebih stabil dan akurat dibandingkan LSTM. Konfigurasi terbaik diperoleh dengan 150 *units*, *dropout* 0.2, dan *learning rate* 0.001, menghasilkan MAPE dan RMSE terendah. GRU juga lebih tahan terhadap perubahan parameter, menjadikannya lebih andal untuk prediksi harga XRP.

Analisis Perbandingan dan Visualisasi Prediksi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model GRU memiliki performa prediksi yang lebih akurat dan stabil dibandingkan LSTM, terutama pada berbagai kombinasi *hyperparameter*.

Untuk memperkuat analisis, Gambar 13 menyajikan visualisasi perbandingan antara harga aktual XRP dan hasil prediksi kedua model. Kurva biru menunjukkan harga aktual, sedangkan kurva merah dan hijau masing-masing mewakili prediksi LSTM dan GRU.



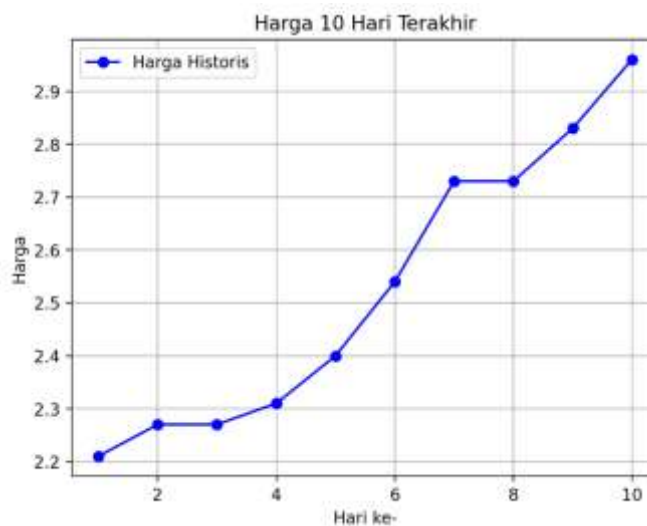
Sumber: Hasil Olahan Data, 2025

Gambar 13. Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi XRP oleh LSTM dan GRU

Secara visual, prediksi GRU lebih konsisten mengikuti tren harga aktual, terutama saat terjadi fluktuasi tajam di awal 2025. Sebaliknya, LSTM cenderung lebih lambat merespons perubahan, menghasilkan deviasi yang lebih besar. Temuan ini sejalan dengan hasil evaluasi kuantitatif, yang menunjukkan bahwa GRU lebih adaptif terhadap dinamika pasar kripto yang volatil.

Simulasi Prediksi Harian Berdasarkan Data 10 Hari Terakhir

Sebagai pengujian jangka pendek, dilakukan simulasi prediksi harga XRP berdasarkan data *historis* tanggal 5–14 Juli 2025. Tujuannya adalah menilai kemampuan model dalam merespons pola harga terkini.



Sumber: Data KuCoin, diolah oleh peneliti (2025)

Gambar 14. Grafik Pergerakan Harga XRP 10 Hari Terakhir

Selama periode tersebut, harga XRP mengalami tren naik dari Rp 2,21 ke Rp 2,96, menandakan momentum positif di pasar.



Sumber: Hasil Prediksi Model, 2025

Gambar 15. Prediksi Harga XRP Tanggal 15 Juli 2025

Model memprediksi harga Rp 2,88 untuk 15 Juli 2025, sedikit lebih rendah dari harga terakhir (Rp 2,96), dengan arah pergerakan diprediksi turun. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu memberikan estimasi yang cukup adaptif meskipun menggunakan data dalam rentang waktu terbatas.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *deep learning*, khususnya *Gated Recurrent Unit* (GRU), memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga mata uang kripto XRP berdasarkan data historis. GRU terbukti lebih akurat dan stabil, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai evaluasi metrik seperti MAPE dan RMSE yang lebih rendah. Selain itu, tahapan pra-pemrosesan data seperti pembersihan dan normalisasi sangat berperan dalam meningkatkan kualitas *input* dan kinerja model.

Sebagai tindak lanjut, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel eksternal seperti sentimen pasar, berita keuangan, dan indikator ekonomi guna meningkatkan akurasi dan representasi kondisi pasar. Selain itu, penggunaan pendekatan optimasi parameter otomatis seperti *Grid Search* maupun *Bayesian Optimization* dapat membantu menghindari pemilihan parameter secara manual. Pengembangan sistem berbasis *real-time* serta implementasi hasil penelitian dalam bentuk aplikasi prediktif juga patut dipertimbangkan agar dapat memberikan manfaat langsung bagi investor dan pelaku pasar kripto. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi secara akademis, tetapi juga memiliki potensi implementatif di dunia nyata.

DAFTAR REFERENSI

- Ayoobi, N., Sharifrazi, D., Alizadehsani, R., Shoeibi, A., Gorriz, J. M., Moosaei, H., Khosravi, A., Nahavandi, S., Gholamzadeh Chofreh, A., Goni, F. A., Klemeš, J. J. Dan Mosavi, A. (2021). Time Series Forecasting Of New Cases And New Deaths Rate For Covid-19 Using Deep Learning Methods. *Results In Physics*, 27. Doi: 10.1016/J.Rinp.2021.104495. Tersedia Pada: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211379721006069>.
- Birim, S. O. dan Öztürk Birim, Ş. (2022). An Analysis For Cryptocurrency Price Prediction Using LSTM, GRU, And The Bi-Directional Implications. Tersedia pada: <https://www.mdpi.com/2504-3110/7/2/203#:~:text=The%20results%20of%20the%20study,performan ce%20of%20time%2Dseries%20prediction>.
- Gauch, M., Kratzert, F., Klotz, D., Nearing, G., Lin, J. dan Hochreiter, S. (2021). Rainfall-Runoff Prediction At Multiple Timescales With A Single Long Short-Term Memory Network. *Hydrology And Earth System Sciences*, 25(4). Doi: 10.5194/Hess-25-2045-2021. Tersedia pada: <https://hess.copernicus.org/articles/25/2045/2021/>.
- Guo, Q., He, Z. dan Wang, Z. (2025). Assessing The Effectiveness Of Long Short-Term Memory And Artificial Neural Network In Predicting Daily Ozone Concentrations In Liaocheng City. *Scientific Reports*, 15(1). Doi: 10.1038/S41598-025-91329-W. Tersedia pada: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-91329-w>.
- Hamayel, M. J. dan Owda, A. Y. (2021). A Novel Cryptocurrency Price Prediction Model Using GRU, LSTM And BI-LSTM Machine Learning Algorithms. *Ai (Switzerland)*, 2(4), 477–496. Doi: 10.3390/Ai2040030. Tersedia pada: <https://www.mdpi.com/2673-2688/2/4/30>.
- Haryadi, D., Hakim, A. R., Atmaja, D. M. U. dan Yutia, S. N. (2022). Implementation Of Support Vector Regression For Polkadot Cryptocurrency Price Prediction. *International Journal On Informatics Visualization*, 6(1–2). Doi: 10.30630/Joiv.6.1-2.945. Tersedia pada: <https://joiv.org/index.php/joiv/article/view/945>.
- Lai, S., Ye, C., Jiang, H. dan Zhou, H. (2021). Chinese Stock Trend Prediction Based On Multi-Feature Learning And Model Fusion. *Proceedings - 2021 Ieee International Conference On Smart Data Services, Smds 2021*. Doi: 10.1109/Smds53860.2021.00013. Tersedia pada: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9592418>.
- Landi, F., Baraldi, L., Cornia, M. dan Cucchiara, R. (2021). Working Memory Connections For LSTM. *Neural Networks*, 144. Doi: 10.1016/J.Neunet.2021.08.030. Tersedia pada: <https://arxiv.org/abs/2109.00020>.
- Lian, J. (2024). Comparative Analysis Of LSTM, GRU And Transformer Deep Learning Models For Cryptocurrency Zec Price Prediction Performance (Pp. 396–405).

- Doi: 10.2991/978-94-6463-408-2_45. Tersedia pada: <https://www.atlantispress.com/proceedings/icfied-24/125999624>.
- Luo, X., Ma, D., Zhang, S. dan Wang, D. (2022). GRU Neural Network-Based Method For Box Girder Crack Damage Detection. *Chinese Journal Of Ship Research*, 17(4). Doi: 10.19693/J.Issn.1673-3185.02415. Tersedia pada: <https://www.ship-research.com/en/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02415>.
- McNally, S., Roche, J. dan Caton, S. (2018). Predicting The Price Of Bitcoin Using Machine Learning. *Proceedings - 26th Euromicro International Conference On Parallel, Distributed, And Network-Based Processing, Pdp 2018*, 339–343. Doi: 10.1109/Pdp2018.2018.00060. Tersedia pada: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8374483>.
- Nanda, H., Khetan, G. dan Ratnam Kancherla, V. (2023). Predicting Cryptocurrency Prices With Machine Learning Algorithms: A Comparative Analysis. Tersedia pada: https://www.researchgate.net/publication/388577359_Comparing_Machine_Learning_Algorithms_for_Predicting_Cryptocurrency_Prices_An_Analytical_Study.
- Natzir, S. M. dan Jatiprasetya, H. (2025). Prediksi Harga Cryptocurrency XLM Menggunakan Metode Deep Learning LSTM Dan GRU. Doi: 10.52972/Hoaq.Vol16no1. Tersedia pada: https://www.researchgate.net/publication/392383233_PREDIKSI_HARGA_CRYPTOCURRENCY_XLM_MENGGUNAKAN_METODE_DEEP_LEARNING_LSTM_DAN_GRU_PREDICTING_XLM_CRYPTOCURRENCY_PRICES_USING_LSTM_AND_GRU_DEEP_LEARNING_MODELS.
- Putra, A. V. E. P., Pranoto, Y. A. dan Wibowo, S. A. (2022). Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Dalam Meramal Penjualan Di Toko Agung (Studi Kasus Di Toko Agung Kalanganyar Kabupaten Malang). *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2). Tersedia pada: <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/5440>.
- Saputra, N. W., Insani, F., Agustian, S. dan Sanjaya, S. (2023). Penerapan Deep Learning Menggunakan Gated Recurrent Unit Untuk Memprediksi Harga Minyak Mentah Dunia. *Building Of Informatics, Technology And Science (Bits)*, 5(1). Doi: 10.47065/Bits.V5i1.3552. Tersedia pada: <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bits/article/view/3552>.
- Seabe, P. L., Moutsinga, C. R. B. dan Pindza, E. (2023). Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, And Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach. *Fractal And Fractional*, 7(2). Doi: 10.3390/Fractalfract7020203. Tersedia pada: <https://www.mdpi.com/2504-3110/7/2/203>.
- Shahid, F., Zameer, A. dan Muneeb, M. (2020). Predictions For Covid-19 With Deep Learning Models Of LSTM, GRU And BI-LSTM. *Chaos, Solitons And Fractals*, 140. Doi: 10.1016/J.Chaos.2020.110212. Tersedia pada: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077920306081>.

- Suryanto, A. A. (2019). Penerapan Metode Mean Absolute Error (MEA) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi. *Saintekbu*, 11(1).
Doi: [10.32764/Saintekbu.V11i1.298](#). Tersedia pada: <https://ejournal.unwaha.ac.id/index.php/saintek/article/view/298>.
- Vo, A.-D. (2019). Sentiment Analysis Of News For Effective Cryptocurrency Price Prediction. *International Journal Of Knowledge Engineering*, 5(2), 47–52.
Doi: [10.18178/Ijke.2019.5.2.116](#). Tersedia pada: <https://www.ijke.org/vol5/116-MK032.pdf>.
- Wu, J., Zhang, X., Huang, F., Zhou, H. dan Chandra, R. (2024). Review Of Deep Learning Models For Crypto Price Prediction: Implementation And Evaluation. Tersedia pada: <https://arxiv.org/abs/2405.11431>.
- Yang, N., Shi, D. dan Hua, Y. (2020). Bidirectional Gated Recurrent Unit Neural Networks For Relation Extraction Of Chinese Enterprises. *Proceedings Of 2020 Ieee 4th Information Technology, Networking, Electronic And Automation Control Conference, Itnec 2020*. Doi: [10.1109/Itnec48623.2020.9084718](#). Tersedia pada: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9084718>.