

# Prediksi Harga Bitcoin Multivariat OHLC Berbasis Hybrid LSTM–GRU dan Sentimen Berita

<sup>1\*</sup>Hasriadi, <sup>2</sup>Iqbal

<sup>1,2</sup>Universitas Lamappapolenro, Indonesia

<sup>1</sup>[hasriadi@unipol.ac.id](mailto:hasriadi@unipol.ac.id), <sup>2</sup>[iqbal@unipol.ac.id](mailto:iqbal@unipol.ac.id)

Submit : 30 Des 2025 | Diterima : 22 Jan 2026 | Terbit : 24 Jan 2026

## ABSTRAK

Pergerakan harga Bitcoin yang bersifat volatil serta dipengaruhi oleh berbagai faktor internal dan eksternal menjadikan proses prediksi harga sebagai tantangan yang kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga Bitcoin secara multivariat menggunakan variabel Open, High, Low, dan Close (OHLC) dengan menerapkan model hybrid Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU), serta mengintegrasikan data sentimen berita cryptocurrency sebagai variabel eksternal. Metode yang digunakan adalah pemanfaatan data historis harga Bitcoin dan berita cryptocurrency yang telah melalui tahap prapemrosesan, analisis sentimen, normalisasi data, serta pembentukan deret waktu menggunakan teknik sliding window. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji berdasarkan urutan waktu untuk menjaga karakteristik time series. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), serta koefisien determinasi ( $R^2$ ). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hybrid LSTM–GRU mampu menghasilkan prediksi harga Bitcoin yang akurat dan stabil pada seluruh variabel OHLC, dengan nilai MAPE di bawah 3% dan nilai  $R^2$  di atas 0,98. Dapat disimpulkan bahwa pendekatan prediksi multivariat dengan integrasi sentimen berita efektif dalam meningkatkan kemampuan model untuk menangkap pola pergerakan harga Bitcoin secara lebih komprehensif.

**Kata Kunci:** Bitcoin, LSTM–GRU, OHLC, Prediksi Harga, Sentimen Berita

## PENDAHULUAN

Perkembangan cryptocurrency dalam satu dekade terakhir telah mengubah lanskap sistem keuangan digital secara global. Bitcoin, sebagai cryptocurrency pertama dan dengan kapitalisasi pasar terbesar, menjadi aset kripto yang paling banyak diperdagangkan serta dijadikan acuan utama dalam berbagai penelitian terkait pasar aset digital. Meskipun menawarkan potensi keuntungan yang tinggi, Bitcoin juga memiliki tingkat volatilitas harga yang sangat besar, sehingga menimbulkan risiko yang signifikan bagi investor, pedagang, dan pelaku pasar lainnya (Pandu & Febryantahanuji, 2025).

Volatilitas harga Bitcoin dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik internal maupun eksternal, seperti mekanisme permintaan dan penawaran, kondisi makroekonomi global, kebijakan pemerintah, serta dinamika informasi dan opini publik yang berkembang di media digital. Tingginya sensitivitas pasar Bitcoin terhadap informasi menyebabkan pergerakan harga sering kali bersifat nonlinier dan sulit diprediksi menggunakan pendekatan konvensional. Oleh karena itu, aktivitas peramalan harga Bitcoin terus menjadi topik penelitian yang relevan dan berkembang pesat (Setiawan et al., 2025).

Pendekatan tradisional dalam peramalan harga aset keuangan, seperti metode statistik linier dan exponential smoothing, telah banyak digunakan pada penelitian awal. Utama et al. (2025) menunjukkan bahwa metode Triple Exponential Smoothing mampu memberikan hasil prediksi yang cukup baik pada data historis harga kripto. Namun, metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap pola nonlinier dan dependensi jangka panjang yang melekat pada data time series cryptocurrency. Keterbatasan ini mendorong pemanfaatan algoritma machine learning dan deep learning yang dinilai lebih adaptif terhadap kompleksitas data pasar kripto (Khoiri & Wahid, 2024).

Model Recurrent Neural Network (RNN), khususnya Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU), merupakan dua arsitektur deep learning yang paling banyak digunakan dalam prediksi harga cryptocurrency. LSTM memiliki keunggulan dalam memodelkan dependensi jangka panjang

pada data sekuensial, sedangkan GRU menawarkan struktur yang lebih sederhana dan efisiensi komputasi yang lebih baik. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa LSTM dan GRU mampu memberikan performa yang lebih unggul dibandingkan metode konvensional dalam prediksi harga Bitcoin (Maliki et al., 2022; Manek et al., 2025; Zasqia et al., 2025). Studi komparatif yang dilakukan oleh Oktavian (2025) serta Muslim dan Hamzah (2025) juga menegaskan bahwa LSTM dan GRU memiliki kinerja yang kompetitif dan stabil dalam memodelkan pergerakan harga aset dengan volatilitas tinggi.

Seiring berkembangnya penelitian, pendekatan model hibrida mulai banyak diusulkan untuk menggabungkan keunggulan dari beberapa arsitektur deep learning (Ismail et al., 2025; Malik., 2025) membuktikan bahwa model hybrid GRU–LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi harga Bitcoin dibandingkan penggunaan model tunggal. Hal ini sejalan dengan temuan Wijaya et al. (2025) yang menunjukkan bahwa kombinasi berbagai model, termasuk LSTM dan GRU, memberikan performa yang lebih optimal dalam peramalan harga Bitcoin. Selain itu, penelitian Dapubeang dan Malahina (2025) juga mengonfirmasi bahwa integrasi LSTM dan GRU efektif diterapkan pada prediksi harga aset kripto lainnya, seperti XRP.

Selain pemilihan arsitektur model, pendekatan multivariat menjadi aspek penting dalam meningkatkan kualitas prediksi harga cryptocurrency. Harga Bitcoin tidak hanya direpresentasikan oleh satu nilai, tetapi oleh beberapa komponen utama seperti Open, High, Low, dan Close (OHLC) yang secara kolektif menggambarkan dinamika pergerakan harga dalam suatu periode. Pendekatan multivariat terbukti mampu menangkap korelasi antarvariabel harga secara lebih komprehensif dibandingkan pendekatan univariat, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat (Wijaya et al., 2025; Zasqia et al., 2025).

Di sisi lain, pergerakan harga Bitcoin juga sangat dipengaruhi oleh faktor eksternal berupa informasi dan sentimen publik yang berkembang di media digital. Berita cryptocurrency dan opini yang tersebar melalui portal berita maupun media sosial terbukti memiliki korelasi yang signifikan terhadap volatilitas dan arah pergerakan harga aset kripto. Chin dan Omar (2020) menunjukkan bahwa integrasi sentimen berita dengan data harga mampu meningkatkan akurasi prediksi harga Bitcoin. Penelitian Aslam et al. (2022) serta Afrinanda et al. (2023) juga menegaskan bahwa analisis sentimen berbasis deep learning memiliki peran penting dalam memodelkan dinamika pasar cryptocurrency.

Dalam konteks Indonesia, analisis sentimen terhadap cryptocurrency telah banyak dilakukan menggunakan data media sosial. Aritonang (2024) serta Prasetyo dan Putra (2024) membuktikan bahwa sentimen publik di platform digital memiliki pengaruh yang nyata terhadap pergerakan harga aset kripto. Integrasi data sentimen ke dalam model prediksi harga menjadi semakin relevan karena mampu menangkap respons pasar terhadap informasi non-numerik yang tidak tercermin secara langsung pada data historis harga. Meskipun berbagai penelitian telah mengkaji prediksi harga Bitcoin menggunakan LSTM, GRU, model hibrida, pendekatan multivariat, maupun integrasi sentimen, sebagian besar studi masih berfokus pada aspek-aspek tersebut secara terpisah. Masih terbatas penelitian yang secara simultan menggabungkan model hybrid LSTM–GRU, prediksi multivariat OHLC, serta integrasi data sentimen berita cryptocurrency dalam satu kerangka pemodelan yang terpadu (Setiawan et al., 2025).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan prediksi multivariat harga Bitcoin menggunakan model hybrid LSTM–GRU dengan integrasi data sentimen berita cryptocurrency. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan prediksi harga yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika pasar yang volatil, serta memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode prediksi harga cryptocurrency berbasis deep learning dan data multimodal.

## TINJAUAN PUSTAKA

### Cryptocurrency dan Bitcoin

Cryptocurrency merupakan aset digital yang memanfaatkan teknologi kriptografi dan sistem terdesentralisasi berbasis blockchain untuk menjamin keamanan transaksi serta transparansi pencatatan data. Bitcoin adalah cryptocurrency pertama yang diperkenalkan dan hingga saat ini memiliki kapitalisasi pasar terbesar, sehingga sering dijadikan acuan utama dalam penelitian dan analisis pasar aset kripto. Tingginya tingkat adopsi Bitcoin menjadikannya objek penelitian yang penting, khususnya dalam kajian prediksi harga dan manajemen risiko investasi (Pandu & Febryantahanuji, 2025). Karakteristik utama Bitcoin adalah volatilitas harga yang tinggi dan fluktuatif. Pergerakan harga Bitcoin dipengaruhi oleh faktor

---

teknis pasar, kondisi ekonomi global, regulasi, serta sentimen informasi yang berkembang di media digital. Kondisi tersebut menyebabkan harga Bitcoin sulit diprediksi menggunakan pendekatan linier sederhana dan mendorong pengembangan metode prediksi yang lebih adaptif dan canggih (Setiawan et al., 2025).

### **Prediksi Harga Cryptocurrency**

Prediksi harga cryptocurrency bertujuan untuk memperkirakan nilai harga di masa mendatang berdasarkan data historis dan faktor pendukung lainnya. Pendekatan awal dalam peramalan harga kripto banyak menggunakan metode statistik dan time series konvensional, seperti exponential smoothing. Utama et al. (2025) menunjukkan bahwa metode Triple Exponential Smoothing dapat digunakan untuk memprediksi harga kripto berdasarkan data historis, namun metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap pola nonlinier dan dinamika kompleks pasar cryptocurrency. Seiring meningkatnya kompleksitas pasar kripto, pendekatan machine learning dan deep learning semakin banyak digunakan karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan nonlinier dan pola kompleks pada data time series. Khoiri dan Wahid (2024) menyatakan bahwa algoritma machine learning menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode tradisional dalam prediksi harga cryptocurrency, terutama pada data dengan volatilitas tinggi.

### **Long Short-Term Memory (LSTM)**

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu varian Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient melalui mekanisme gate yang terdiri dari input gate, forget gate, dan output gate. Mekanisme ini memungkinkan LSTM mempertahankan informasi penting dalam jangka panjang, sehingga cocok digunakan untuk pemodelan data time series dengan dependensi temporal yang kompleks. Beberapa penelitian menunjukkan efektivitas LSTM dalam prediksi harga Bitcoin. Maliki et al. (2022) membuktikan bahwa LSTM mampu memodelkan pergerakan harga Bitcoin terhadap mata uang Rupiah dengan akurasi yang baik. Hasil serupa juga ditunjukkan oleh Zasqia et al. (2025), yang menyatakan bahwa LSTM memberikan performa prediksi yang stabil pada aset kripto dengan tingkat volatilitas tinggi. Studi literatur yang dilakukan oleh Oktavian (2025) semakin menguatkan bahwa LSTM merupakan salah satu model deep learning yang paling dominan digunakan dalam prediksi harga Bitcoin

### **Gated Recurrent Unit (GRU)**

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan pengembangan dari RNN yang memiliki struktur lebih sederhana dibandingkan LSTM, dengan jumlah parameter yang lebih sedikit. GRU menggabungkan mekanisme forget gate dan input gate ke dalam update gate, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien secara komputasi tanpa mengorbankan kemampuan dalam memodelkan dependensi jangka panjang. Manek et al. (2025) menunjukkan bahwa GRU mampu memberikan hasil prediksi harga Bitcoin yang kompetitif dibandingkan model deep learning lainnya. Selain itu, Muslim dan Hamzah (2025) dalam studi perbandingan LSTM dan GRU menyimpulkan bahwa GRU memiliki keunggulan dari sisi efisiensi pelatihan, terutama pada data keuangan dengan pola fluktuatif yang cepat berubah.

### **Model Hibrida LSTM–GRU**

Model hibrida LSTM–GRU merupakan pendekatan yang menggabungkan keunggulan LSTM dan GRU dalam satu arsitektur jaringan saraf. LSTM berperan dalam menangkap dependensi jangka panjang, sedangkan GRU meningkatkan efisiensi pembelajaran dan mempercepat konvergensi model. Pendekatan hibrida ini dikembangkan untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi harga cryptocurrency. Malik (2025) membuktikan bahwa model hybrid GRU–LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi harga Bitcoin dibandingkan penggunaan model tunggal. Temuan ini diperkuat oleh penelitian Aslam et al. (2022) yang menggunakan ensemble LSTM–GRU untuk analisis sentimen cryptocurrency dan menunjukkan peningkatan performa model. Selain itu, Wijaya et al. (2025) menegaskan bahwa kombinasi beberapa model, termasuk LSTM dan GRU, memberikan hasil peramalan harga Bitcoin yang lebih optimal.

---

## Prediksi Multivariat OHLC

Pendekatan prediksi multivariat melibatkan lebih dari satu variabel input dan output untuk merepresentasikan kondisi pasar secara lebih komprehensif. Dalam konteks cryptocurrency, data Open, High, Low, dan Close (OHLC) digunakan untuk menggambarkan pergerakan harga dalam suatu periode waktu. Pendekatan ini memungkinkan model menangkap korelasi antarvariabel harga yang tidak dapat direpresentasikan secara optimal pada pendekatan univariat. Wijaya et al. (2025) menunjukkan bahwa prediksi multivariat OHLC memberikan hasil yang lebih stabil dan akurat dibandingkan pendekatan univariat. Hasil serupa juga ditunjukkan oleh Dapubeang dan Malahina (2025) pada prediksi harga mata uang kripto XRP menggunakan LSTM dan GRU, yang membuktikan bahwa pemodelan multivariat mampu meningkatkan kualitas prediksi harga aset kripto.

## Analisis Sentimen Cryptocurrency

Analisis sentimen bertujuan untuk mengekstraksi opini atau kecenderungan emosional dari teks, seperti berita dan media sosial. Dalam pasar cryptocurrency, sentimen publik memiliki peran penting karena dapat memengaruhi persepsi investor dan arah pergerakan harga. Chin dan Omar (2020) menunjukkan bahwa integrasi sentimen berita dengan data harga Bitcoin menggunakan LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi harga. Penelitian Afrinanda et al. (2023) mengembangkan model hybrid deep learning untuk analisis sentimen harga Bitcoin dan membuktikan bahwa pendekatan ini efektif dalam menangkap dinamika pasar. Aslam et al. (2022) juga menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis LSTM–GRU pada data Twitter cryptocurrency dapat meningkatkan pemahaman terhadap pergerakan harga pasar kripto. Dalam konteks Indonesia, Aritonang (2024) serta Prasetyo dan Putra (2024) menunjukkan bahwa sentimen publik pada media sosial memiliki pengaruh yang signifikan terhadap pergerakan harga cryptocurrency. Hal ini memperkuat pentingnya integrasi data sentimen dalam model prediksi harga kripto.

## Integrasi Data Time Series dan Sentimen

Integrasi data time series harga dengan data sentimen merupakan pendekatan multimodal yang menggabungkan faktor teknikal dan psikologis pasar. Pendekatan ini memungkinkan model prediksi untuk menangkap dinamika pasar secara lebih menyeluruh. Setiawan et al. (2025) dalam studi literturnya menegaskan bahwa integrasi data numerik dan teks merupakan salah satu arah penelitian yang menjanjikan dalam peramalan cryptocurrency. Berdasarkan kajian literatur tersebut, dapat disimpulkan bahwa penggabungan model hybrid LSTM–GRU, pendekatan multivariat OHLC, serta integrasi data sentimen berita cryptocurrency memiliki potensi besar untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi harga Bitcoin. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan ketiga pendekatan tersebut secara simultan sebagai upaya untuk mengisi celah penelitian yang masih terbatas pada studi-studi sebelumnya.

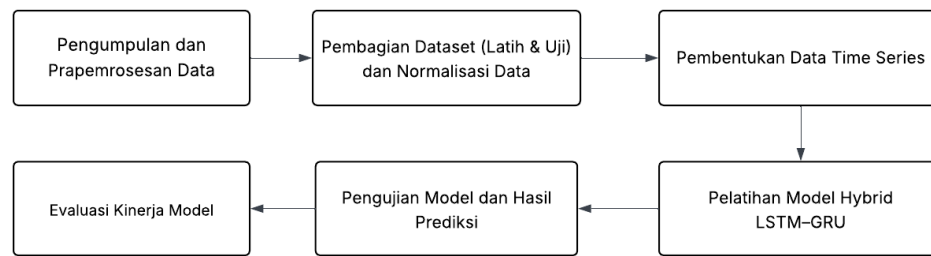
## METODE PENELITIAN

### Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan metode pemodelan dan pengujian berbasis deep learning. Pendekatan ini dipilih untuk menguji kinerja model hybrid Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) dalam memprediksi harga Bitcoin secara multivariat dengan integrasi data sentimen berita cryptocurrency. Fokus penelitian adalah mengevaluasi kemampuan model dalam menangkap pola nonlinier dan dependensi temporal pada data time series serta pengaruh informasi eksternal berupa sentimen berita terhadap hasil prediksi.

### Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap pada gambar 1. sebagai berikut:



**Gambar 1. Tahapan Penelitian**

Secara ringkas, alur penelitian ini dimulai dari pengumpulan data harga Bitcoin dan berita cryptocurrency, dilanjutkan dengan prapemrosesan data dan analisis sentimen. Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji, dinormalisasi, serta dibentuk menjadi data time series multivariat. Selanjutnya, model hybrid LSTM-GRU dilatih dan diuji untuk menghasilkan prediksi harga Bitcoin, yang kemudian dievaluasi menggunakan metrik kesalahan untuk menilai kinerja model.

### **Pengumpulan dan Prapemrosesan Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis data utama, yaitu data historis harga Bitcoin dan data berita cryptocurrency. Data harga Bitcoin berupa data Open, High, Low, dan Close (OHLC) diperoleh dari sumber daring yang menyediakan data pasar cryptocurrency secara historis dan terstruktur. Data OHLC dipilih karena mampu merepresentasikan dinamika pergerakan harga Bitcoin secara komprehensif dan banyak digunakan dalam penelitian prediksi harga kripto (Zasqia et al., 2025; Khoiri & Wahid, 2024).

Data berita cryptocurrency dikumpulkan dari portal berita daring yang memuat informasi terkait kondisi pasar, kebijakan, dan isu global yang berpengaruh terhadap pergerakan harga Bitcoin. Pada data berita cryptocurrency, dilakukan pembersihan teks serta analisis sentimen untuk memperoleh nilai sentimen yang merepresentasikan kecenderungan positif, negatif, atau netral. Analisis sentimen bertujuan mengubah data teks menjadi fitur numerik sehingga dapat diintegrasikan dengan data time series harga Bitcoin, sebagaimana direkomendasikan dalam penelitian sebelumnya terkait pengaruh sentimen terhadap harga cryptocurrency (Chin & Omar, 2020; Afrinanda et al., 2023; Aritonang, 2024).

### **Pembagian Dataset dan Normalisasi Data**

Dataset yang telah melalui tahap prapemrosesan selanjutnya dibagi menjadi data latih (training data) dan data uji (testing data) dengan proporsi tertentu. Pembagian data dilakukan berdasarkan urutan waktu (time-based split) untuk menjaga karakteristik data time series dan menghindari kebocoran data (data leakage). Data latih digunakan untuk proses pembelajaran model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Malik, 2025; Wijaya et al., 2025). Sebelum pembentukan data time series, seluruh fitur data harga Bitcoin dan nilai sentimen dinormalisasi menggunakan metode normalisasi numerik agar berada pada skala yang seragam. Parameter normalisasi dihitung berdasarkan data latih dan diterapkan pada data latih serta data uji. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan stabilitas proses pelatihan model deep learning dan mencegah bias akibat perbedaan skala antar fitur (Khoiri & Wahid, 2024; Setiawan et al., 2025).

### **Pembentukan Data Time Series (Windowing)**

Data yang telah dinormalisasi kemudian dibentuk menjadi data time series menggunakan teknik sliding window. Teknik ini memungkinkan model memanfaatkan informasi historis dari beberapa periode sebelumnya sebagai input prediksi. Setiap jendela data mencakup nilai multivariat OHLC Bitcoin serta fitur sentimen berita, dengan target prediksi berupa nilai OHLC pada periode berikutnya. Pendekatan sliding window banyak digunakan dalam pemodelan time series berbasis Recurrent Neural Network (RNN) dan terbukti efektif dalam prediksi harga aset keuangan yang memiliki volatilitas tinggi, termasuk cryptocurrency (Maliki et al., 2022; Zasqia et al., 2025).

## Model Hybrid LSTM–GRU

Model yang diusulkan dalam penelitian ini adalah model hybrid LSTM–GRU yang menggabungkan lapisan LSTM dan GRU dalam satu arsitektur jaringan saraf. Lapisan LSTM digunakan untuk menangkap dependensi jangka panjang pada data time series, sedangkan lapisan GRU berperan dalam meningkatkan efisiensi pembelajaran dan mempercepat konvergensi model. Output dari lapisan rekuren kemudian dihubungkan dengan lapisan dense untuk menghasilkan prediksi multivariat harga Bitcoin (OHLC). Penggunaan model hybrid LSTM–GRU didasarkan pada hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa kombinasi kedua arsitektur tersebut mampu menghasilkan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan penggunaan LSTM atau GRU secara terpisah (Malik, 2025; Aslam et al., 2022; Dapubeang & Malahina, 2025).

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model hybrid Bidirectional LSTM–GRU untuk prediksi harga Bitcoin secara multivariat pada variabel Open, High, Low, dan Close (OHLC). Data input berbentuk deret waktu multivariat dengan panjang jendela 14 periode dan lima fitur, sehingga menghasilkan tensor input berukuran (samples, 14, 5). Arsitektur model diawali dengan satu lapisan Bidirectional LSTM dengan 32 neuron dan parameter L2 regularization sebesar 0,0012, yang berfungsi untuk menangkap dependensi temporal jangka panjang. Lapisan ini diikuti oleh Batch Normalization dan Dropout sebesar 0,2 untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan mencegah overfitting. Selanjutnya, digunakan satu lapisan Bidirectional GRU dengan 256 neuron, yang dikombinasikan dengan L2 regularization dan Dropout sebesar 0,3, guna meningkatkan efisiensi pembelajaran serta mempercepat konvergensi model.

Output dari lapisan rekuren kemudian diteruskan ke satu lapisan Dense dengan 128 neuron dan fungsi aktivasi ReLU, yang diikuti oleh Dropout sebesar 0,3. Untuk menghasilkan prediksi multivariat, model menggunakan empat lapisan Dense terpisah sebagai multi-output layer, masing-masing merepresentasikan variabel Open, High, Low, dan Close. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,00041 dan gradient clipping (clipnorm = 1.0). Fungsi loss yang digunakan adalah Mean Squared Error (MSE) untuk setiap output OHLC dengan bobot yang sama. Proses pelatihan dilakukan menggunakan batch size 16, 32, 128 dan 256 dengan penerapan Early Stopping dan Reduce Learning Rate on Plateau untuk menjaga stabilitas pelatihan dan mencegah overfitting.

## Pelatihan dan Pengujian Model

Model hybrid LSTM–GRU dilatih menggunakan data latih dengan parameter pelatihan yang telah ditentukan, seperti jumlah epoch dan ukuran batch. Proses pelatihan dilakukan hingga model mencapai kondisi konvergensi yang optimal. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk menghasilkan nilai prediksi harga Bitcoin, sebagaimana dilakukan dalam penelitian prediksi cryptocurrency berbasis deep learning sebelumnya (Manek et al., 2025; Muslim & Hamzah, 2025).

## Evaluasi Kinerja Model

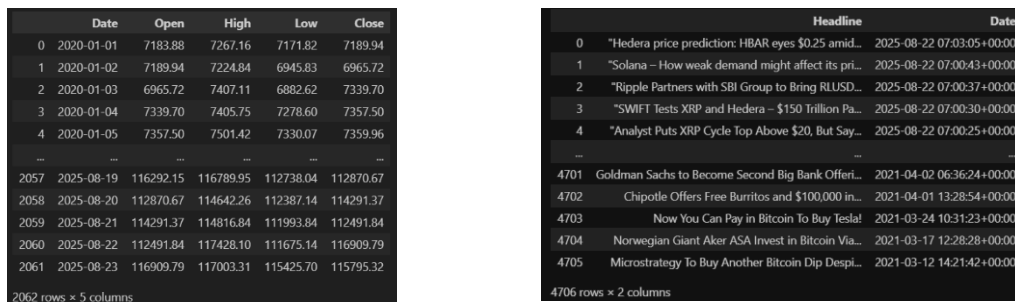
Evaluasi kinerja model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual pada data uji. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi. Selain itu, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk menilai tingkat akurasi prediksi dalam bentuk persentase kesalahan relatif. Koefisien determinasi (R-squared) digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu menjelaskan variasi yang terjadi pada variabel dependen. Nilai  $R^2$  berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan kemampuan prediksi model yang semakin baik. Penggunaan metrik evaluasi tersebut bertujuan untuk menilai akurasi dan stabilitas model dalam memprediksi harga Bitcoin, sebagaimana diterapkan pada penelitian prediksi harga cryptocurrency sebelumnya (Khoiri & Wahid, 2024; Wijaya et al., 2025).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengumpulan Data Harga Historis Bitcoin dan Data Sentimen Berita

Tahap awal penelitian menghasilkan dataset multivariat yang terdiri dari data harga Bitcoin berupa Open, High, Low, dan Close (OHLC) yang telah diselaraskan dengan data sentimen berita cryptocurrency. Hasil prapemrosesan menunjukkan bahwa data historis harga Bitcoin memiliki fluktuasi yang tinggi dan pola nonlinier yang kuat, sehingga membutuhkan pendekatan pemodelan yang mampu menangkap

dependensi temporal jangka pendek maupun jangka panjang. Integrasi nilai sentimen berita ke dalam dataset menambahkan dimensi informasi eksternal yang merepresentasikan respons pasar terhadap isu dan informasi yang berkembang.



Date	Open	High	Low	Close
0 2020-01-01	7183.88	7267.16	7171.82	7189.94
1 2020-01-02	7189.94	7224.84	6945.83	6965.72
2 2020-01-03	6965.72	7407.11	6882.62	7339.70
3 2020-01-04	7339.70	7405.75	7278.60	7357.50
4 2020-01-05	7357.50	7501.42	7330.07	7359.96
...	...	...	...	...
2057 2025-08-19	116292.15	116789.95	112738.04	112870.67
2058 2025-08-20	112870.67	114642.26	112387.14	114291.37
2059 2025-08-21	114291.37	114816.84	111993.84	114291.84
2060 2025-08-22	112491.84	117428.10	111675.14	116909.79
2061 2025-08-23	116909.79	117003.31	115425.70	115795.32

Headline	Date
0 Hedera price prediction: HBAR eyes \$0.25 amid...	2025-08-22 07:03:05+00:00
1 Solana - How weak demand might affect its pri...	2025-08-22 07:00:43+00:00
2 Ripple Partners with SBI Group to Bring RLUSD...	2025-08-22 07:00:37+00:00
3 SWIFT Tests XRP and Hedera - \$150 Trillion Pa...	2025-08-22 07:00:30+00:00
4 Analyst Puts XRP Cycle Top Above \$20, But Say...	2025-08-22 07:00:25+00:00
...	...
4701 Goldman Sachs to Become Second Big Bank Offeri...	2021-04-02 06:36:24+00:00
4702 Chipotle Offers Free Burritos and \$100,000 in...	2021-04-01 13:28:54+00:00
4703 Now You Can Pay in Bitcoin To Buy Tesla!	2021-03-24 10:31:23+00:00
4704 Norwegian Giant Aker ASA Invest in Bitcoin Via...	2021-03-17 12:28:28+00:00
4705 Microstrategy To Buy Another Bitcoin Dip Despi...	2021-03-12 14:21:42+00:00

**Gambar 2. Hasil Pengumpulan Data Harga Historis Bitcoin dan Data Sentimen Berita**

Gambar 2. Menunjukkan Hasil pengumpulan data harga historis Bitcoin (OHLC) periode 1 Januari 2020 hingga 23 Agustus 2025 dan data berita cryptocurrency yang digunakan sebagai sumber analisis sentimen.

### Analisis Permasalahan Integrasi Data Harga dan Sentimen Berita

Meskipun data harga historis Bitcoin dan data sentimen berita telah berhasil dikumpulkan, terdapat beberapa permasalahan utama dalam proses integrasi kedua jenis data tersebut. Salah satu tantangan utama adalah ketidaksesuaian frekuensi data, di mana data harga tersedia dalam resolusi harian, sedangkan data berita bersifat tidak teratur dan dapat muncul beberapa kali dalam satu hari atau bahkan tidak tersedia pada hari tertentu. Kondisi ini berpotensi menimbulkan ketidakseimbangan informasi apabila data sentimen tidak diolah secara tepat sebelum digabungkan dengan data harga. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, nilai sentimen berita diolah menjadi skor sentimen harian dengan cara mengagregasikan seluruh berita yang terbit pada tanggal yang sama. Pendekatan ini memungkinkan setiap titik waktu pada data harga Bitcoin memiliki representasi sentimen pasar yang konsisten, sehingga integrasi data dapat dilakukan dalam kerangka deret waktu multivariat. Namun demikian, agregasi harian ini memiliki keterbatasan karena belum sepenuhnya merepresentasikan dampak intraday dari berita dengan intensitas tinggi yang dapat memicu volatilitas harga dalam waktu singkat.

Selain itu, distribusi skor sentimen menunjukkan karakteristik yang dinamis dan tidak stasioner, mengikuti perkembangan isu global, regulasi, dan adopsi teknologi di pasar cryptocurrency. Karakteristik ini mengindikasikan bahwa hubungan antara sentimen berita dan pergerakan harga bersifat nonlinier dan kompleks, sehingga kurang efektif apabila dimodelkan menggunakan pendekatan statistik konvensional. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi berbasis deep learning yang mampu mempelajari pola nonlinier serta ketergantungan temporal antara variabel harga dan sentimen secara simultan.

### Hasil Prapemrosesan Data Harga dan Data Sentimen Berita

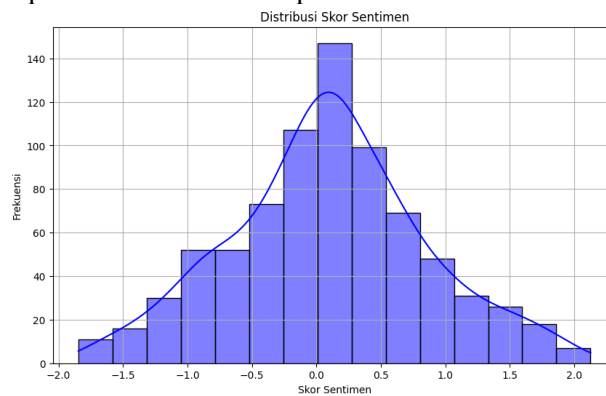
Hasil prapemrosesan menunjukkan bahwa data harga historis Bitcoin telah bebas dari nilai kosong (missing value) dan siap digunakan sebagai data deret waktu. Seluruh variabel harga kemudian dinormalisasi untuk memastikan kesetaraan skala antarfitur dan meningkatkan stabilitas proses pelatihan model. Data harga selanjutnya dibentuk ke dalam format sliding window untuk menangkap pola temporal pada periode waktu tertentu. Data teks berita cryptocurrency yang diperoleh melalui API Cryptopanic diprapemroses melalui tahapan lowercasing, penghapusan karakter khusus, dan pembersihan spasi berlebih sehingga menghasilkan teks yang lebih terstruktur untuk analisis sentimen. Proses analisis sentimen dilakukan menggunakan model FinBERT, yang menghasilkan probabilitas sentimen positif, negatif, dan netral untuk setiap berita.

	Headline	Date	lowcase_headline	expanded_headline	rm_character_headline	rm_spaces_headline	lemmatized_headline	Sentiment_score
0	"hedera price prediction: HBAR eyes \$0.25 amid..."	2025-08-22	"hedera price prediction: hbar eyes \$0.25 amid..."	"hedera price prediction: hbar eyes \$0.25 amid..."	hedera price prediction hbar eyes 025 amid awi...	hedera price prediction hbar eyes 025 amid awi...	hedera price prediction hbar eye 025 amid swift...	0.714198
1	"solana - how weak demand might affect its pri..."	2025-08-22	"solana - how weak demand might affect its pri..."	"solana - how weak demand might affect its pri..."	solana how weak demand might affect its price...	solana how weak demand might affect its price ...	solana how weak demand might affect it price L...	-1.626937
2	"Ripple Partners with SBI Group to Bring RLUSD..."	2025-08-22	"ripple partners with sbi group to bring rlusd..."	"ripple partners with sbi group to bring rlusd..."	ripple partners with sbi group to bring rlusd ...	ripple partners with sbi group to bring rlusd ...	ripple partner with sbi group to bring rlusd ...	1.833279
3	"SWIFT Tests XRP and Hedera - \$150 Trillion Pa..."	2025-08-22	"swift tests xrp and hedera - \$150 trillion pa..."	"swift tests xrp and hedera - \$150 trillion pa..."	swift tests xrp and hedera 150 trillion payme...	swift tests xrp and hedera 150 trillion paymen...	swift test xrp and hedera 150 trillion payment...	1.322718
4	"Analyst Puts XRP Cycle Top Above \$20, But Say..."	2025-08-22	"analyst puts xrp cycle top above \$20, but say..."	"analyst puts xrp cycle top above \$20, but say..."	analyst puts xrp cycle top above 20 but says p...	analyst puts xrp cycle top above 20 but says p...	analyst put xrp cycle top above 20 but say pri...	-0.350591
5	"Gemini receives MiCA license, expanding Europe..."	2025-08-22	"gemini receives mica license, expanding europ..."	"gemini receives mica license, expanding europ..."	gemini receives mica license expanding europe...	gemini receives mica license expanding europe...	gemini receives mica license expanding europe...	1.930065
6	"Ripple SBI Partnership Brings RLUSD Stablecoi..."	2025-08-22	"ripple sbi partnership brings rlusd stablecoi..."	"ripple sbi partnership brings rlusd stablecoi..."	ripple sbi partnership brings rlusd stablecoi...	ripple sbi partnership brings rlusd stablecoi...	ripple sbi partnership brings rlusd stablecoi...	1.883427
7	"Kroll faces class-action suit as ftx creditor..."	2025-08-22	"kroll faces class-action suit as ftx creditor..."	"kroll faces class-action suit as ftx creditor..."	kroll faces classaction suit as ftx creditors ...	kroll faces classaction suit as ftx creditors ...	kroll face classaction suit a ftx creditor all...	-1.549913
8	"CMC Altcoin Season Index Stands at 43"	2025-08-22	"cmc altcoin season index stands at 43"	"cmc altcoin season index stands at 43"	cmc altcoin season index stands at 43	cmc altcoin season index stands at 43	cmc altcoin season index stand at 43	-0.413362
9	"Flow Q2 Defi Report: Record Growth in TVL, Sm..."	2025-08-22	"flow q2 defi report record growth in tvl, sm..."	"flow q2 defi report: record growth in tvl, sm..."	flow q2 defi report record growth in tvl smart...	flow q2 defi report record growth in tvl smart...	flow q2 defi report record growth in tvl smart...	2.064952

**Gambar 3. Hasil Analisis Sentimen Berita**

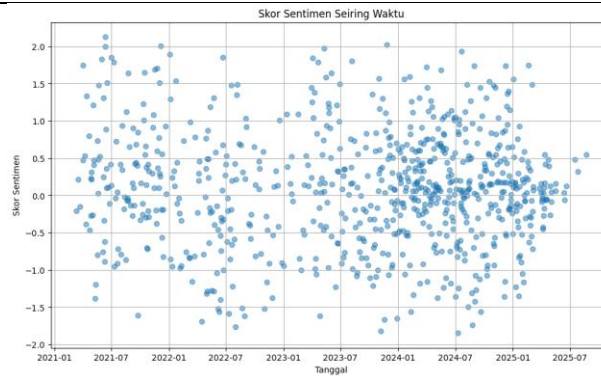
Berdasarkan Gambar 3, setiap berita memiliki nilai skor sentimen (sentiment\_score) dengan rentang  $-1$  hingga  $+1$ . Nilai positif menunjukkan dominasi sentimen optimistis terhadap pasar Bitcoin, nilai negatif menunjukkan dominasi sentimen pesimistis, sedangkan nilai yang mendekati nol merepresentasikan sentimen pasar yang cenderung netral. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen berita Bitcoin bersifat fluktuatif dan berubah mengikuti konteks serta intensitas pemberitaan. Berita yang berkaitan dengan adopsi teknologi, kemitraan strategis, serta ekspansi institusional cenderung menghasilkan skor sentimen positif. Sebaliknya, berita yang berkaitan dengan ketidakpastian regulasi, gugatan hukum, atau klasifikasi aset kripto menghasilkan skor sentimen negatif yang cukup signifikan. Temuan ini mengindikasikan bahwa konteks pemberitaan memiliki pengaruh langsung terhadap persepsi pasar dan berpotensi memengaruhi pergerakan harga Bitcoin.

Probabilitas sentimen positif dan negatif kemudian dikonversi menjadi skor sentimen harian yang merepresentasikan kecenderungan psikologis pasar Bitcoin pada setiap tanggal. Skor sentimen harian ini digunakan sebagai variabel input tambahan dalam pemodelan prediksi harga Bitcoin. Integrasi variabel sentimen diharapkan mampu memperkaya informasi yang digunakan model, karena sentimen pasar merepresentasikan faktor eksternal yang tidak sepenuhnya tercermin dalam data harga historis. Dengan demikian, kombinasi data harga dan sentimen berita diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam menangkap dinamika pasar secara lebih komprehensif.



**Gambar 4. Distribusi Skor Sentimen**

Gambar 4 menampilkan distribusi skor sentimen berita Bitcoin serta perubahannya dari waktu ke waktu. Grafik histogram menunjukkan bahwa skor sentimen tersebar pada rentang  $-1$  hingga  $1$ , dengan kecenderungan lebih dominan pada nilai positif (di atas 0). Hal ini mengindikasikan bahwa pemberitaan terkait Bitcoin selama periode penelitian relatif lebih banyak bernada optimistis dibandingkan pesimistis.



**Gambar 5. Skor Sentimen Seiring Waktu**

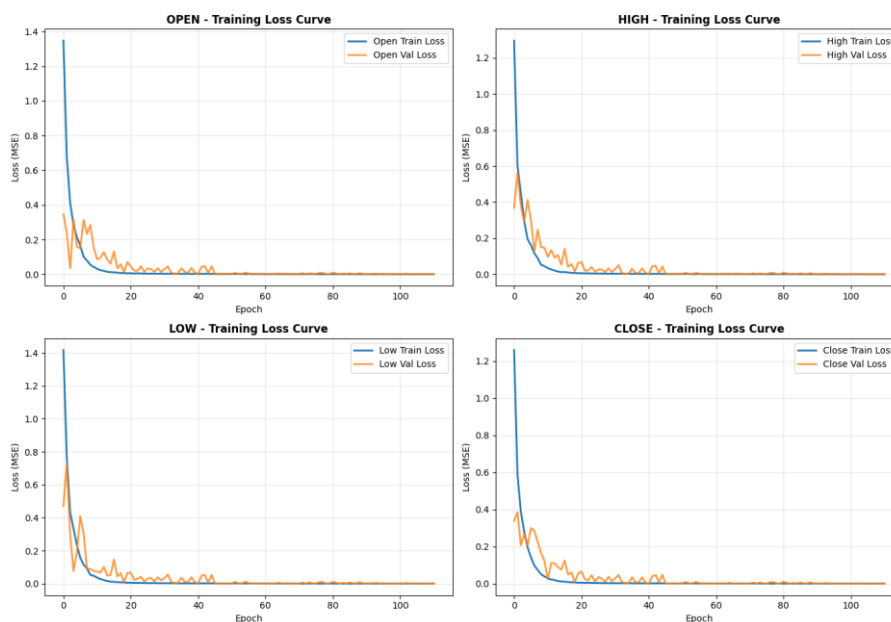
Sementara itu, grafik sebaran (scatter plot) pada gambar 5. memperlihatkan bahwa skor sentimen bersifat fluktuatif dan dinamis sepanjang waktu, tanpa pola linier yang konsisten. Variasi ini mencerminkan perubahan persepsi pasar yang dipengaruhi oleh intensitas dan konteks pemberitaan pada periode tertentu. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa sentimen berita merupakan variabel yang tidak stabil namun informatif, sehingga relevan untuk digunakan sebagai variabel tambahan dalam pemodelan prediksi harga Bitcoin.

### Hasil Pelatihan Model Hybrid LSTM–GRU

Hasil pelatihan model hybrid LSTM–GRU ditunjukkan melalui kurva *training loss* dan *validation loss* untuk masing-masing output Open, High, Low, dan Close (OHLC), serta kurva *total loss* yang merupakan akumulasi dari seluruh komponen loss OHLC. Secara umum, seluruh kurva menunjukkan pola penurunan loss yang konsisten seiring bertambahnya epoch, yang mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola data time series harga Bitcoin dengan baik.

Pada masing-masing output OHLC, terlihat bahwa nilai *training loss* mengalami penurunan yang sangat signifikan pada epoch-epoch awal. Kondisi ini menunjukkan bahwa model dengan cepat menyesuaikan bobot awal untuk menangkap hubungan nonlinier dan dependensi temporal pada data historis harga Bitcoin. Setelah 10–20 epoch, laju penurunan loss mulai melandai dan kemudian mencapai kondisi stabil mendekati nol pada epoch selanjutnya. Pola ini mengindikasikan bahwa proses pembelajaran telah mencapai konvergensi yang optimal terlihat pada gambar 5. dibawah ini:

PER-OUTPUT LOSS PLOT (OHLC)



**Gambar 6. Kurva Loss Pelatihan dan Validasi per Output OHLC**

Gambar 6. menyajikan kurva training loss dan validation loss untuk masing-masing variabel output

Open, High, Low, dan Close (OHLC) pada proses pelatihan model hybrid LSTM–GRU. Seluruh kurva loss menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE) sebagai fungsi kerugian, yang umum digunakan dalam permasalahan regresi time series harga aset keuangan.

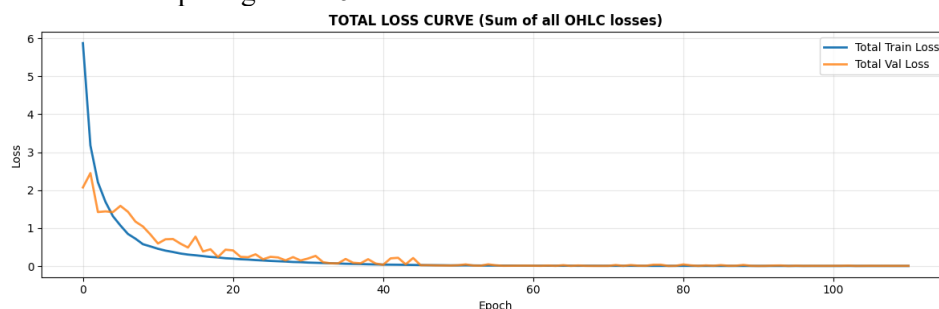
Pada kurva Open, terlihat bahwa training loss mengalami penurunan yang sangat tajam pada beberapa epoch awal. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan cepat mempelajari pola dasar pergerakan harga pembukaan Bitcoin. Setelah sekitar epoch ke-15 hingga ke-20, nilai training loss mendekati nol dan relatif stabil hingga akhir pelatihan. Sementara itu, validation loss menunjukkan fluktuasi ringan pada awal pelatihan, namun tetap mengikuti tren penurunan yang konsisten. Tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara training loss dan validation loss, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Kurva loss untuk variabel High menunjukkan pola yang serupa dengan Open. Penurunan training loss yang cepat pada fase awal menandakan bahwa model mampu menangkap karakteristik harga tertinggi Bitcoin dalam setiap periode waktu. Fluktuasi kecil pada validation loss di awal pelatihan dapat dikaitkan dengan sifat volatil harga maksimum Bitcoin, yang sering dipengaruhi oleh lonjakan pasar jangka pendek. Namun demikian, seiring bertambahnya epoch, validation loss semakin stabil dan mendekati training loss, menunjukkan tidak terjadinya overfitting.

Pada variabel Low, penurunan training loss juga terjadi secara drastis pada epoch awal, diikuti dengan fase konvergensi yang stabil. Pola ini mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari batas bawah pergerakan harga Bitcoin, yang umumnya dipengaruhi oleh tekanan jual dan sentimen negatif pasar. Validation loss pada variabel ini memperlihatkan fluktuasi yang sedikit lebih besar dibandingkan Open dan High pada fase awal, namun tetap menunjukkan tren menurun yang konsisten. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun harga terendah cenderung lebih sensitif terhadap kondisi pasar, model tetap mampu melakukan generalisasi dengan baik.

Kurva Close menunjukkan hasil pelatihan yang sangat stabil. Training loss dan validation loss menurun dengan cepat dan hampir berhimpit setelah beberapa epoch awal. Kondisi ini sangat penting, mengingat harga penutupan (Close) merupakan variabel yang paling sering digunakan sebagai acuan utama dalam analisis teknikal dan pengambilan keputusan investasi. Stabilitas kurva ini mengindikasikan bahwa model hybrid LSTM–GRU sangat efektif dalam memodelkan dinamika harga penutupan Bitcoin secara akurat.

Pada grafik *total loss*, yang merepresentasikan akumulasi kesalahan prediksi seluruh komponen OHLC, terlihat penurunan yang tajam pada fase awal pelatihan, diikuti dengan penurunan bertahap hingga mencapai nilai yang sangat kecil dan stabil. Keselarasan antara *total training loss* dan *total validation loss* memperkuat indikasi bahwa arsitektur hybrid LSTM–GRU mampu mempelajari dinamika harga Bitcoin secara multivariat dengan efektif. Integrasi antara LSTM yang unggul dalam menangkap dependensi jangka panjang dan GRU yang efisien dalam proses pembelajaran berkontribusi terhadap stabilitas dan kecepatan konvergensi model terlihat pada gambar 6. Dibawah ini:



**Gambar 7. Kurva Total Loss (Akumulasi OHLC)**

Gambar 7 menampilkan total loss curve, yaitu akumulasi loss dari seluruh output OHLC selama proses pelatihan dan validasi. Kurva ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap kinerja model dalam memprediksi harga Bitcoin secara multivariat. Pada fase awal pelatihan, total training loss mengalami penurunan yang sangat tajam, yang menandakan bahwa model secara simultan mampu mempelajari keterkaitan antarvariabel Open, High, Low, dan Close. Setelah sekitar 20–30 epoch, laju penurunan loss mulai melandai dan kemudian mencapai kondisi stabil mendekati nol hingga akhir epoch.

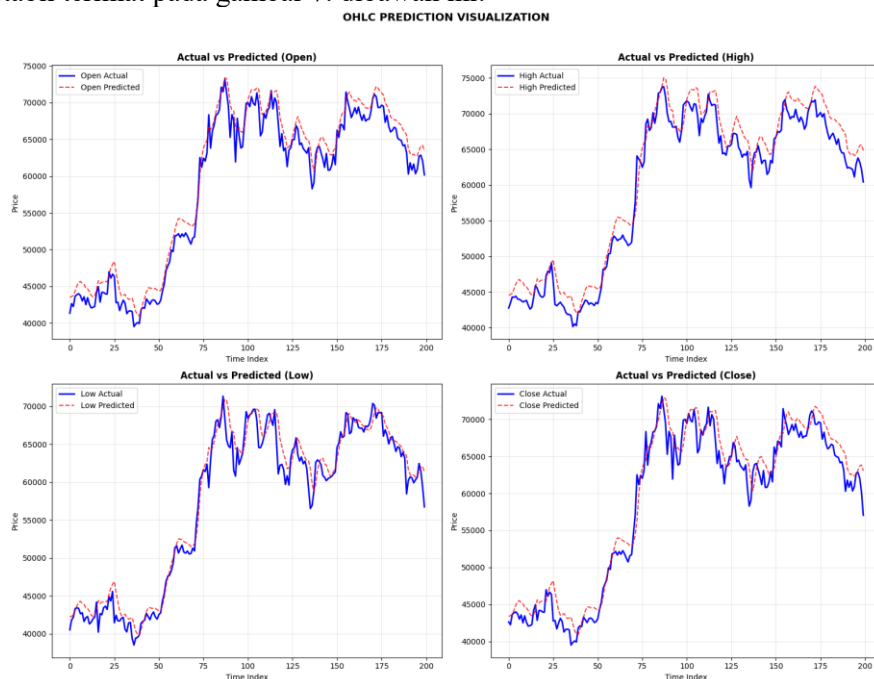
Total validation loss menunjukkan pola yang sejalan dengan training loss, meskipun terdapat fluktuasi ringan pada epoch awal. Tidak adanya jarak yang signifikan antara kedua kurva tersebut menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data uji. Hal ini memperkuat bahwa arsitektur hybrid LSTM–GRU yang digunakan mampu menangkap hubungan nonlinier dan dependensi temporal antarvariabel harga Bitcoin secara efektif.

Berdasarkan keseluruhan kurva loss, dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan model hybrid LSTM–GRU menunjukkan konvergensi yang cepat dan stabil. Integrasi lapisan LSTM dan GRU memberikan keunggulan signifikan dalam proses pemodelan deret waktu harga Bitcoin. Lapisan LSTM berperan dalam menangkap dependensi jangka panjang yang muncul akibat pola historis harga, sementara GRU meningkatkan efisiensi pembelajaran dan mempercepat proses konvergensi model. Kombinasi kedua arsitektur ini memungkinkan model hybrid LSTM–GRU mempelajari dinamika harga Bitcoin secara lebih stabil dan akurat, khususnya pada data multivariat OHLC yang memiliki volatilitas tinggi.

Hasil pelatihan ini menunjukkan bahwa model hybrid LSTM–GRU yang diusulkan telah terlatih secara optimal dan layak digunakan untuk tahap evaluasi kuantitatif lebih lanjut. Stabilitas kurva loss memperkuat bahwa model mampu melakukan prediksi multivariat OHLC secara konsisten.

### Hasil Prediksi Harga Bitcoin Multivariat OHLC

Hasil pengujian model pada data uji menunjukkan bahwa prediksi harga Bitcoin untuk variabel Open, High, Low, dan Close mengikuti pola pergerakan data aktual dengan cukup baik. Secara visual, kurva prediksi cenderung mendekati kurva aktual, meskipun terdapat selisih pada beberapa titik ekstrem yang disebabkan oleh lonjakan harga mendadak. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap tren umum pergerakan harga, namun tetap menghadapi tantangan dalam memprediksi perubahan harga yang sangat tajam dalam waktu singkat. Pendekatan multivariat yang digunakan pada penelitian ini terbukti membantu model dalam memahami hubungan antarvariabel OHLC, sehingga prediksi menjadi lebih konsisten dan stabil terlihat pada gambar 7. dibawah ini:



**Gambar 8. Hasil Prediksi Harga Bitcoin Multivariat OHLC**

Gambar 8 menyajikan visualisasi perbandingan antara data aktual dan data hasil prediksi harga Bitcoin menggunakan model hybrid LSTM–GRU untuk empat variabel utama, yaitu Open, High, Low, dan Close (OHLC). Pembahasan dilakukan secara bertahap untuk setiap sub-gambar guna memberikan pemahaman yang komprehensif terhadap kinerja model.

Kurva prediksi harga Open (garis putus-putus merah) mengikuti pola pergerakan kurva aktual (garis biru) dengan cukup baik. Model mampu menangkap tren kenaikan dan penurunan harga secara konsisten, khususnya pada periode awal hingga pertengahan indeks waktu. Perbedaan antara nilai aktual

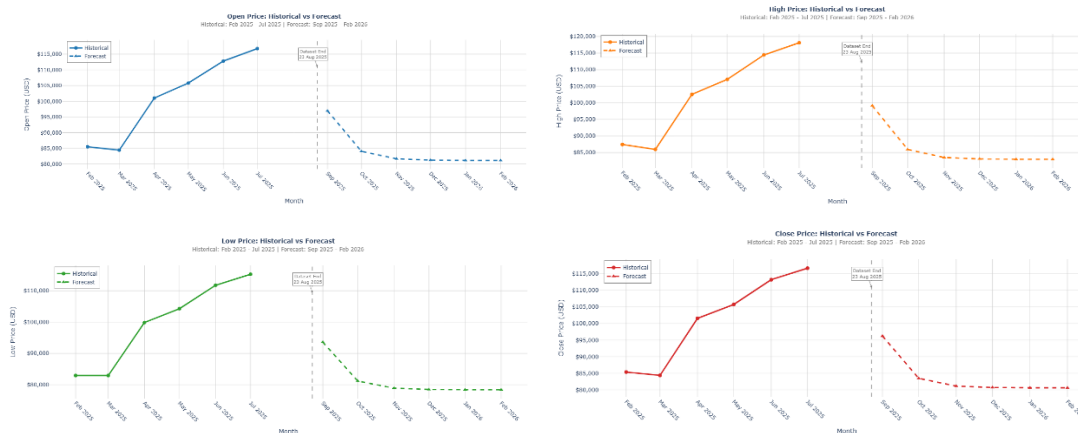
dan prediksi relatif kecil pada kondisi pasar yang stabil. Namun, pada beberapa titik yang menunjukkan perubahan harga secara drastis, seperti saat terjadi lonjakan atau penurunan tajam, prediksi cenderung sedikit tertinggal (lagging). Fenomena ini umum terjadi pada model berbasis time series karena perubahan ekstrem sulit dipelajari hanya dari pola historis sebelumnya.

Hasil prediksi untuk variabel High. Secara visual, model mampu mendekati nilai puncak harga aktual, terutama pada fase tren naik yang kuat. Kurva prediksi menunjukkan pola fluktuasi yang searah dengan data aktual, menandakan bahwa model berhasil mempelajari dinamika harga tertinggi harian. Meskipun demikian, pada beberapa puncak ekstrem, nilai prediksi cenderung berada sedikit di bawah harga aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih bersifat konservatif dalam memperkirakan nilai maksimum harga, yang kemungkinan dipengaruhi oleh volatilitas pasar Bitcoin yang tinggi serta adanya peristiwa eksternal yang sulit diprediksi, seperti sentimen berita mendadak.

Prediksi harga Low menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Kurva prediksi sangat dekat dengan kurva aktual, terutama pada periode harga stabil dan tren menurun. Model mampu mengenali batas bawah pergerakan harga dengan baik, sehingga selisih antara nilai aktual dan prediksi relatif kecil dibandingkan variabel lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model hybrid LSTM–GRU memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola penurunan harga. Karakteristik ini penting dalam konteks manajemen risiko, karena prediksi harga terendah dapat digunakan sebagai acuan untuk menentukan batas kerugian (stop-loss).

Hasil prediksi untuk variabel Close, yang merupakan indikator penting dalam analisis pasar cryptocurrency. Secara umum, kurva prediksi mengikuti pergerakan harga aktual dengan sangat baik, baik pada fase tren naik maupun tren turun. Perbedaan yang muncul terutama terjadi pada periode volatilitas tinggi, di mana harga penutupan mengalami fluktuasi tajam dalam waktu singkat. Meskipun demikian, arah pergerakan harga tetap berhasil diprediksi dengan benar, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam menangkap pola jangka pendek dan menengah.

Berikut ini hasil prediksi harga dari model yang sudah dilatih:



**Gambar 9. Hasil Peramalan Harga Bitcoin Periode September 2025 – Februari 2026**

Berdasarkan Gambar 9 hasil peramalan harga Bitcoin untuk periode September 2025 hingga Februari 2026 menunjukkan pola pergerakan yang relatif konsisten pada seluruh variabel Open, High, Low, dan Close. Setelah periode historis yang ditandai dengan garis vertikal putus-putus, model memprediksi adanya koreksi harga pada awal periode peramalan, yang kemudian diikuti oleh pergerakan harga yang cenderung stabil hingga awal tahun 2026. Pada variabel Open dan Close, terlihat bahwa harga diprediksi mengalami penurunan dari level puncak sebelumnya, kemudian bergerak mendatar pada kisaran harga tertentu. Pola serupa juga terjadi pada variabel High dan Low, yang menunjukkan penyempitan rentang harga (price range compression). Kondisi ini mengindikasikan potensi fase konsolidasi pasar, di mana volatilitas diperkirakan menurun dibandingkan periode sebelumnya.

### Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model hybrid LSTM–GRU dilakukan menggunakan beberapa metrik kesalahan, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean

Absolute Percentage Error (MAPE), dan koefisien determinasi ( $R^2$ ) untuk masing-masing variabel Open, High, Low, dan Close. Penggunaan berbagai metrik ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai akurasi dan kemampuan generalisasi model.

Output		MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R2
0	Open	4.214821e+06	2053.002865	1721.382692	2.343054	0.991368
1	High	5.424729e+06	2329.104708	1898.161945	2.618924	0.989099
2	Low	9.199718e+06	3033.103758	2349.346478	2.879556	0.980789
3	Close	8.260047e+06	2874.029688	2247.068718	2.891264	0.983092

**Gambar 10. Evaluasi Kinerja Model**

Berdasarkan hasil evaluasi pada gambar 10, variabel Open menunjukkan kinerja terbaik dengan nilai  $R^2$  sebesar 0,991368 dan MAPE sebesar 2,34%, yang mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan lebih dari 99% variasi data aktual. Nilai kesalahan yang relatif rendah pada metrik MSE, RMSE, dan MAE menunjukkan bahwa prediksi harga pembukaan dapat dilakukan dengan tingkat akurasi yang sangat baik.

Pada variabel High, model juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai  $R^2$  sebesar 0,989099 dan MAPE sebesar 2,62%. Meskipun nilai kesalahan sedikit lebih tinggi dibandingkan variabel Open, hasil ini masih menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola pergerakan harga tertinggi secara efektif, termasuk tren kenaikan dan penurunan harga.

Selanjutnya, variabel Low memperoleh nilai  $R^2$  sebesar 0,980789 dengan MAPE sebesar 2,88%. Nilai ini mengindikasikan bahwa meskipun terdapat peningkatan kesalahan prediksi dibandingkan variabel Open dan High, model tetap mampu memprediksi harga terendah dengan tingkat akurasi yang baik. Perbedaan ini diduga dipengaruhi oleh volatilitas harga minimum yang lebih sensitif terhadap fluktuasi pasar.

Untuk variabel Close, model menghasilkan nilai  $R^2$  sebesar 0,983092 dan MAPE sebesar 2,89%. Nilai ini menunjukkan bahwa model masih sangat akurat dalam memprediksi harga penutupan, meskipun variabel ini cenderung dipengaruhi oleh dinamika pasar pada akhir periode perdagangan yang sering kali lebih fluktuatif.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model hybrid LSTM–GRU memiliki kinerja yang sangat baik dalam memprediksi harga Bitcoin secara multivariat. Seluruh nilai MAPE berada di bawah 3%, yang menandakan tingkat kesalahan relatif yang rendah, serta nilai  $R^2$  di atas 0,98 yang menunjukkan kemampuan model dalam merepresentasikan pola data historis dengan sangat baik. Temuan ini memperkuat bahwa pendekatan multivariat OHLC mampu meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan pendekatan univariat, serta relevan untuk digunakan dalam analisis dan peramalan harga cryptocurrency.

Meskipun model hybrid LSTM–GRU menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam memprediksi harga Bitcoin secara multivariat, penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan. Pertama, data sentimen berita yang digunakan sangat bergantung pada sumber berita cryptocurrency tertentu, sehingga variasi perspektif dan cakupan informasi dapat memengaruhi representasi sentimen pasar. Kedua, model masih memiliki keterbatasan dalam memprediksi pergerakan harga ekstrem atau shock pasar yang dipicu oleh peristiwa tak terduga, seperti kebijakan regulasi mendadak atau krisis global, yang sulit dipelajari hanya dari pola historis. Ketiga, penelitian ini belum membandingkan kinerja model hybrid LSTM–GRU dengan metode baseline non–deep learning, seperti ARIMA atau regresi konvensional, sehingga evaluasi keunggulan model masih terbatas pada pendekatan berbasis deep learning. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas sumber data sentimen, mempertimbangkan pendekatan hybrid tambahan, serta melakukan perbandingan dengan model baseline guna memperoleh evaluasi yang lebih komprehensif.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model hybrid Long Short-Term Memory (LSTM)–Gated Recurrent Unit (GRU) mampu memberikan kinerja prediksi yang baik dalam memodelkan pergerakan harga Bitcoin secara multivariat pada variabel Open, High, Low, dan Close (OHLC). Hasil evaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), serta koefisien determinasi ( $R^2$ ) menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah dan kemampuan model yang

tinggi dalam merepresentasikan variasi data harga aktual pada konteks data yang digunakan dalam penelitian ini. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan deep learning berbasis arsitektur hybrid LSTM–GRU efektif untuk peramalan harga Bitcoin yang memiliki karakteristik volatilitas tinggi. Kontribusi ilmiah (novelty) dari penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan prediksi multivariat OHLC yang dikombinasikan dengan arsitektur hybrid LSTM–GRU serta integrasi data sentimen berita cryptocurrency dalam satu kerangka pemodelan terpadu. Integrasi sentimen berita sebagai variabel eksternal memperkaya representasi data time series dengan mempertimbangkan pengaruh informasi pasar, sehingga model tidak hanya bergantung pada pola historis harga. Dengan demikian, model yang diusulkan menunjukkan potensi adaptabilitas dan akurasi yang baik dalam menghadapi dinamika pasar cryptocurrency yang kompleks dan fluktuatif.

## REFERENSI

- Afrinanda, R., Efrizoni, L., Agustin, W., & Rahmiati, R. (2023). Hybrid model for sentiment analysis of Bitcoin prices using deep learning algorithm. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 22(2), 309–324.
- Aritonang, D. E. (2024). *Analisis sentimen publik terhadap cryptocurrency di Indonesia: Studi kasus media sosial X* (Doctoral dissertation, Universitas Atma Jaya Yogyakarta).
- Aslam, N., Rustam, F., Lee, E., Washington, P. B., & Ashraf, I. (2022). Sentiment analysis and emotion detection on cryptocurrency related tweets using ensemble LSTM-GRU model. *IEEE Access*, 10, 39313–39324.
- Chin, C. K., & Omar, N. A. Z. L. I. A. (2020). Bitcoin price prediction based on sentiment of news article and market data with LSTM model. *Asia-Pacific Journal of Information Technology and Multimedia*, 9(1), 1–16.
- Dapubeang, M. S. R. A., & Malahina, E. U. (2025). Prediksi harga mata uang kripto XRP menggunakan metode deep learning LSTM dan GRU. *Jurnal Manajemen Informatika & Teknologi*, 5(2), 107–124.
- Ismail, I., Nursakti, N., Faizal, L., & Ibrahim, I. (2025). Deep Learning Based Multiclass Detection of Corn Leaf Diseases Using a Convolutional Neural Network.
- Khoiri, S. A., & Wahid, A. (2024). Analisis kinerja algoritma machine learning dalam prediksi harga cryptocurrency. *JUSTINDO (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 9(2), 133–141.
- Malik, D. (2025). Meningkatkan akurasi prediksi harga Bitcoin dengan algoritma GRU-LSTM hibrida. *Buffer Informatika*, 11(1), 16–26.
- Maliki, M. A., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2022). Prediksi pergerakan harga cryptocurrency Bitcoin terhadap mata uang Rupiah menggunakan algoritme LSTM. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(7), 3259–3268.
- Manek, U. F., Nur' Afiah, S., & Moka, S. (2025). Prediksi harga cryptocurrency Bitcoin dengan pendekatan deep learning menggunakan Gated Recurrent Unit (GRU). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(5), 7667–7673.
- Muslim, I., & Hamzah, M. A. (2025, October). Perbandingan algoritma Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit untuk peramalan saham forex dan Bitcoin. In *Seminar Nasional Humaniora dan Aplikasi Teknologi Informasi (SEHATI)* (Vol. 11, No. 1, pp. 486–494).
- Oktavian, M. D. S. (2025, December). Analisis studi literatur: Perbandingan model prediksi harga Bitcoin berbasis Long Short-Term Memory (LSTM). In *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)* (Vol. 5, No. 2, pp. 194–200).
- Pandu, M. F., & Febryantahanuji, F. (2025). Analisis keuntungan dan risiko investasi cryptocurrency untuk pemula. *E-Bisnis: Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Bisnis*, 18(2), 217–227.
- Prasetyo, A. W., & Putra, R. E. (2024). Analisis sentimen Twitter pada cryptocurrency menggunakan Bidirectional Encoder Representations from Transformers dan Region-Based Convolutional Neural Network. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 6(01), 11–21.
- Setiawan, D., Septiarini, T. W., & Kurniawan, H. (2025, February). Systematic literature review: Metode dan teknik peramalan cryptocurrency. In *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi "SainTek"* (Vol. 2, No. 1, pp. 1271–1291).

- 
- Utama, P. P., Wahyuni, F. S., & Zahro, H. Z. (2025). Pengembangan sistem peramalan harga kripto dengan metode Triple Exponential Smoothing berdasarkan data historis. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(6), 10658–10666.
- Wijaya, A. K., Gaib, A. F., Mahayudha, I. G. N. B. F., Andini, N., & Zanestri, T. F. (2025). Optimising Bitcoin price forecasting using LSTM, GRU, Prophet, VAR, and ES multi-model approaches. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 6(3), 1095–1112.
- Zasqia, A. N. N., Laila, R., Lapatta, N. T., Pusadan, M. Y., & Santi, D. (2025). Implementation of Long Short-Term Memory algorithms on cryptocurrency price prediction with high accuracy on volatile assets. *Jurnal Algoritma*, 22(2), 2317–2326