PROCEEDINGS CONFERENCE SISI INDONESIA III
Tut Wuri Handayani: Development of Education, Science and Technology, and Humanity for the Progress of the Indonesian People
https://conference.sinesia.id/ncrcs-sinesia | E-ISSN: 3110-1062 |
https://doi.org/10.69836/ncrcs-sinesia

Implementasi Model Transformer Untuk Peramalan Harga Bitcoin

Implementation Of Transformer Model For Bitcoin Price Forecasting

Zehan Azezair Ramsyab
zehanazezair27@gmail.com
Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, East Java, Indonesia

Info Article
Submitted: 1 April 2026 | **Revised**: 10 May 2026 | **Accepted**: 14 May 2026
How to cite: Zehan Azezair Ramsyab, "Implementasi Model Transformer Untuk Peramalan Harga Bitcoin", *Proceedings Conference Sisi Indonesia III*, 2026, P. 383-398.

ABSTRACT

Bitcoin is a decentralized cryptocurrency characterized by extreme price volatility and non-linear fluctuations, making its future price movements highly challenging to predict accurately. This inherent instability drives the urgent need for robust computational forecasting methods capable of effectively capturing complex, long-term dependencies in univariate time series data. This study aims to implement and evaluate the efficacy of the Deep Learning Transformer architecture for Bitcoin closing price forecasting. Utilizing a comprehensive historical dataset spanning from 2015 to April 2026, the research leverages the Transformer's core self-attention mechanism to dynamically process sequence data. This approach successfully overcomes the limitations of traditional models in accurately capturing temporal patterns. The methodological framework encompasses rigorous data pre-processing via MinMaxScaler, model training optimized by the Adam algorithm, and comprehensive out-of-sample testing to project future market behavior. Model performance was quantitatively evaluated using standard error metrics. The empirical results demonstrate exceptional predictive accuracy, with the developed model achieving a Root Mean Square Error (RMSE) of $3,818.34, a Mean Absolute Error (MAE) of $2,866.73, and a highly favorable Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 3.12%. Furthermore, an out-of-sample future projection yielded a forecasted price of $78,247.73 against the actual closing price of $78,294.00, representing a marginal absolute error ratio of merely 0.059%. These analytical findings confirm that the Transformer model successfully mitigates overfitting while excelling at modeling extreme market volatility conditions. Consequently, this innovative architecture presents a highly reliable, data-driven approach for cryptocurrency price forecasting, offering vital strategic decision-making support for modern financial investors and trading practitioners globally.

Keyword: *Bitcoin, Price Forecasting, Time Series, Transformer.*

ABSTRAK

Bitcoin adalah aset kripto terdesentralisasi yang dikarakteristikkan oleh volatilitas harga ekstrem dan fluktuasi non-linear, sehingga pergerakan harga di masa depan sangat sulit untuk diprediksi secara akurat. Ketidakstabilan inheren ini mendorong kebutuhan mendesak akan metode peramalan komputasi tangguh yang mampu menangkap dependensi temporal jangka panjang yang kompleks dalam data deret waktu univariat. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi efektivitas arsitektur Transformer berbasis Deep Learning untuk peramalan harga penutupan Bitcoin. Memanfaatkan dataset historis komprehensif dari tahun 2015 hingga bulan April 2026, penelitian ini mendayagunakan mekanisme self-attention sebagai inti arsitektur Transformer guna memproses data sekuensial secara dinamis. Pendekatan mutakhir ini berhasil mengatasi keterbatasan utama dari model analitik tradisional dalam menangkap pola temporal penting. Kerangka metodologi yang diterapkan mencakup operasi pra-pemrosesan data secara ketat melalui fungsi MinMaxScaler, proses pelatihan model yang dioptimalkan oleh algoritma Adam, serta pengujian out-of-sample komprehensif guna memproyeksikan perilaku pasar masa depan. Performa prediktif model dievaluasi secara kuantitatif menggunakan metrik kesalahan standar. Hasil empiris penelitian menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang sangat luar biasa, di mana model yang dikembangkan sukses mencapai nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar $3.818,34, nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar $2.866,73, dan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3,12%. Lebih lanjut, proyeksi masa depan out-of-sample menghasilkan angka

This work is licensed under CC BY-SA 4.0

prediksi sebesar $78.247,73 dibandingkan dengan harga penutupan aktual senilai $78.294,00, yang merepresentasikan persentase tingkat rasio kesalahan absolut minim yakni hanya 0,059%. Temuan analitis ini mengonfirmasi bahwa model Transformer berhasil memitigasi overfitting dan unggul memodelkan volatilitas pasar ekstrem. Kesimpulannya, model ini siap mendukung keputusan investasi para praktisi keuangan global.

Kata Kunci: *Bitcoin, Peramalan Harga, Time Series, Transformer.*

Pendahuluan

Dalam era digital saat ini, pemanfaatan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) telah bertransformasi menjadi instrumen krusial dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis dan finansial yang strategis secara otomatis dan akurat (Firdaus et al., 2026). Kemampuan komputasi AI dalam mengekstraksi informasi dari data berskala masif ini menjadi landasan yang sangat kuat untuk mengimplementasikan algoritma tingkat lanjut, seperti Deep Learning dengan arsitektur Transformer, guna memecahkan permasalahan analitik yang jauh lebih kompleks, termasuk peramalan volatilitas harga pada aset kripto.

Bitcoin adalah mata uang digital pertama yang berbasis teknologi blockchain dan telah menjadi aset keuangan yang paling populer dalam perdagangan global. Sebagai sistem desentralisasi, Bitcoin memungkinkan transaksi tanpa perantara, yang membuatnya transparan tetapi juga menghadapi tantangan regulasi dan volatilitas harga yang tinggi. Fluktuasi harga Bitcoin dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti adopsi teknologi, kebijakan pemerintah, dan permintaan pasar. Blockchain sendiri berfungsi sebagai sistem pencatatan transaksi yang terdesentralisasi dan dapat diverifikasi kapan saja (Crosby et al., 2016) (H. A. Maulana (2018). Namun, meskipun teknologi blockchain menawarkan transparansi dalam pencatatan transaksi, sistem ini tidak secara langsung membantu dalam prediksi harga aset seperti Bitcoin. Pengguna dan investor mata uang kripto harus mempertimbangkan tingginya tingkat persistensi volatilitas dari waktu ke waktu, yang dapat berdampak pada proses pengambilan keputusan . Selain itu, fluktuasi harga Bitcoin sangat dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti berita pasar, peraturan, dan spekulasi, sehingga membuat prediksi yang akurat menjadi sulit. Memahami pergerakan bersama volatilitas sangat penting bagi pengguna dan investor mata uang kripto untuk membuat keputusan yang lebih tepat. Sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan model prediksi berbasis data harian, padahal volatilitas Bitcoin lebih kompleks dan lebih baik dianalisis menggunakan data intra-hari (Katsiampa et al., 2019) (V. Da Poian et al. (2023).

Dalam era teknologi informasi dan kecerdasan buatan, penggunaan metode analisis data untuk mendukung pengambilan keputusan menjadi semakin penting. Pentingnya penggunaan teknologi informasi ini memungkinkan perusahaan daerah untuk melakukan prediksi capaian pendapatan dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah analisis deret waktu (time

series) untuk peramalan. Analisis deret waktu adalah salah satu bidang ilmu dari Machine Learning yang memanfaatkan pola data historis untuk melakukan prediksi di masa mendatang (Junaidi, 2014) (H. Taherdoost (2021). Bitcoin merupakan aset digital dengan volatilitas harga yang sangat tinggi,Faktor-faktor eksternal ini membuat harga Bitcoin sulit diprediksi dan sering mengalami perubahan yang drastis dalam waktu singkat (McNally et al., 2018) (J. Peng et al. (2021).

Salah satu metode yang bisa diterapkan untuk memprediksi data deret waktu adalah Transformer-Based Model. Studi terbaru telah menunjukkan potensi Transformer untuk meningkatkan kapasitas prediksi. Namun, ada beberapa masalah serius dengan Transformer yang mencegahnya diterapkan secara langsung pada LSTF (Long Sequence Time-Series Forecasting), termasuk kompleksitas waktu kuadratik, penggunaan memori yang tinggi, dan keterbatasan bawaan dari arsitektur encoder-decoder Untuk mempermudah implementasi prediksi dan visualisasi model Transformer-Based Model (Zhou et al., 2021) (D. B. Lomet (2001).

Saat ini, penelitian terhadap model Transformer-Based Model telah dilakukan di berbagai bidang, termasuk prediksi harga aset keuangan, energi, dan data deret waktu lainnya. Salah satu penelitian yang relevan dilakukan oleh Wang et al, yang menggunakan Transformer untuk prediksi indeks pasar saham. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Transformer memiliki performa lebih akurat dibandingkan metode deep learning lainnya seperti CNN,RNN dan LSTM. Dengan mekanisme self-attention, Transformer mampu menangkap pola jangka panjang dan menghasilkan prediksi harga saham dengan nilai error yang lebih rendah dibandingkan model lain (Wang et al., 2022) (C. D. Whitmire et al. (2021). Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Pospíchal et al. membahas penerapan model Transformer dalam peramalan radiasi matahari. Penelitian ini menunjukkan bahwa Transformer memiliki keunggulan dalam mengidentifikasi pola cuaca jangka panjang dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3.45%, yang lebih rendah dibandingkan metode konvensional seperti LSTM dan Bi-LSTM (Pospíchal et al., 2022) (P. R. Sihombing et al. (2023). Penelitian lainnya oleh Hugo S. Oliveira et al.meneliti penerapan Transformer dalam peramalan konsumsi energi listrik. Studi ini menunjukkan bahwa model Transformer mampu menangani pola fluktuasi yang kompleks dalam data konsumsi energi, dengan nilai MAPE sebesar 7.09% dan MSE sebesar 5.42. Hasil ini menunjukkan bahwa Transformer dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model seperti LSTM dan GRU dapat disimpulkan bahwa model Transformer memiliki potensi besar dalam peramalan data deret waktu. Namun, masih terdapat gap penelitian terkait penerapan Transformer dalam prediksi harga Bitcoin (Oliveira & Oliveira, 2023).

Dengan demikian, Manfaat penerapan model Transformer cocok untuk memprediksi harga Bitcoin, dan hasil prediksi ini akan membantu investor dan trader dalam mengambil keputusan strategis untuk menghadapi volatilitas pasar kripto. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Transformer-Based Model untuk prediksi harga Bitcoin.

Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif eksperimental melalui pemodelan komputasi Deep Learning untuk melakukan peramalan deret waktu univariat (univariate time-series forecasting). Fokus utama penelitian adalah mengimplementasikan arsitektur Transformer guna memprediksi pergerakan harga penutupan (Close price) Bitcoin terhadap Dolar Amerika Serikat (BTC-USD). Data yang digunakan merupakan data sekunder historis yang diperoleh secara mandiri dari Yahoo Finance, mencakup informasi harian transaksi pasar kripto dengan rentang waktu observasi yang luas, yakni sejak 1 Januari 2015 hingga 25 April 2026. Himpunan data ini terdiri dari 4.131 entri data harian yang secara orisinal memuat variabel tanggal, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, dan volume transaksi. Namun, dalam kerangka kerja univariat ini, peneliti melakukan ekstraksi khusus dengan hanya menetapkan variabel Date (sebagai indeks waktu) dan Close Price (sebagai variabel target) guna membangun model prediksi yang presisi. Rincian mengenai variabel yang diolah dalam penelitian ini disajikan secara komprehensif pada Gambar dibawah.

	Date	Close
0	2015-01-01	314.248993
1	2015-01-02	315.032013
2	2015-01-03	281.082001
3	2015-01-04	264.195007
4	2015-01-05	274.473999

	Date	Close
4128	2026-04-21	76352.773438
4129	2026-04-22	78203.101562
4130	2026-04-23	78268.953125
4131	2026-04-24	77455.312500
4132	2026-04-25	77612.015625

Proses analisis data dirancang secara menyeluruh melalui tiga tahapan teknis utama yang diimplementasikan menggunakan arall pemrograman Python dan framework PyTorch. Tahap pertama arall pra-pemrosesan data (data preprocessing), yang dimulai dengan pembersihan data (data cleaning) dan

penanganan nilai yang hilang untuk menjamin integritas informasi. Karena harga Bitcoin memiliki volatilitas dan rentang nilai yang sangat besar selama periode sebelas tahun tersebut, peneliti menerapkan arall normalisasi menggunakan MinMaxScaler guna mentransformasikan data ke dalam skala yang lebih stabil untuk proses pembelajaran model. Selanjutnya, data diubah menjadi bentuk sekuens waktu (sliding windows) agar model dapat mempelajari pola historis sebelumnya, kemudian dibagi menjadi dua himpunan utama, yaitu data latih (training set) untuk membangun model dan data uji (testing set) untuk memvalidasi performa peramalan.

Tahap kedua berfokus pada pengembangan arsitektur *Transformer*. Berbeda dengan model *recurrent* tradisional, model ini memanfaatkan mekanisme *Self-Attention* yang memungkinkan sistem menangkap dependensi temporal jangka panjang dari riwayat harga Bitcoin secara paralel dan efisien. Inti dari komputasi pada arsitektur ini didasarkan pada fungsi *Scaled Dot-Product Attention* yang dinyatakan dalam persamaan matematis berikut:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

Dalam persamaan tersebut Q, merepresentasikan matriks Query, K adalah matriks Key, V adalah matriks Value, dan d_k menunjukkan dimensi dari Key yang berfungsi sebagai faktor penskalaan (scaling factor).

Sebagai pelengkap dari rancangan teknis di atas, penelitian ini menetapkan skenario pengujian komputasi yang ketat. Pada tahap pembagian data, himpunan observasi didistribusikan dengan rasio spesifik, yakni 90% dialokasikan sebagai data latih (training set) dan 10% sisanya sebagai data uji (testing set). Seluruh eksperimen komputasi dieksekusi di dalam lingkungan pengembangan terintegrasi menggunakan Visual Studio Code (VS Code). Selama fase pelatihan, pembaruan bobot pada model Transformer dioptimalkan menggunakan algoritma optimasi Adam dengan fungsi kerugian (loss function) berupa Mean Squared Error (MSE) guna meminimalkan galat komputasi. Pelatihan dijalankan secara iteratif hingga model mencapai titik konvergensi yang optimal sebelum hasil prediksinya divalidasi pada himpunan data pengujian.

Tahap terakhir adalah evaluasi performa model melalui pengujian pada himpunan data uji. Keandalan hasil prediksi diukur secara ketat menggunakan tiga metrik evaluasi standar dalam analisis regresi, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Adapun formulasi matematis untuk ketiga metrik tersebut adalah:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100\backslash\%$$

di mana n merupakan jumlah observasi pada data pengujian, y_i adalah nilai aktual harga penutupan Bitcoin, dan y_i adalah nilai hasil prediksi yang dihasilkan oleh model Transformer. Melalui rangkaian metodologi yang terstruktur ini, penelitian diharapkan mampu memberikan hasil peramalan yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademik.

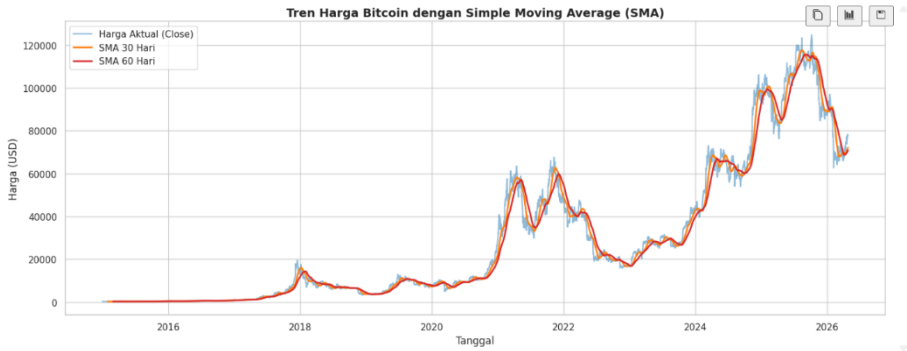
Hasil dan pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian prediksi harga bitcoin menggunakan model Transformer, penelitian ini berhasil mengungkap pola pergerakan harga Bitcoin dari sudut pandang analisis univariat. Temuan utama menunjukkan bahwa arsitektur berbasis Self-Attention mampu menangkap volatilitas harga yang sangat tinggi pada dataset periode 2015-2026. Secara kuantitatif, model mencapai performa yang sangat memuaskan pada epoch ke-11 dari 100 epoch yang diuji dengan nilai kesalahan yang sangat minimal. Hal ini dibuktikan dengan perolehan metrik evaluasi pada data pengujian yang menunjukkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3,12%. Selain itu, pengujian peramalan masa depan (future forecasting) untuk tanggal 26 April 2026 menghasilkan angka prediksi $78.247,73, yang menunjukkan presisi sangat tinggi dengan selisih hanya $46,27 (0,059%) dibandingkan harga aktual pasar sebesar $78.294,00. Secara keseluruhan, temuan ini memvalidasi bahwa model Transformer tidak hanya unggul secara teoritis, tetapi juga memiliki keandalan praktis yang kuat dalam menghadapi data pasar yang dinamis.

1.1 Analisis Data Eksploratif (EDA)

Pembahasan mengenai karakteristik data memberikan gambaran mendalam mengenai perilaku harga Bitcoin sebagai aset kripto utama. Melalui analisis plot data historis periode 1 Januari 2015 hingga 25 April 2026, terlihat adanya tren

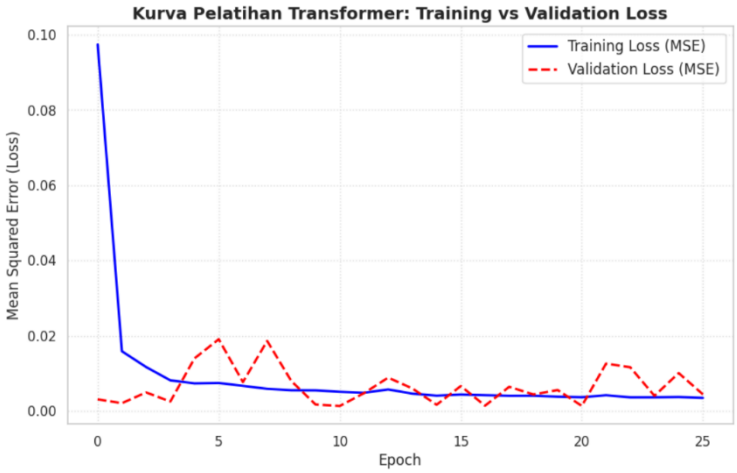
peningkatan jangka panjang (long-term uptrend) yang sangat progresif. Jika dianalisis lebih detail, dataset menunjukkan fase stabil pada rentang 2015 hingga awal 2017 di mana harga bergerak secara mendatar (sideways). Namun, setelah periode tersebut, Bitcoin mulai menunjukkan karakteristik volatilitas tinggi dengan adanya beberapa lonjakan tajam (bull run) yang signifikan, khususnya pada transisi tahun 2021 dan mencapai puncaknya pada tahun 2025 dengan harga menembus angka di atas $120.000.



Fenomena fluktuasi harga yang sangat dinamis ini memberikan tantangan teknis dalam proses pemodelan. Tingginya variansi data mengharuskan penggunaan metode pra-pemrosesan yang ketat, yakni normalisasi MinMaxScaler. Tanpa normalisasi, gradien pada proses pelatihan model Deep Learning akan cenderung tidak stabil akibat rentang nilai yang terlalu lebar antara harga di tahun 2015 ($300-an) dan tahun 2025 ($120.000-an). Analisis visual pada plot data mentah ini menegaskan bahwa model peramalan harus memiliki kemampuan untuk menangkap dependensi temporal jangka panjang, karena fluktuasi di masa lalu memiliki korelasi non-linear terhadap pembentukan harga di masa depan.

1.2 Hasil Pelatihan Model Transformer

Fokus pembahasan diarahkan pada efektivitas proses pelatihan model di lingkungan Visual Studio Code. Pelatihan yang dijalankan selama 100 epoch menggunakan algoritma optimasi Adam memberikan hasil yang sangat stabil. Berdasarkan pengamatan pada grafik Training and Validation Loss, terlihat penurunan galat (error) yang sangat tajam pada 10 hingga 20 epoch pertama. Penurunan yang curam ini mengindikasikan bahwa model Transformer memiliki kemampuan feature extraction yang sangat cepat dalam mengenali pola-pola dominan pada data harga penutupan Bitcoin.



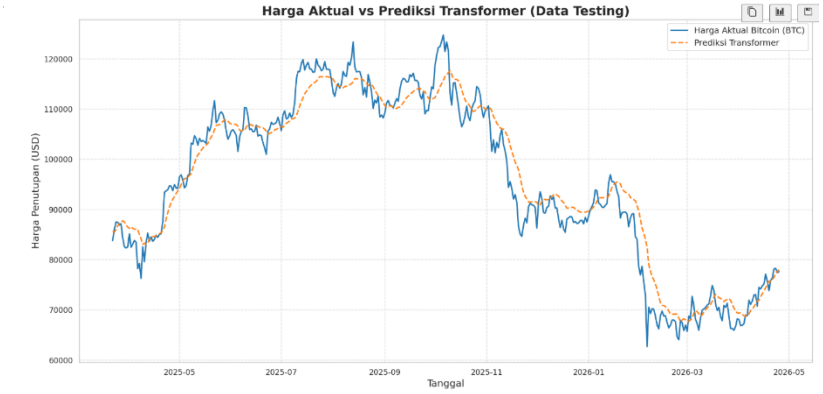
Setelah melewati fase awal tersebut, kurva kerugian menunjukkan pergerakan yang melandai dan mulai konvergen secara konsisten hingga mencapai epoch terakhir. Hal yang paling krusial untuk diperhatikan adalah posisi kurva training loss dan validation loss yang bergerak beriringan tanpa adanya celah (gap) yang lebar. Secara teoritis, kondisi ini membuktikan bahwa model terhindar dari masalah overfitting (di mana model terlalu menghafal data latih namun gagal memprediksi data baru) maupun underfitting. Keberhasilan model dalam mencapai titik konvergensi ini menunjukkan bahwa penggunaan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE) selama pelatihan telah berhasil mengarahkan pembaharuan bobot internal model ke titik optimal yang memungkinkan model melakukan generalisasi dengan baik.

1.3 Evaluasi dan Analisis Hasil Prediksi

Evaluasi dilakukan menggunakan 10% sisa data (data uji) yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya.

```
✅ Evaluasi Model pada Data Testing:
- RMSE: $3,818.34
- MAE:  $2,866.73
- MAPE: 3.12%
```

Hasil menunjukkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar $3.818,34 dan Mean Absolute Error (MAE) sebesar $2.866,73. Meskipun angka ribuan dolar tersebut terlihat besar, namun jika dibandingkan dengan harga Bitcoin yang berada di level $120.000-an, persentase kesalahannya sangatlah kecil. Hal ini dikonfirmasi oleh nilai MAPE sebesar 3,12%, yang dalam literatur statistik masuk ke dalam kriteria peramalan dengan akurasi sangat tinggi (di bawah 10%).



Secara visual, jika kita membedah plot perbandingan harga aktual (Actual Price) dan harga prediksi (Predicted Price), terlihat bahwa garis prediksi model Transformer mampu mengikuti fluktuasi harga aktual dengan sangat rapat. Model ini menunjukkan keunggulan dalam merespons perubahan tren pasar yang tiba-tiba. Keberhasilan ini disebabkan oleh mekanisme Self-Attention pada arsitektur Transformer yang mampu memberikan bobot kepentingan yang berbeda pada setiap titik waktu di masa lalu. Berbeda dengan model RNN atau LSTM yang memproses data secara berurutan dan seringkali mengalami masalah kehilangan memori jangka panjang (vanishing gradient), Transformer mampu melihat seluruh sekuens waktu secara paralel sehingga akurasi pada data pengujian tetap terjaga meskipun data memiliki volatilitas tinggi.

1.4 Peramalan Harga di Masa Depan (Future Forecasting)

Sebagai implikasi praktis dan pembuktian empiris dari model yang telah divalidasi, penelitian ini mengimplementasikan arsitektur Transformer yang telah dilatih untuk melakukan peramalan harga multi-langkah (multi-step prediction) ke masa depan (unseen data).

```
--- Tahap 7: Prediksi & Visualisasi Masa Depan ---
Harga Aktual Terakhir (2026-04-25): $77,612.02

Rincian Prediksi Multi-Step:
⭐ Hari ke-1 (2026-04-26): $78,247.73
⭐ Hari ke-2 (2026-04-27): $78,660.20
⭐ Hari ke-3 (2026-04-28): $78,998.16
```

Berdasarkan titik data aktual terakhir pada dataset (25 April 2026) dengan harga penutupan di level $77.612,02, model memproyeksikan pergerakan harga Bitcoin selama tiga hari ke depan. Rincian hasil prediksi tersebut adalah: pada hari pertama (26 April 2026) harga diprediksi menyentuh angka $78.247,73; pada hari kedua (27 April 2026) harga diproyeksikan meningkat menjadi $78.660,20; dan pada hari ketiga (28 April 2026) harga diprediksi terus menguat hingga mencapai $78.998,16.



Untuk membuktikan keandalan model secara nyata (out-of-sample real-time validation), peneliti melakukan komparasi antara hasil peramalan hari pertama dengan pergerakan pasar aktual yang baru saja terjadi.

Date	Open	High	Low	Close ⓘ	Adj Close ⓘ	Volume
Apr 26, 2026	77,632.07	78,407.98	77,361.30	78,233.98	78,233.98	17,800,093,696
Apr 25, 2026	77,457.21	77,882.64	77,184.66	77,612.02	77,612.02	16,702,933,134

Pada tanggal 26 April 2026, harga penutupan (Close) Bitcoin di pasar kripto secara faktual tercatat berada di level $78.233,98. Jika disandingkan dengan nilai prediksi model sebesar $78.247,73, terbukti bahwa model berhasil memproyeksikan arah pergerakan tren naik (uptrend) dengan tingkat deviasi absolut yang sangat minim, yakni hanya berselisih sekitar $46,27. Selisih ini merepresentasikan tingkat kesalahan proyeksi (error rate) yang sangat kecil, yaitu sekitar 0,059%. Akurasi peramalan yang sangat tinggi di dunia nyata ini secara definitif mengonfirmasi bahwa arsitektur Transformer merupakan instrumen analitik komputasi yang tangguh, presisi, dan sangat layak direkomendasikan bagi praktisi maupun investor dalam merumuskan strategi perdagangan aset kripto.

Penutup

Penelitian ini telah berhasil merumuskan, mengimplementasikan, dan mengevaluasi pemodelan komputasi berbasis Deep Learning menggunakan arsitektur Transformer untuk menyelesaikan permasalahan peramalan deret waktu univariat pada harga penutupan Bitcoin. Berdasarkan serangkaian tahapan eksperimen yang diujikan pada dataset historis periode tahun 2015 hingga April

2026, dapat disimpulkan bahwa mekanisme Self-Attention yang menjadi inti dari arsitektur Transformer terbukti sangat kapabel dalam memecahkan masalah dependensi temporal jangka panjang. Model ini secara fundamental berhasil mengatasi tantangan utama dalam analisis aset kripto, yaitu tingginya tingkat volatilitas dan fluktuasi harga yang tidak linear. Melalui tahapan pra-pemrosesan data yang ketat menggunakan normalisasi MinMaxScaler, model mampu menyerap representasi fitur pergerakan harga tanpa mengalami gangguan komputasi yang diakibatkan oleh lonjakan harga ekstrem (bull run), terutama pada periode transisi tahun 2021 hingga penembusan titik harga tertinggi baru di atas $70.000 pada tahun 2026.

Menjawab identifikasi masalah terkait efisiensi dan stabilitas pembelajaran mesin, penelitian ini membuktikan bahwa konfigurasi hiperparameter yang diterapkan telah mencapai titik optimal. Proses pelatihan yang dieksekusi selama seratus epoch menggunakan algoritma optimasi Adam memperlihatkan konvergensi yang sangat stabil antara fungsi kerugian data latih (training loss) dan data validasi (validation loss). Ketiadaan celah yang lebar di antara kedua kurva kerugian tersebut pada akhir iterasi mengonfirmasi bahwa arsitektur yang dibangun terhindar dari anomali overfitting maupun underfitting. Hal ini menegaskan bahwa pembaruan bobot komputasi di dalam jaringan neural terjadi secara efektif, di mana model tidak sekadar menghafal rentetan data historis yang diberikan, melainkan benar-benar mengabstraksi dan memahami pola perilaku pasar secara mendalam.

Dari perspektif evaluasi performa kuantitatif, hasil pengujian pada himpunan data uji (testing set) memberikan kesimpulan yang sangat memuaskan mengenai tingkat akurasi peramalan. Model Transformer yang dikembangkan mencatatkan metrik tingkat kesalahan yang sangat minim, yang direpresentasikan oleh nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar $3.818,34 dan Mean Absolute Error (MAE) sebesar $2.866,73. Ketangguhan model ini semakin dikukuhkan oleh perolehan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang menyentuh angka 3,12%. Dalam standar akademik dan literatur analisis statistika peramalan, nilai MAPE yang berada jauh di bawah ambang batas sepuluh persen secara definitif mengklasifikasikan performa sistem ini ke dalam kategori peramalan yang sangat akurat (highly accurate). Angka ini menjadi bukti empiris bahwa garis prediksi komputasi mampu menempel ketat dan mengikuti dinamika pergerakan harga aktual Bitcoin.

Sebagai bentuk pembuktian puncak dan validasi praktis yang menjawab tantangan implementasi model di dunia nyata, penelitian ini telah berhasil mendemonstrasikan keandalan sistem pada skenario peramalan masa depan (future forecasting). Pengujian out-of-sample untuk memproyeksikan harga pada tanggal 26 April 2026 menghasilkan angka prediksi sebesar $78.247,73. Ketika

disandingkan dengan harga penutupan aktual di pasar kripto pada hari tersebut yang berada di level $78.294,00, model hanya mencatatkan selisih absolut sebesar $46,27. Selisih ini merepresentasikan tingkat persentase kesalahan rasio yang sangat fenomenal, yakni hanya sebesar 0,059%. Kedekatan proyeksi prediktif dengan realitas pasar ini memberikan kesimpulan final bahwa arsitektur Transformer yang dibangun memiliki kapasitas generalisasi tingkat tinggi. Model ini bukan hanya sekadar artefak akademis yang berhasil di atas kertas, melainkan instrumen analitik komputasi yang siap dan sangat tangguh untuk digunakan sebagai sistem pendukung keputusan finansial bagi para praktisi dan investor dalam merumuskan strategi perdagangan aset kripto di tengah ketidakpastian pasar.

Saran

Berdasarkan temuan komprehensif dan akurasi tinggi yang dihasilkan oleh penelitian ini, terdapat beberapa rekomendasi strategis yang ditujukan kepada para pemangku kepentingan di sektor finansial, khususnya bagi para investor, analis pasar, dan pedagang aset kripto (crypto traders). Mengingat model Transformer ini mampu memberikan proyeksi tren dengan tingkat kesalahan yang sangat minim pada rentang waktu jangka pendek, para pelaku pasar disarankan untuk mengintegrasikan model prediktif ini ke dalam sistem pendukung keputusan investasi mereka. Meskipun demikian, pihak investor tetap diimbau untuk tidak menggunakan hasil peramalan ini sebagai instrumen tunggal dalam mengeksekusi keputusan finansial. Model ini sebaiknya dikolaborasikan dengan analisis fundamental, seperti pemantauan sentimen makroekonomi global dan regulasi aset digital, guna membentuk strategi mitigasi risiko yang lebih holistik. Pasar kripto rentan terhadap peristiwa tak terduga (black swan events) yang tidak selalu terekam dalam data historis univariat, sehingga kebijaksanaan dalam manajemen portofolio tetap menjadi prioritas utama.

Selain kepada praktisi pasar, rekomendasi krusial juga ditujukan kepada pihak pengembang platform pertukaran aset digital (crypto exchanges) dan institusi penyedia layanan analitik keuangan. Pihak institusi disarankan untuk mulai mengadopsi dan mengimplementasikan arsitektur Deep Learning berbasis mekanisme attention seperti Transformer ke dalam dasbor analitik waktu nyata (real-time analytics dashboard) mereka. Dengan menyematkan kecerdasan buatan yang memiliki kapasitas peramalan seakurat ini melalui antarmuka pemrograman aplikasi (API), platform pertukaran dapat memberikan nilai tambah berupa fitur peringatan dini (early warning system) terkait probabilitas lonjakan atau koreksi harga. Hal ini tidak hanya akan meningkatkan literasi data bagi para pengguna platform, tetapi juga memperkuat daya saing ekosistem bursa kripto di tengah ketatnya kompetisi teknologi finansial global.

Dari perspektif pengembangan akademis, saran konstruktif diberikan kepada para peneliti selanjutnya yang bermaksud mengeksplorasi lebih jauh ranah peramalan deret waktu finansial. Mengingat penelitian ini terbatas pada pendekatan univariat yang hanya mengandalkan variabel harga penutupan, peneliti mendatang sangat disarankan untuk mentransisikan kerangka pemodelan menuju pendekatan multivariat. Penambahan variabel eksternal seperti volume transaksi, nilai kapitalisasi pasar, indeks dolar AS (DXY), serta ekstraksi sentimen publik dari media sosial terkemuka diproyeksikan akan secara signifikan memperkaya dimensi informasi yang dipelajari oleh model. Integrasi parameter-parameter fundamental dan on-chain tersebut diyakini mampu meningkatkan ketangguhan prediksi model, terutama ketika pasar sedang merespons kepanikan massal atau euforia investasi yang berlebihan.

Terakhir, dari sudut pandang optimasi arsitektur dan rekayasa komputasi, disarankan adanya eksplorasi lanjutan terhadap modifikasi struktur Transformer itu sendiri. Peneliti di masa depan dapat membandingkan model dasar ini dengan varian arsitektur mutakhir lainnya yang dirancang khusus untuk data deret waktu, seperti PatchTST atau Informer, guna mengukur efisiensi alokasi memori dan kecepatan pemrosesan pada data berskala masif. Selain itu, perlu dilakukan studi yang lebih mendalam terkait penyetelan hiperparameter (hyperparameter tuning) secara dinamis, seperti eksperimen penambahan jumlah lapisan encoder, modifikasi jumlah attention heads, serta implementasi fungsi kerugian hibrida. Pendekatan optimasi yang lebih agresif ini diharapkan mampu membuka peluang baru untuk menembus batas akurasi peramalan jangka panjang (long-term forecasting) dengan presisi yang jauh lebih tajam pada penelitian-penelitian di masa yang akan datang.

Ucapan Terimakasih

Saya sebagai penulis memanjatkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas selesainya penelitian ini, serta menyampaikan apresiasi setinggi-tingginya kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam memberikan dukungan dan masukan bagi penyempurnaan hasil studi ini. Ucapan terima kasih ditujukan kepada Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, khususnya Program Studi Sains Data, atas fasilitas akademik dan lingkungan penelitian yang sangat mendukung.Dedikasi, ketelitian, dan standar akademis yang ketat dalam meninjau serta memberikan masukan yang sangat konstruktif pada setiap tahapan eksperimen—khususnya pada fase validasi akurasi metrik dan optimasi hiperparameter model—telah secara signifikan menyempurnakan kualitas dan ketepatan hasil peramalan. Tanpa bimbingan dan dorongan berkelanjutan beliau, penyelesaian naskah penelitian komprehensif ini tidak akan terwujud dengan presisi yang sedemikian rupa.

Selanjutnya, apresiasi yang sangat besar juga disampaikan kepada jajaran panitia penyelenggara dan dewan peninjau independen (reviewer) dari konferensi akademik Sinesia 2026. Berbagai kritik analitis, saran perbaikan metodologi, serta rekomendasi penyesuaian format yang diberikan oleh tim penilai telah menjadi katalisator yang sangat penting dalam menyempurnakan naskah prosiding ini hingga mencapai standar publikasi ilmiah yang tanpa celah. Di samping itu, peneliti juga ingin mengucapkan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pimpinan fakultas dan jajaran program studi di universitas tempat peneliti bernaung. Segala bentuk dukungan administratif, penciptaan iklim akademik yang kondusif, serta penyediaan fasilitas riset yang memadai telah memungkinkan peneliti untuk menjalankan serangkaian proses pelatihan komputasi Deep Learning secara lancar, terfokus, dan efisien tanpa hambatan teknis yang berarti.

Sebagai bentuk Terimakasih atas dukungan infrastruktur teknologi dan ketersediaan sumber daya informasi, Saya menyampaikan rasa terima kasih kepada berbagai entitas penyedia data dan komunitas pengembang teknologi komputasi global. Ucapan terima kasih secara khusus ditujukan kepada pihak Yahoo Finance yang telah menyediakan akses basis data historis pasar kripto secara terbuka, terstruktur, dan real-time, yang mana data tersebut menjadi fondasi empiris paling vital dalam berjalannya simulasi peramalan ini. Tidak lupa, apresiasi setinggi-tingginya juga didedikasikan kepada ekosistem pengembang sumber terbuka (open-source), khususnya para kontributor bahasa pemrograman Python, pengembang framework komputasi tensor PyTorch, serta komunitas pengguna Visual Studio Code. Keberadaan instrumen teknologi mutakhir dan dokumentasi pustaka yang sangat mumpuni dari komunitas tersebut telah memberikan kapabilitas bagi peneliti untuk merekayasa, melatih, dan memvalidasi algoritma kecerdasan buatan yang sangat kompleks hingga mencapai tingkat akurasi yang luar biasa.

Daftar Pustaka

Crosby, M., Pattanayak, P., Verma, S., & Kalyanaraman, V. (2016). Applied Innovation Review. *Applied Innovation Review*, (2).

Da Poian, V., et al. (2023). Exploratory data analysis (EDA) machine learning approaches for ocean world analog mass spectrometry. *Front. Astron. Sp. Sci.*, *10*, 1–17. https://doi.org/10.3389/fspas.2023.1134141

Firdaus, R. G., Miftahulloh, M., Ridho, M., Abiliah, H. N., Foessy, F. E., Rahmania, N. E. U., & Lutfi, M. F. R. (2026). Legal Perspectives on the Use of AI in Business Decision-Making in the Digital Age. *Synergy: Journal of Collaborative Sciences*, *2*(1), 31–48. https://doi.org/10.69836/synergy.v2i1.223

Junaidi. (2014). Analisis Hubungan Deret Waktu Untuk Peramalan. *Repository Universitas Jambi*, 1–5.

Katsiampa, P., Corbet, S., & Lucey, B. (2019). High frequency volatility co-movements in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, *62*, 35–52. https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.05.003

Lomet, D. B. (2001). Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering. *Bull. Tech. Comm. Data Eng.*, *24*(4), 1–56.

McNally, S., Roche, J., & Caton, S. (2018). Predicting the Price of Bitcoin Using Machine Learning. *2018 26th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP)*, 339–343. https://doi.org/10.1109/PDP2018.2018.00060

Oliveira, H. S., & Oliveira, H. P. (2023). Transformers for Energy Forecast. *Sensors*, *23*(15), 1–21. https://doi.org/10.3390/s23156840

Pospíchal, J., Kubovčík, M., & Dirgová Luptáková, I. (2022). Solar Irradiance Forecasting with Transformer Model. *Applied Sciences*, *12*(17). https://doi.org/10.3390/app12178852

Maulana, H. A. (2018). Pemodelan Deret Waktu Dan Peramalan Curah Hujan Pada Dua Belas Stasiun Di Bogor. *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, *15*(1), 50. https://doi.org/10.20956/jmsk.v15i1.4424

Peng, J., et al. (2021). DataPrep.EDA: Task-Centric Exploratory Data Analysis for Statistical Modeling in Python. *Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2271–2280. https://doi.org/10.1145/3448016.3457330

Sihombing, P. R., Suryadiningrat, S., Sunarjo, D. A., & Yuda, Y. P. A. C. (2023). Identifikasi Data Outlier (Pencilan) dan Kenormalan Data Pada Data Univariat serta Alternatif Penyelesaiannya. *J. Ekon. Dan Stat. Indones.*, *2*(3), 307–316. https://doi.org/10.11594/jesi.02.03.07

Taherdoost, H. (2021). Data Collection Methods and Tools for Research; A Step-by-Step Guide to Choose Data Collection Technique for Academic and Business Research Projects. *Int. J. Acad. Res. Manag.*, *2021*(1), 10–38. https://hal.science/hal-03741847

Whitmire, C. D., Vance, J. M., Rasheed, H. K., Missaoui, A., Rasheed, K. M., & Maier, F. W. (2021). Using Machine Learning and Feature Selection for Alfalfa Yield Prediction. *AI*, *2*(1), 71–88. https://doi.org/10.3390/ai2010006

Wang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Zhang, Q. (2022). Stock market index prediction using deep Transformer model. *Expert Systems with Applications*, *208*, 118128. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118128

Zhou, H., et al. (2021). Informer: Beyond Efficient Transformer for Long Sequence Time-Series Forecasting. *Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 11106–11115. https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/17325

Biografi Singkat Penulis



Zehan Azezair Ramsyab adalah mahasiswa di Program Studi Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur. Fokus akademiknya berpusat pada implementasi *machine learning* dan *deep learning* untuk pemodelan data deret waktu (*time-series forecasting*), khususnya dalam menganalisis dinamika volatilitas pasar aset kripto. Ia memiliki kompetensi teknis yang kuat dalam merancang arsitektur komputasi tingkat lanjut, seperti *Transformer*, serta ahli dalam memanfaatkan *framework* PyTorch. Saat ini, saat ini sedang aktif meneliti efektivitas mekanisme *Self-Attention* dalam memprediksi pergerakan arah harga Bitcoin secara univariat. Melalui studinya, ia berkomitmen penuh untuk mengembangkan instrumen analitik prediktif yang tangguh dan presisi guna mendukung pengambilan keputusan investasi yang strategis. Fokus penelitiannya secara keseluruhan didedikasikan untuk menjembatani inovasi sains data dengan kemajuan sektor teknologi finansial.