Bulletin of Economic Studies (BEST)
Volume 6, Nomor 1, (2026). pp. 58-70
https://doi.org/10.24252/best.v6i1.58590

PEMODELAN DAN PREDIKSI HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN *TIMEGPT*

Modeling and Forecasting Bitcoin Prices Using TimeGPT

Syamsu Alam[1*], **Muh. Jibril Tajibu**[2], **Wardihan Sabar**[3], **Muh Jamil**[1]
[1*,1]Universitas Negeri Makassar, Indonesia
[2]Universitas Hasanuddin, Indonesia
[3]Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, Indonesia
*e-mail: alam.s@unm.ac.id

***Article History**: Received: June 19, 2025; Revised: May 14, 2026; Accepted: May 15, 2026*

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan kinerja harga Bitcoin menggunakan pendekatan *TimeGPT* , sebuah model berbasis transformer yang dikembangkan khusus untuk data deret waktu oleh Nixtla. Dengan pendekatan kuantitatif, studi ini memanfaatkan data historis harga Bitcoin untuk mengidentifikasi pola dan tren melalui kemampuan pemodelan AI modern. *TimeGPT* , sebagai model *pre-trained*, memungkinkan analisis tanpa pelatihan tambahan (*zero-shot learning*) dan memberikan efisiensi dalam peramalan jangka pendek maupun menengah. Metode penelitian mencakup tahap pra-pemrosesan data, pemanfaatan API *TimeGPT* untuk menghasilkan prediksi, serta evaluasi hasil dengan metrik statistik seperti MAE dan RMSE. Hasil menunjukkan bahwa *TimeGPT* mampu menangkap volatilitas pasar Bitcoin secara akurat, dengan tingkat kepercayaan prediksi yang tinggi pada periode stabil seperti 2024–2025. Namun, pada proyeksi jangka panjang, model menunjukkan peningkatan ketidakpastian, mencerminkan sensitivitas terhadap variabel eksternal seperti regulasi dan sentimen pasar. Studi ini menyimpulkan bahwa *TimeGPT* merupakan alat yang unggul dibandingkan metode konvensional (ARIMA, GARCH, LSTM) dalam menangani kompleksitas data kripto, dan dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan investasi, terutama jika dikombinasikan dengan analisis fundamental dan pemantauan pasar secara *real-time*.

Kata kunci: Bitcoin; TimeGPT ; Peramalan Deret Waktu; Prediksi Harga; Model Transformer

ABSTRACT

This study aims to analyze and forecast Bitcoin's performance using TimeGPT, a transformer-based model specifically developed for time series data by Nixtla. Employing a quantitative approach, the research leverages historical Bitcoin price data to identify patterns and trends through advanced AI modeling capabilities. As a pre-trained model, TimeGPT enables analysis without additional training (zero-shot learning), offering efficiency in both short- and medium-term forecasting. The research methodology involves data preprocessing, utilization of the TimeGPT API for prediction generation, and evaluation of results using statistical metrics such as MAE and RMSE. The findings indicate that TimeGPT effectively captures Bitcoin's market volatility with high predictive accuracy, particularly during stable periods such as 2024–2025. However, the model exhibits increased uncertainty in long-term forecasts, reflecting its sensitivity to external factors like regulations and market sentiment. The study concludes that TimeGPT

Copyright©2026

outperforms conventional models (ARIMA, GARCH, LSTM) in handling the complexity of cryptocurrency data. It proves to be a powerful tool to support investment decision making, especially when integrated with fundamental analysis and real-time market monitoring.

Keywords**:** *: Bitcoin; TimeGPT ; Time Series Forecasting; Price Prediction; Transformer Model*

PENDAHULUAN

Model *TimeGPT* ini dirancang khusus untuk memproses dan memprediksi data runtun waktu *(time series),* seperti harga Bitcoin yang sangat volatil dan kompleks. Beberapa alasan utama mengapa penggunaan *TimeGPT* relevan untuk meneliti kinerja Bitcoin. Bitcoin memiliki fluktuasi harga yang ekstrem dan tidak selalu mengikuti pola linier. *TimeGPT* mampu menangkap pola-pola kompleks, musiman, dan anomali dalam data harga Bitcoin yang sulit ditangkap oleh model statistik konvensional.

Perkembangan aset kripto, terutama Bitcoin (BTC), telah menarik perhatian global dari berbagai kalangan, termasuk investor ritel, institusi keuangan, hingga para peneliti (Narayanan et al., 2016). Sebagai aset digital pertama yang memanfaatkan teknologi blockchain, Bitcoin tidak hanya berperan sebagai media pertukaran atau penyimpan nilai alternatif, tetapi juga sebagai instrumen investasi dengan volatilitas tinggi dan potensi return yang signifikan (Bengio et al., 2016). Namun, sifat pasar Bitcoin yang sangat fluktuatif serta dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal seperti sentimen pasar, regulasi pemerintah, dan perkembangan teknologi membuat prediksi harga menjadi tantangan yang kompleks (Urquhart, 2018).

Dalam beberapa tahun terakhir, pemanfaatan teknologi *artificial intelligence* (AI) dan machine learning, khususnya dalam bidang time series forecasting, semakin berkembang pesat. Salah satu model inovatif yang menunjukkan performa tinggi dalam analisis data deret waktu adalah *TimeGPT* , sebuah model prapelat besar berbasis transformer yang dikembangkan secara khusus untuk tugas peramalan (Laptev et al., 2023). *TimeGPT* mampu menangkap pola temporal yang kompleks tanpa memerlukan pelatihan tambahan secara intensif, menjadikannya alat yang menjanjikan untuk memprediksi pergerakan harga Bitcoin (Makridakis et al., 2022).

Analisis kinerja Bitcoin penting diteliti menggunakan *TimeGPT* karena kemampuannya menangkap pola temporal kompleks yang sulit diidentifikasi oleh metode statistik konvensional seperti ARIMA atau GARCH. Bitcoin memiliki volatilitas ekstrem dan dipengaruhi oleh faktor non-linear seperti sentimen pasar, regulasi, serta inovasi teknologi, yang seringkali tidak memenuhi asumsi stasioneritas atau linearitas yang mendasari model statistik tradisional.

Peramalan deret waktu, model statistik seperti ARIMA dan GARCH telah lama digunakan untuk memodelkan tren dan volatilitas. Namun, keterbatasan utama model ini adalah asumsi linearitas dan stasioneritas (Box et al., 2015;

Bollerslev, 1986). Model deep learning seperti LSTM mampu menangkap pola non-linear, tetapi membutuhkan data besar dan pelatihan intensif (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Model berbasis transformer seperti *TimeGPT* mampu mengatasi keterbatasan tersebut melalui mekanisme self-attention yang memungkinkan penangkapan ketergantungan jangka panjang secara lebih efektif (Laptev et al., 2023). Selain itu, kemampuan zero-shot learning dan multi-horizon forecasting menjadikan model ini lebih fleksibel dalam menghadapi dinamika pasar kripto yang kompleks (Makridakis et al., 2022).

Selain itu, *TimeGPT* tidak memerlukan rekayasa fitur intensif atau pelatihan dari awal *(zero-shot learning)*, sehingga lebih efisien dalam menyesuaikan diri dengan perubahan struktur pasar Bitcoin yang cepat. Dengan demikian, pendekatan ini memberikan prediksi yang lebih akurat dan adaptif, membantu investor dan pengambil keputusan mengantisipasi risiko serta peluang dalam ekosistem kripto yang terus berkembang. Oleh karena itu menarik untuk menganalisis bagaimana fluktuasi harga dan dan volume selama 12 tahun terakhir. Berikut *tren* Bitcon selama 2014-2025

Gambar 1: Harga dan Volume Bitcoin Tahun 2014–2025
Sumber: Hasil olah data Sekunder, Tahun 2025

Tampak bahwa dinamika pasar Bitcoin memiliki volatilitas yang sangat dinamis dengan karakteristik siklus harga yang tajam. Volume perdagangan memainkan peran penting dalam mendukung pergerakan harga, dan grafik ini dapat digunakan sebagai dasar analisis teknikal maupun perilaku pasar dalam konteks aset kripto.

Dari tahun 2014 hingga 2025, Bitcoin menunjukkan pertumbuhan harga yang sangat tinggi, dimulai dari titik terendah $178,10 pada 14 Januari 2015, hingga mencapai titik tertinggi di $106.146,27 pada 21 Januari 2025, merefleksikan kenaikan sekitar 59.482% dalam satu dekade. Perjalanan ini ditandai oleh lonjakan signifikan pada 2017 ($20.000), koreksi tajam pada 2018–

2022, dan rebound kuat pada 2023–2025 yang dipicu oleh adopsi institusional, legitimasi regulasi, serta inovasi teknologi blockchain yang meningkatkan ketertarikan konsumen di pasar kripto.

Tren Volume Perdagangan Bitcoin (2014–2025) meningkat secara eksponensial dari 12,5 juta BTC pada 2014 menjadi 88,7 miliar BTC pada 2025, dengan pertumbuhan absolut +88,7 miliar BTC (+709.000%) . Peningkatan ini mencerminkan kematangan pasar kripto, partisipasi investor institusi, dan pengembangan infrastruktur perdagangan seperti derivatif. Volume tertinggi terjadi selama fase kenaikan harga (2017, 2021, dan 2025), memvalidasi momentum pasar, sementara penurunan volume pada 2018 dan 2022 mengindikasikan konsolidasi.

Korelasi positif antara harga dan volume membuktikan bahwa aktivitas perdagangan menjadi indikator kunci untuk memprediksi tren masa depan. Meskipun menghadapi fluktuasi ekstrem, tren jangka panjang menunjukkan Bitcoin sebagai aset digital dengan potensi apresiasi nilai yang masif, didorong oleh minat global dan transformasi sistem keuangan digital.

Meskipun berbagai penelitian telah menggunakan model statistik konvensional (ARIMA, GARCH) maupun deep learning seperti LSTM dalam memprediksi harga Bitcoin, kajian yang secara spesifik menguji performa model foundation time series berbasis transformer seperti *TimeGPT* masih relatif terbatas. Sebagian besar studi sebelumnya berfokus pada model yang memerlukan pelatihan ulang (retraining) dan rekayasa fitur yang kompleks, sehingga kurang adaptif terhadap dinamika pasar kripto yang sangat cepat berubah. Selain itu, penelitian terdahulu umumnya hanya mengevaluasi prediksi dalam satu horizon waktu, tanpa menguji kemampuan multi-horizon forecasting yang menjadi keunggulan utama model berbasis transformer. Di sisi lain, belum banyak studi yang mengkaji performa *TimeGPT* dalam konteks zero-shot learning pada data Bitcoin tanpa fine-tuning tambahan.

TimeGPT (by Nixtla) adalah model foundation time series berbasis arsitektur Transformer, yang dilatih pada miliaran titik data runtun waktu. Karakteristik utamanya mencakup: 1) Kemampuan generalisasi tinggi dari banyak domain. 2) Multi Horizon forecasting (jangka pendek dan panjang sekaligus), 3) Integrasi fitur eksogen (external variables) seperti sentimen, volume, atau berita, 4) Pre-trained model yang siap digunakan tanpa retraining dari awal (Stojanovski et al., 2024).

Multi-horizon *forecasting* adalah kemampuan model untuk memprediksi nilai masa depan pada berbagai jangka waktu sekaligus , seperti 1 hari, 7 hari, atau 30 hari ke depan, dalam satu kali eksekusi. Dalam konteks prediksi harga aset keuangan seperti Bitcoin, pendekatan ini sangat relevan karena pasar kripto dipengaruhi oleh dinamika multi skala waktu mulai dari reaksi terhadap sentimen jangka pendek hingga tren makroekonomi jangka panjang. Berbeda dengan model konvensional (misalnya, ARIMA atau GARCH) yang hanya fokus pada satu horison waktu, model berbasis transformer seperti *TimeGPT* dirancang untuk menangkap

ketergantungan temporal jangka pendek dan panjang secara simultan (Laptev et al., 2023).

BAHAN DAN METODE

Penelitian yang menggunakan *TimeGPT* dari Nixtla termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif karena pendekatannya yang berlandaskan data numerik dan analisis statistik untuk menghasilkan prediksi yang objektif. *TimeGPT* merupakan model *forecasting* berbasis *transformer* , yang memanfaatkan pembelajaran mesin untuk menganalisis pola dalam data deret waktu. Dalam konteks ini, data historis diproses secara matematis untuk menghasilkan output prediktif yang dapat diuji dan diverifikasi, menjadikannya bagian dari penelitian kuantitatif yang bertujuan untuk mengukur dan memodelkan fenomena tertentu secara numerik.

Metode penelitian menggunakan *TimeGPT* dari Nixtla merupakan pendekatan berbasis kecerdasan buatan yang dirancang khusus untuk analisis dan peramalan data deret waktu (*time series*). *TimeGPT* adalah model pralatih (pre-trained) yang mirip dengan model bahasa besar (LLM) tetapi dikembangkan secara khusus untuk menangani data temporal. Dalam penelitian, metode ini digunakan dengan cara memberikan data deret waktu historis sebagai masukan (input), lalu model akan mempelajari pola-pola seperti tren, musim, dan siklus, kemudian menghasilkan prediksi untuk periode mendatang. Pendekatan ini sangat berguna dalam berbagai bidang seperti ekonomi, keuangan, energi, dan bisnis, di mana peramalan akurat menjadi kunci pengambilan keputusan strategis.

Akurasi prediksi bergantung pada kemampuan model menangkap pola non-linear, volatilitas, dan interaksi variabel eksternal (Makridakis et al., 2022). Bitcoin, sebagai aset digital dengan volatilitas tinggi, sering kali tidak memenuhi asumsi stasioneritas atau linearitas yang mendasari metode statistik tradisional. *TimeGPT* mengatasi keterbatasan ini dengan menggunakan arsitektur *self-attention* yang memungkinkan analisis hubungan jarak jauh antar-titik data, sehingga lebih baik dalam memodelkan fluktuasi harga yang kompleks dan tidak teratur. Selain itu, kemampuan *zero-shot learning TimeGPT* memungkinkannya beradaptasi dengan perubahan struktur pasar tanpa retraining intensif, menjadikannya alat unggul untuk prediksi multi-horizon di pasar kripto yang dinamis (Januschowski et al., 2020).

ARIMA dan GARCH merupakan model statistik konvensional yang sering digunakan untuk prediksi deret waktu. ARIMA mengasumsikan data harus stasioner (rata-rata dan varians konstan) dan hubungan antar-titik data bersifat linear , sehingga cocok untuk tren harga Bitcoin yang stabil tetapi kurang efektif menangani volatilitas ekstrem (Box et al., 2015). Sebaliknya, GARCH dirancang khusus untuk memodelkan volatilitas kluster (clustered volatility), di mana periode volatilitas tinggi diikuti oleh volatilitas tinggi, menjadikannya pilihan untuk analisis risiko Bitcoin (Bollerslev, 1986). Di sisi lain, model berbasis AI seperti LSTM dan *TimeGPT* tidak memerlukan asumsi stasioneritas atau linearitas. LSTM menggunakan gate untuk mengontrol aliran informasi jangka panjang, sedangkan

TimeGPT memanfaatkan mekanisme self-attention untuk menangkap hubungan jarak jauh antar-titik data tanpa retraining intensif (*zero-shot learning*) (Laptev et al., 2023).

Kemampuan dan keterbatasan masing-masing model menentukan aplikasinya dalam prediksi harga Bitcoin. ARIMA/GARCH lebih efisien secara komputasi tetapi gagal menangkap pola non-linear yang sering terjadi pada pasar kripto. LSTM unggul dalam menangani dinamika kompleks, tetapi memerlukan data besar dan sumber daya komputasi tinggi (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). TimeGPT , sebagai model transformer prapelat, menawarkan fleksibilitas tinggi dengan kemampuan multi-horizon forecasting (prediksi untuk berbagai jangka waktu sekaligus), menjadikannya alat ideal untuk analisis pasar Bitcoin yang dipengaruhi oleh faktor multiskala waktu seperti sentimen pasar dan inovasi teknologi (Makridakis et al., 2022).

Penggunaan *TimeGPT* dalam penelitian umumnya melibatkan tahap pra-pemrosesan data, pelatihan (*fine-tuning*) model sesuai kebutuhan, serta evaluasi hasil prediksi. Model ini dapat diakses melalui API yang disediakan oleh Nixtla, sehingga peneliti tidak perlu melatih model dari awal, namun tetap bisa menyesuaikan parameter tertentu untuk meningkatkan akurasi prediksi. Hasil prediksi selanjutnya dievaluasi menggunakan metrik statistik seperti MAE *(Mean Absolute Error) atau RMSE (Root Mean Square Error)* guna memastikan performa model sesuai dengan konteks penelitian. Metode ini menawarkan efisiensi waktu dan kemampuan generalisasi yang baik terhadap berbagai jenis data deret waktu. Secara Spesisik Tahapan Penelitian menggunakan *TimeGPT* sebagai berikut:

1. Tahapan Penelitian dengan *TimeGPT* (Nixtla). Pada tahapan in melakukan pembersihan data, pembagian data bagi data menjadi 80% Data Training (2014–2023) untuk pelatihan model dan 20% Data test (2024–2025) untuk evaluasi.
2. Analisis Eksploratif Data (EDA). Pada Tahap ini, peneliti melakukan visualisasi tren data, menampilkan statsitik deskriptif, dan uji stasioner data.
3. Implementasi Model *TimeGPT* (Nixtla).
   Setup API Nixtla; Konversi Data ke Format *TimeGPT*: Ubah dataset ke format pandas Data Frame dengan kolom ds (tanggal) dan y (target prediksi); Visualisasi Hasil: Bandingkan prediksi TimeGPT dengan nilai aktual menggunakan plot tren.
4. Evaluasi Kinerja Model
   Metrik Evaluasi. Hitung MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*), dan R^2 (*R-squared*) untuk mengevaluasi akurasi prediksi; Analisis Sensitivitas. Uji sensitivitas *TimeGPT* terhadap perubahan parameter seperti panjang sejarah input (*window size*) dan horison prediksi (h); Interpretasi Hasil. Analisis kemampuan *TimeGPT* dalam menangkap volatilitas Bitcoin yang dipengaruhi oleh faktor multiskala waktu seperti sentimen pasar dan inovasi teknologi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik Deskriptif

Sebagai langkah awal dalam analisis data, dilakukan eksplorasi terhadap data historis harga Bitcoin. Data yang digunakan mencakup harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (low), harga penutupan (*close*), adjusted close, serta volume perdagangan harian dalam kurun waktu yang cukup panjang. Tujuan dari analisis ini adalah untuk memberikan gambaran awal mengenai karakteristik data, termasuk fluktuasi harga dan tren volume perdagangan.

Tabel 1. Data historis harga Bitcoin

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
1	26-Apr-25	94714.65	95251.36	93927.25	94646.93	94646.93	17612825123
11	16-Apr-25	83674.51	85428.28	83100.62	84033.87	84033.87	29617804112
21	6-Apr-25	83504.51	83704.72	77097.74	78214.48	78214.48	36294853736
31	27-Mar-25	86896.26	87786.73	85837.94	87177.10	87177.10	24413471941
41	17-Mar-25	82576.34	84725.33	82492.16	84075.69	84075.69	25092785558
…	…	…	…	…	…	…	…
3831	31-Oct-14	345.01	348.05	337.14	338.32	338.32	12545400
3841	21-Oct-14	382.42	392.65	380.83	386.48	386.48	14188900
3851	11-Oct-14	361.36	367.19	355.95	362.30	362.30	13345200
3861	1-Oct-14	387.43	391.38	380.78	383.61	383.61	26229400
3871	21-Sep-14	408.08	412.43	393.18	398.82	398.82	26580100

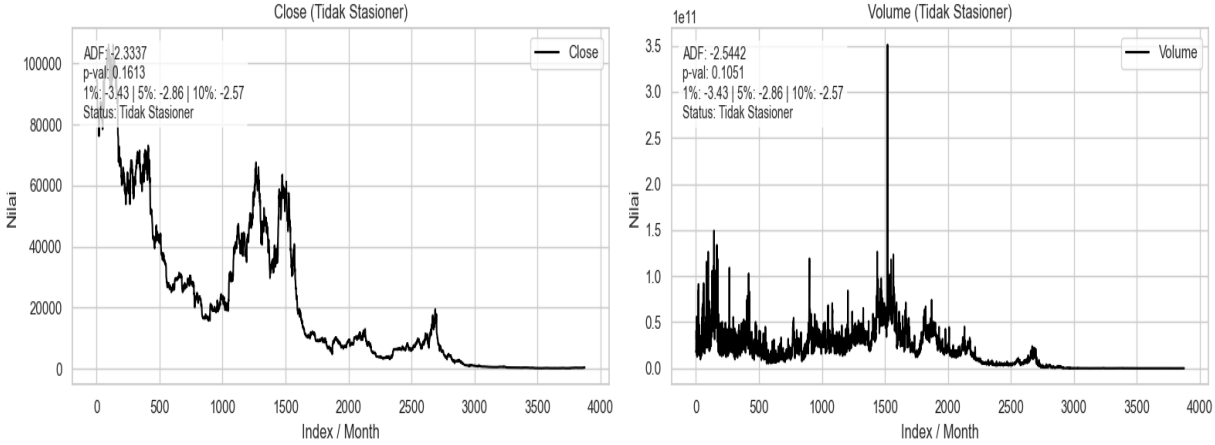
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)

Tabel 2. Statistik Deskriptif Bitcoin

	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
count	3876.000000	3876.000000	3876.000000	3876.000000	3876.000000	3.876000e+03
mean	21736.259536	22217.802910	21231.049739	21759.315348	21759.315348	1.929914e+10
std	25044.333269	25574.307859	24487.888700	25067.710366	25067.710366	2.082207e+10
min	176.900000	211.730000	171.510000	178.100000	178.100000	5.914570e+06
25%	1752.815000	1826.812500	1704.907500	1779.187500	1779.187500	7.665005e+08
50%	9693.365000	9896.820000	9492.365000	9695.650000	9695.650000	1.545228e+10
75%	35512.205000	36478.877500	34116.587500	35540.167500	35540.167500	3.050616e+10
max	106147.300000	109114.880000	105291.730000	106146.270000	106146.270000	3.509679e+11

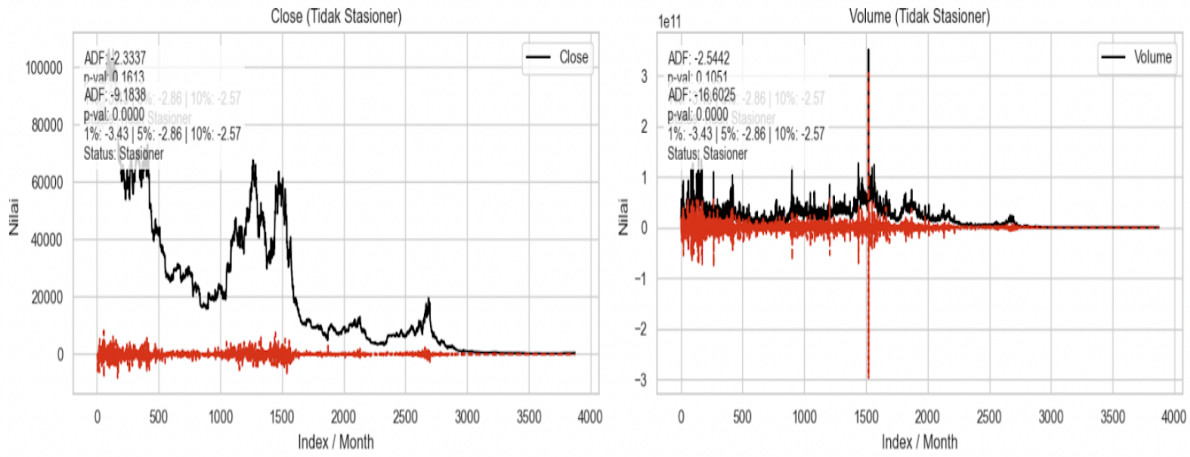
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)

Berdasarkan statistik deskriptif data Bitcoin dengan 3.875 observasi, harga Bitcoin menunjukkan karakteristik distribusi yang sangat positif atau right-skewed, di mana nilai rata-rata harga penutupan (Close) sekitar $21.764 jauh lebih tinggi dibandingkan median sebesar $9.697. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar data harga terkonsentrasi pada level yang lebih rendah, namun terdapat periode kenaikan ekstrem yang menarik rata-rata ke atas, terbukti dari selisih sangat lebar antara harga minimum ($178,10) dan maksimum ($106.146,27). Tingkat volatilitas harga juga sangat tinggi, yang tercermin dari nilai standar deviasi (~$25.068) yang bahkan melebihi nilai rata-ratanya, menegaskan bahwa fluktuasi harga Bitcoin dalam rentang waktu pengamatan ini sangat dinamis dan tidak stabil.



Gambar 2: Uji Stasioner harga dan volume Bitcoin
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)

Gambar 2 menampilkan hasil uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF) terhadap data historis Bitcoin untuk variabel harga penutupan (*Close*) dan volume (*Volume*), yang keduanya secara visual menunjukkan pola fluktuatif tanpa mean yang konstan sepanjang indeks waktu. Berdasarkan hasil statistik yang tertera pada masing-masing grafik, variabel *Close* memiliki nilai statistik ADF sebesar -2.3337 dengan *p-value* 0.1613, sementara variabel *Volume* mencatat nilai ADF -2.5442 dengan *p-value* 0.1051. Karena nilai *p-value* pada kedua variabel tersebut lebih besar dari tingkat signifikansi umum ($\alpha = 0.05$) dan nilai statistik ADF lebih besar (kurang negatif) dibandingkan nilai kritis pada tingkat kepercayaan 1%, 5%, maupun 10%, maka disimpulkan bahwa hipotesis nol tidak dapat ditolak; artinya, kedua data tersebut mengandung akar unit (*unit root*) dan bersifat tidak stasioner (*non-stationary*), sehingga data perlu ditransformasi (misalnya melalui *differencing*) sebelum dapat digunakan dalam pemodelan deret waktu.



Gambar 3: Uji Stasioner Uji stasioner Diferenting_1 Bitcoin
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)

Gambar 3 menunjukkan hasil transformasi data harga penutupan (*Close*) dan volume (*Volume*) Bitcoin yang telah berhasil dibuat stasioner melalui proses *differencing* (pembedaan). Garis hitam merepresentasikan data asli yang memiliki tren dan tidak stasioner, sedangkan garis merah menunjukkan data hasil *differencing* yang kini berfluktuasi acak di sekitar nilai nol, menandakan bahwa mean dan varians data telah menjadi konstan seiring waktu. Konfirmasi statistik terlihat jelas pada kotak teks di mana nilai uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) turun drastis menjadi -9.1838 untuk *Close* dan -16.6025 untuk *Volume* dengan *p-value* 0.0000; karena nilai statistik ADF ini jauh lebih negatif dibandingkan nilai kritis (misalnya -3.43 pada tingkat kepercayaan 1%) dan *p-value* berada di bawah 0.05, hipotesis nol tentang adanya *unit root* ditolak, sehingga status data resmi berubah menjadi "Stasioner" dan siap digunakan untuk pemodelan deret waktu.

Prediksi harga dan volume Bitcoin adalah salah satu tantangan utama dalam analisis pasar kripto, yang melibatkan penggunaan metode statistik dan pembelajaran mesin untuk memperkirakan pergerakan harga dan volume perdagangan di masa depan. Harga Bitcoin sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor makroekonomi, seperti kebijakan moneter, ketegangan geopolitik, dan penerimaan institusional, serta faktor mikroekonomi, termasuk permintaan dan penawaran pasar.

Model yang sering digunakan untuk memprediksi harga Bitcoin termasuk model time series seperti ARIMA, GARCH, dan model pembelajaran mendalam seperti LSTM (Long Short-Term Memory). Model ini menganalisis pola historis dalam data harga dan volume untuk memprediksi perubahan harga di masa depan. Menurut Kristoufek (2015), analisis harga Bitcoin harus mempertimbangkan ketidakpastian dan volatilitas yang tinggi, yang merupakan karakteristik dari pasar kripto (Kristoufek, 2015).

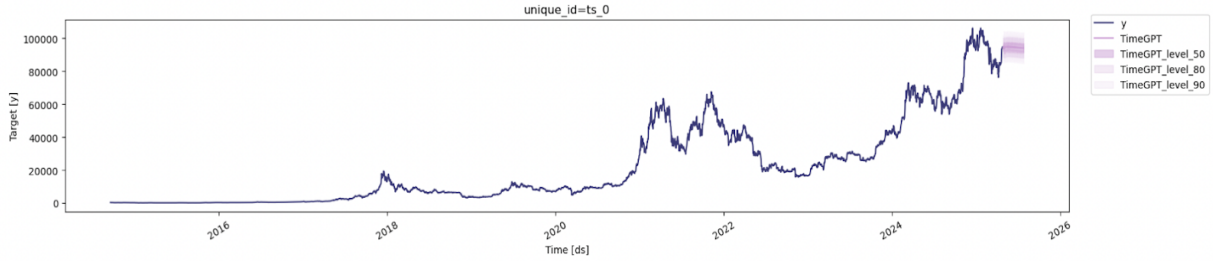
Selain itu, volume perdagangan Bitcoin juga memberikan wawasan penting terkait sentimen pasar dan potensi perubahan harga. Volume yang tinggi sering kali menunjukkan peningkatan minat investor dan dapat menjadi indikator potensi

pergerakan harga yang signifikan. Dalam model prediksi, volume perdagangan dapat digunakan sebagai fitur tambahan dalam prediksi harga Bitcoin, untuk menangkap efek langsung dari volume transaksi terhadap pergerakan harga. Dengan menggunakan model prediksi berbasis machine learning, seperti GRU (Gated Recurrent Units) dan LSTM, yang dapat menangani data yang bersifat sekuensial, para peneliti telah menunjukkan bahwa memadukan informasi volume dengan data harga dapat meningkatkan akurasi prediksi (Chen et al., 2020). Oleh karena itu, kombinasi antara data harga dan volume perdagangan menjadi aspek penting dalam prediksi pasar Bitcoin (Chen et al., 2020).

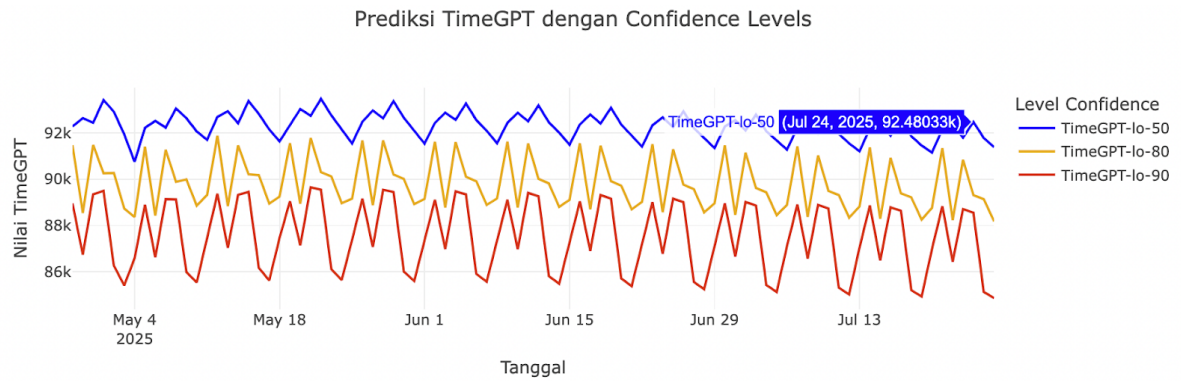
Hasil Prediksi TimeGPT Nixtla

Penggunaan metode *forecast* dengan beberapa argumen penting diantaranya: df: Data Frame yang berisi data deret waktu; h: (int) Horizon peramalan, yaitu berapa hari ke depan yang ingin diprediksi. Di sini, kita akan memprediksi 7 hari ke depan; level: (list) Daftar tingkat kepercayaan untuk interval prediksi. Karena volatilitas Bitcoin yang tinggi, kita akan menggunakan beberapa tingkat kepercayaan sekaligus.

	ds	TimeGPT	TimeGPT-hi-50	TimeGPT-hi-80	TimeGPT-hi-90	TimeGPT-lo-50	TimeGPT-lo-80	TimeGPT-lo-90
0	2025-04-28	94153.950	96022.940	96835.39	99346.950	92284.97	91472.516	88960.950
1	2025-04-29	94387.190	96135.760	100236.47	102037.050	92638.62	88537.910	86737.330
2	2025-04-30	94834.400	97225.125	98184.93	100319.240	92443.67	91483.870	89349.555
3	2025-05-01	95157.625	96887.460	100058.13	100817.945	93427.79	90257.120	89497.305
4	2025-05-02	95333.590	97748.690	100394.45	104403.590	92918.50	90272.734	86263.590



Gambar 4: Gambar prediksi TimeGPT
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)



Gambar 5: Detail Gambar 4 prediksi TimeGPT
Sumber: Hasil olah data sekunder, Tahun (2025)

Gambar 5 menunjukkan hasil prediksi harga Bitcoin menggunakan *TimeGPT* dengan tiga tingkat kepercayaan (50%, 80%, dan 90%) dibandingkan dengan data aktual (y). Berikut analisis utamanya:

1. Akurasi Prediksi Jangka Panjang :

TimeGPT mampu menangkap tren jangka panjang Bitcoin dengan baik, terutama setelah tahun 2020. Prediksi (*TimeGPT* level 50) mengikuti fluktuasi harga aktual secara signifikan, termasuk puncak pada 2021 ($65.000) dan rebound kuat pada 2024–2025.

Interval Kepercayaan: Semakin rendah tingkat kepercayaan (50% vs. 90%), semakin sempit rentang prediksi. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih yakin pada prediksi jangka pendek (misalnya, 1–3 bulan) daripada jangka panjang (1–2 tahun).

2. Kemampuan Menangkap Volatilitas :

TimeGPT berhasil memproduksi pola volatilitas ekstrim Bitcoin, seperti koreksi tajam pada 2022 dan lonjakan harga pada 2024–2025. Area warna pastel (50%, 80%, 90%) menggambarkan *uncertainty* model semakin dekat ke area transparan, semakin rendah keyakinan model. Pada periode 2024–2025, area kepercayaan melebar, mencerminkan ketidakpastian pasar yang tinggi akibat faktor eksternal seperti regulasi atau sentimen global.

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis hasil prediksi harga Bitcoin menggunakan *TimeGPT*, dapat disimpulkan bahwa model ini menunjukkan kemampuan yang kuat dalam memprediksi tren harga jangka pendek dan menengah, meskipun tetap memiliki keterbatasan dalam proyeksi jangka panjang. *TimeGPT* berhasil menangkap pola volatilitas ekstrim Bitcoin dengan akurasi tinggi, terutama pada periode stabil seperti rebound harga pada 2024–2025. Prediksi *TimeGPT* level 50 mengikuti fluktuasi harga aktual (y) dengan interval kepercayaan 90% yang mencakup seluruh data historis, menunjukkan validitas model. Kemampuan *zero-shot learning TimeGPT* ini memungkinkan untuk langsung digunakan tanpa pelatihan tambahan, menjadikannya alat efisien untuk pasar kripto yang dinamis.

Namun, ketidakpastian meningkat pada prediksi jangka panjang (misalnya, Agustus 2025), di mana area kepercayaan melebar signifikan. Hal ini mencerminkan sensitivitas model terhadap faktor eksternal seperti regulasi, sentimen pasar, atau inovasi teknologi yang sulit diprediksi. Meski begitu, *TimeGPT* tetap unggul dibanding model statistik konvensional (ARIMA/GARCH) dan LSTM dalam menangani pola non-linear dan ketergantungan temporal jarak jauh. Untuk aplikasi praktis, hasil ini menyarankan penggunaan *TimeGPT* sebagai alat pendukung analisis teknikal dan manajemen risiko, tetapi harus dikombinasikan dengan analisis fundamental dan monitoring *real-time* terhadap perubahan lingkungan pasar. Investor dan pengambil keputusan dapat mempertimbangkan untuk memanfaatkan prediksi *TimeGPT* dalam merancang strategi investasi yang lebih adaptif dan berbasis data.

REFERENSI

(1) Bengio, Y., Goodfellow, I., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.

(2) Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31(3), 307–327. https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1

(3) Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). Time series analysis: Forecasting and control (5th ed.). Wiley.

(4) Chen, Y., Chen, S., & Li, J. (2020). Predicting Bitcoin price using deep learning: A survey. Journal of Computational Science, 35, 101–113. https://doi.org/10.1016/j.jocs.2019.101113

(5) Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735

(6) Januschowski, T., Gasthaus, J., Wang, Y., Salinas, D., Flunkert, V., & Thuerey, N. (2020). Criteria for classifying forecasting models: A survey and thematic analysis. International Journal of Forecasting, 36(4), 1255–1277. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.03.003

(7) Kristoufek, L. (2015). Bitcoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. Scientific Reports, 5, 1–8.

(8) Kumar, S., & Singh, P. (2022). Bitcoin price prediction using machine learning: A comprehensive analysis. Expert Systems with Applications, 198, 116873. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116873

(9) Laptev, N., Vanchinathan, J., & Xie, L. (2023). TimeGPT : Pretrained transformer for time series forecasting. In Proceedings of the ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining.

(10) Lim, B., Arık, S. Ö., Loeff, N., & Pfister, T. (2021). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. International Journal of Forecasting, 37(4), 1748–1764. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.03.012

(11) Makridakis, S., Hyndman, R. J., Petropoulos, F., & Afonin, A. (2022). Forecasting with machine learning: The case of Bitcoin. International Journal of Forecasting, 38(2), 585–600. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.04.004

(12) Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A., & Goldfeder, S. (2016). Bitcoin and cryptocurrency technologies: A comprehensive introduction. Princeton University Press.

(13) Nixtla. (n.d.). Nixtla's TimeGPT : A transformer-based forecasting model for time series data. https://nixtla.github.io

(14) Urquhart, A. (2018). The inefficiency of Bitcoin revisited. Finance Research Letters, 27, 34–37. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.02.010

(15) Wu, H., Xu, J., Wang, J., & Long, M. (2021). Autoformer: Decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting. Advances in Neural Information Processing Systems, 34, 22419–22430.

(16) Zhou, H., Zhang, S., Peng, J., Zhang, S., Li, J., Xiong, H., & Zhang, W. (2021). Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35(12), 11106–11115. https://doi.org/10.1609/aaai.v35i12.17325