



Prediksi Harga GPU Menggunakan ARIMA Model

Dimas Sakha Fauzi¹, Fitria Ekarini²

¹²Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Semarang,

¹zenox2511@students.unnes.ac.id, ²fitriaekarini@mail.unnes.ac.id

Abstract

Graphics Processing Units (GPUs) contribute significantly to artificial intelligence development, gaming industries and professional workloads. Nevertheless, the price of GPU encounter to high volatility in recent years due to the supply disruptions of global chain, cryptocurrency mining and rising demand from data centers. The accurate prediction of GPU price can help consumers and businesses in determining the optimal purchasing times and assist manufacturers in production planning and strategies for pricing. This research aims to predict GPU prices by using a statistical time series approach with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The dataset consists of historical prices of the NVIDIA RTX 4090 between October 2022 and July 2024. The data were divided into 80% training and 20% testing sets sequentially. Model parameters were identified by using the Augmented Dickey–Fuller test and Akaike Information Criterion (AIC) with optimal configuration ARIMA (3,1,3). Evaluation results show MAPE = 8.53%, RMSE = 159.75 USD and $R^2 = -1.96$. They indicate that ARIMA captures general trends but ineffective to predict GPU price movements. These findings suggest that ARIMA serves as a reliable baseline for short-term forecasting and further it can be improved by using hybrid or machine learning-based models.

Keywords: GPU, ARIMA, Forecasting, Time Series, AIC

Abstrak

*Graphics Processing Units (GPU) semakin berperan penting dalam pengembangan kecerdasan buatan, industri game, dan kebutuhan profesional. Namun, harga GPU mengalami volatilitas tinggi dalam beberapa tahun terakhir akibat gangguan rantai pasokan global, aktivitas penambangan kripto, serta meningkatnya permintaan dari pusat data. Peramalan harga GPU yang akurat dapat membantu konsumen dan pelaku bisnis menentukan waktu pembelian yang optimal serta membantu produsen dalam perencanaan produksi dan strategi penetapan harga. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga GPU menggunakan pendekatan deret waktu statistik *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dataset yang digunakan berupa harga historis GPU bekas NVIDIA RTX 4090 pada periode Oktober 2022 hingga Juli 2024. Data dibagi secara berurutan menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Parameter model diidentifikasi menggunakan uji Augmented Dickey–Fuller (ADF) dan kriteria Akaike Information Criterion (AIC), dengan konfigurasi optimal ARIMA (3,1,3). Hasil evaluasi menunjukkan MAPE = 8,53%, RMSE = 159,75 USD, dan $R^2 = -1,96$, yang menunjukkan bahwa ARIMA mampu menangkap tren umum, namun kurang efektif dalam menghadapi pergerakan harga GPU yang sangat fluktuatif. Temuan ini menunjukkan bahwa ARIMA dapat digunakan sebagai model dasar yang andal untuk peramalan jangka pendek, dan dapat ditingkatkan lebih lanjut melalui pendekatan hibrida atau metode berbasis *machine learning*.*

Kata kunci: GPU, ARIMA, Peramalan, Deret Waktu, AIC

© 2025 Author
Creative Commons Attribution 4.0 International License



1. Pendahuluan

Pasar untuk *Graphics Processing Units* (GPU) telah menjadi semakin tidak stabil dalam beberapa tahun terakhir akibat masalah rantai pasokan, penambangan *crypto*, dan lonjakan permintaan dari pusat data yang memanfaatkan kecerdasan buatan (AI). Seiring dengan pertumbuhan model bahasa besar, kecerdasan buatan generatif, pembelajaran mesin, dan beban kerja komputasi berkecepatan tinggi, perusahaan dan penyedia *cloud* berskala besar terus berinvestasi secara besar-besaran dalam GPU canggih untuk mendukung tugas pelatihan dan inferensi [1]. Peningkatan permintaan yang signifikan ini telah menyebabkan tekanan kenaikan harga yang cukup besar pada GPU dan perpanjangan waktu tunggu, bahkan untuk produk-produk kelas konsumen [2].

Harga GPU yang melonjak menjadi beban bagi perusahaan dan profesional kreatif yang bergantung pada perangkat keras berkemampuan tinggi. Prediksi dapat membantu mengidentifikasi waktu pembelian optimal untuk menghindari harga puncak. Prediksi adalah proses yang digunakan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan di bawah ketidakpastian, dengan mengandalkan informasi masa lalu sampai sekarang untuk membuat prediksi [3]. Misalnya, penelitian tentang elektronik konsumen menunjukkan bahwa model prediksi dengan cakupan waktu yang berbeda dapat memberikan saran kepada pelanggan tentang kapan sebaiknya membeli berdasarkan perkiraan penurunan atau kenaikan harga [4]. Misalnya, penelitian tentang elektronik konsumen menunjukkan bahwa model prediksi dengan cakupan waktu yang berbeda dapat memberikan saran kepada pelanggan tentang kapan sebaiknya membeli berdasarkan perkiraan penurunan atau kenaikan harga [5]. Menjelaskan bahwa variabel eksternal berguna dalam menjelaskan fluktuasi harga di pasar GPU.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan pendekatan statistik yang telah teruji dan terpercaya untuk prediksi deret waktu, yang secara efektif menangkap ketergantungan temporal melalui integrasi komponen *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA) [6]. Pada penelitian [7], Model ARIMA(1,1,1) diterapkan untuk meramalkan kekurangan stok dan kelebihan stok dalam prsediaan, dengan hasil $R^2 = -3,2$ untuk kekurangan stok dan $R^2 = 0$ untuk kelebihan stok. Hal ini menunjukkan bahwa keberhasilan model ARIMA sangat bergantung pada pola data. Di sisi lain, pada [8], ARIMA diterapkan pada data penjualan bulanan, dan berhasil menangkap tren musiman, menghasilkan akurasi prediksi yang memadai dalam domain tersebut. Namun, meskipun pasar GPU memiliki volatilitas dan pentingnya ekonomi yang tinggi, ARIMA jarang digunakan secara langsung untuk prediksi harga GPU dalam penelitian saat ini.

Oleh karena itu, penelitian ini akan berfokus pada prediksi harga bekas salah satu kartu grafis yaitu NVIDIA RTX 4090 menggunakan model ARIMA. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi tren harga GPU dan mengukur akurasinya menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Coefficient of Determination* (R^2). Data yang digunakan terdiri dari harga harian bekas yang dikumpulkan dari pelacak GPU di situs web *howmuch.one*, mencakup periode 2022 hingga 2024. Analisis ini berfokus pada satu model GPU untuk menjaga konsistensi dan meminimalkan variasi yang disebabkan oleh spesifikasi produk yang berbeda. Model ARIMA akan dilatih, disesuaikan, dan diverifikasi menggunakan pendekatan pembagian data pelatihan dan pengujian standar, dan nilai prediksi akan dibandingkan dengan harga aktual yang diamati. Selain itu, Penelitian ini bertujuan untuk menilai efektivitas model statistik klasik dalam menangkap volatilitas pasar GPU dan menetapkan dasar untuk studi masa depan yang menggunakan metode prediksi hibrida atau *machine learning*.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga satu model GPU yaitu RTX 4090 menggunakan ARIMA model. Metodologi prediksi yang akan digunakan adalah prediksi deret waktu. Data yang sudah dikumpulkan akan diolah agar sudah siap dipakai untuk dilatih dan diuji. Tahap berikutnya, adalah tahap pelatihan, dan pengujian data menggunakan ARIMA model. Setelah itu, mengevaluasi hasil prediksi menggunakan *metrics Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Coefficient of Determination* (R^2).

2.1. Dataset dan Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data deret waktu (*time series*) yang berisi harga harian kartu grafis NVIDIA GeForce RTX 4090 24GB versi bekas (*used GPU*). Dataset ini di unggah dan diperoleh dari web *Howmuch.one* [9]. Data dikumpulkan secara harian mulai 26 Oktober 2022 hingga 6 Juli 2024, mencakup total 620 observasi dengan dua atribut utama, yaitu tanggal dan harga dalam USD dan akan ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Cuplikan Dataset Harga RTX 4090

Tanggal	Harga (USD)
2024-01-10	1800
2024-02-05	1820
2024-03-12	1749
2024-04-08	1699

Data diperiksa terhadap anomali (*outlier detection*) sebelum digunakan dalam tahap pemodelan, dengan prinsip validasi dan reproduksibilitas data. Data ini memiliki rentang waktu yang cukup panjang untuk mencerminkan tren dan volatilitas harga GPU pasca-pandemi yang dipengaruhi oleh peningkatan permintaan akibat penggunaan kecerdasan buatan (AI) [10]. Pemilihan RTX 4090 sebagai fokus analisis bertujuan untuk menjaga konsistensi dan menghindari bias spesifikasi antar produk. Model ini mewakili kelas GPU tinggi (*high-end*) yang paling terdampak oleh volatilitas harga di pasar global, sehingga relevan untuk pengujian model prediktif ARIMA. Pendekatan ini menjaga kontinuitas temporal agar model dapat mempelajari pola tren harga secara berurutan tanpa gangguan acak.

2.2. Pemrosesan Awal Data

Tahap ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan telah memenuhi kualitas dan format yang sesuai untuk pemodelan ARIMA. Proses pemrosesan awal meliputi pemeriksaan kelengkapan data, penghapusan nilai duplikat, serta normalisasi harga agar skala antar periode tetap konsisten dan tidak menimbulkan bias pada hasil peramalan. Selanjutnya, dataset dibagi secara berurutan menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian untuk menjaga kontinuitas temporal. Pembagian dilakukan tanpa pengacakan agar pola waktu tetap konsisten.

Pembagian ini dilakukan secara berurutan untuk menjaga kontinuitas temporal, sehingga model dapat mempelajari pola tren harga GPU secara berkelanjutan tanpa gangguan acak. Teknik serupa juga diterapkan dalam penelitian [11], yang menekankan pentingnya konsistensi temporal dan kualitas data dalam analisis deret waktu serta pemodelan berbasis *time series analysis* untuk mendeteksi pola perubahan nilai dari waktu ke waktu.

2.3. Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu pendekatan statistik yang paling luas digunakan dalam analisis dan prediksi deret waktu. Model ini dikembangkan oleh Box dan Jenkins dan dikenal sebagai *Box–Jenkins methodology*, yang berfokus pada proses iteratif meliputi identifikasi model, estimasi parameter, serta diagnostik model untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Keunggulan ARIMA terletak pada kemampuannya untuk menangkap pola tren dan autokorelasi dalam data yang bersifat non-stasioner dengan cara mentransformasikannya menjadi stasioner melalui proses *differencing* [12]. Model ARIMA direpresentasikan sebagai ARIMA(p, d, q), di mana p menyatakan orde dari komponen *autoregressive* (AR), d menunjukkan tingkat *differencing* untuk mencapai kestasioneran, dan q merupakan orde dari komponen *moving average* (MA). Hubungan matematis antara nilai-nilai masa lalu dan kesalahan prediksi masa lalu dapat dituliskan dalam bentuk:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

di mana Y_t adalah nilai data pada waktu ke- t , c merupakan konstanta, ϕ_i dan θ_j masing-masing menunjukkan koefisien autoregresif dan *moving average*, serta ε_t adalah galat acak yang diasumsikan mengikuti distribusi *white noise* [13].

Tahapan penerapan model ARIMA dimulai dengan proses identifikasi model, yaitu memastikan kestasioneran data melalui uji statistik seperti *Augmented Dickey–Fuller* (ADF). Apabila data tidak stasioner, dilakukan *differencing* hingga rata-rata dan varians data stabil. Setelah itu, pola autokorelasi dievaluasi menggunakan grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan nilai awal parameter p dan q yang paling mungkin [14]. Tahap berikutnya adalah estimasi parameter model menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) atau *Conditional Sum of Squares* (CSS). Pemilihan model terbaik dilakukan dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), karena nilai tersebut mencerminkan keseimbangan antara kompleksitas model dan ketepatan hasil prediksi [15]. Setelah model terbentuk, dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk memastikan bahwa residu bersifat acak dan tidak menunjukkan autokorelasi yang signifikan. Pengujian dilakukan dengan *Ljung–Box Test* serta analisis visual terhadap plot ACF residu. Jika pola tertentu masih muncul, maka parameter model perlu disesuaikan hingga diperoleh model dengan residu acak sesuai asumsi *white noise* [16].

Implementasi model pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data deret waktu yang telah melalui tahap pra-pemrosesan. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 80 % untuk pelatihan dan 20 % untuk pengujian, guna

memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak mengalami *overfitting* serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Setelah model optimal diperoleh, hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual untuk menilai sejauh mana ARIMA mampu merepresentasikan pola dan dinamika harga GPU.

2.4. Evaluasi Metrik

Evaluasi metrik dilakukan untuk menilai sejauh mana model ARIMA mampu menghasilkan prediksi harga yang mendekati nilai aktual. Tahap ini penting dalam penelitian peramalan karena menentukan akurasi dan reliabilitas model dalam menggambarkan pola data historis. Berdasarkan literatur terkini, pengukuran kinerja model deret waktu umumnya dilakukan menggunakan tiga ukuran utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Coefficient of Determination* (R^2) [17]. *Root Mean Square Error* (RMSE) digunakan untuk mengukur besarnya kesalahan rata-rata antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Nilai RMSE yang kecil menunjukkan bahwa model menghasilkan peramalan yang lebih mendekati data sebenarnya. Secara matematis, RMSE dirumuskan sebagai:

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

dengan y_i sebagai nilai aktual, \hat{y}_i hasil prediksi, dan n jumlah observasi. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan untuk mengukur kesalahan relatif dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual. Keunggulan MAPE adalah sifatnya yang bebas satuan, sehingga dapat dibandingkan antar dataset atau periode waktu yang berbeda. Persamaannya adalah:

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

Semakin rendah nilai MAPE, semakin tinggi akurasi model. Dalam praktik peramalan, nilai MAPE di bawah 10 % biasanya dianggap menunjukkan hasil prediksi yang sangat baik. Sementara itu, koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk menunjukkan seberapa besar variasi nilai aktual yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai R^2 mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menangkap sebagian besar variasi data aktual. Rumus R^2 dinyatakan sebagai:

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

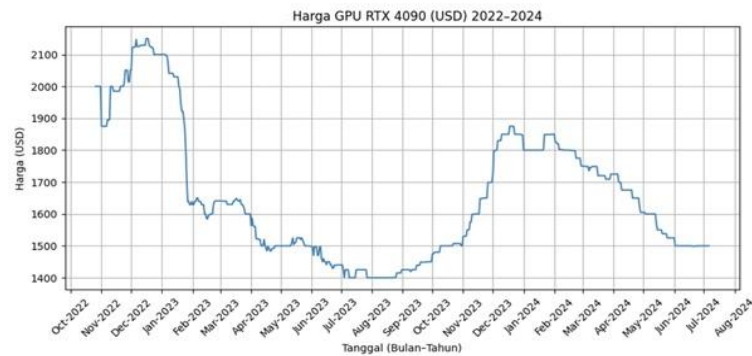
dengan \bar{y} sebagai nilai rata-rata aktual. Pada penelitian [18], ditegaskan bahwa R^2 memberikan pemahaman yang lebih informatif terhadap kinerja model regresi dan peramalan dibandingkan penggunaan tunggal metrik RMSE atau MAPE. Ketiga metrik ini digunakan secara bersamaan dalam penelitian ini untuk memberikan penilaian komprehensif terhadap performa model. RMSE menilai besarnya kesalahan absolut, MAPE menggambarkan kesalahan relatif dalam bentuk persentase, sedangkan R^2 menunjukkan sejauh mana variasi data aktual dapat dijelaskan oleh model ARIMA. Evaluasi dilakukan setelah proses pelatihan dan pengujian model selesai. Nilai dari ketiga metrik tersebut dihitung berdasarkan data pengujian dan digunakan untuk menilai efektivitas model ARIMA dalam merepresentasikan pola dan tren harga GPU secara temporal.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Identifikasi Pola Data Awal

Dalam penelitian ini, peramalan harga GPU RTX 4090 dilakukan berdasarkan data harga harian yang diperoleh dari Oktober 2022 hingga Juli 2024. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas metode ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) dalam memprediksi harga GPU yang memiliki fluktuasi cukup tinggi akibat dinamika pasar komponen komputer.

Studi ini mengikuti pendekatan Box–Jenkins, yang terdiri dari tiga tahap utama: identifikasi, estimasi, dan verifikasi. Pada tahap pertama, dilakukan analisis pola data historis dan pengujian stasioneritas untuk menentukan parameter model. Tahap kedua mencakup estimasi parameter ARIMA melalui proses perhitungan AIC (*Akaike Information Criterion*) guna memperoleh kombinasi terbaik. Terakhir, tahap verifikasi dilakukan dengan menilai performa model terhadap data pengujian melalui metrik RMSE, MAPE, dan R^2 .



Gambar 1. Grafik Harga GPU RTX 4090 Tahun 2022–2024

Gambar 1 menampilkan evolusi harga GPU RTX 4090 selama periode penelitian. Dari grafik tersebut dapat diamati bahwa harga GPU sempat meningkat tajam pada akhir tahun 2022, mencapai puncak di atas 2.000 USD, sebelum mengalami penurunan signifikan pada awal 2023. Selanjutnya, harga menunjukkan tren fluktuatif dengan penurunan bertahap hingga pertengahan tahun 2024.

3.2. Identifikasi Model

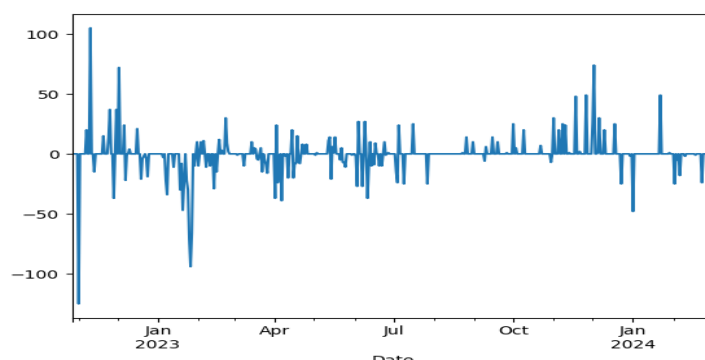
Sebelum dilakukan identifikasi model, dataset yang telah dibersihkan dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian secara berurutan untuk menjaga kontinuitas waktu. Pembagian ini bertujuan agar model ARIMA dilatih hanya pada data historis (*in-sample*) dan kemudian diuji menggunakan data yang tidak digunakan dalam pelatihan (*out-of-sample*).



Gambar 2. Grafik Visualisasi Pembagian Data

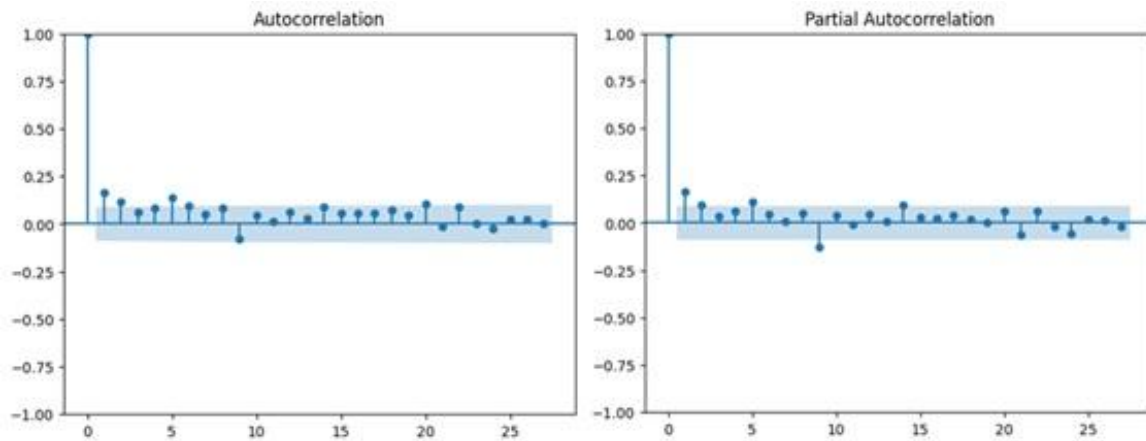
Gambar 2 menunjukkan hasil pembagian data antara data pelatihan dan data pengujian. Bagian berwarna hijau merepresentasikan data latih yang digunakan untuk estimasi parameter, sedangkan bagian merah menunjukkan data uji yang digunakan untuk mengevaluasi performa model.

Langkah awal dalam pemodelan ARIMA adalah memastikan bahwa data bersifat stasioner, yaitu memiliki rata-rata dan variansi yang konstan terhadap waktu. Uji stasioneritas dilakukan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) pada data pelatihan. Hasil pengujian menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0.688, yang lebih besar dari tingkat signifikansi 0.05. Hal ini berarti hipotesis nol (bahwa data tidak stasioner) tidak dapat ditolak, sehingga diperlukan proses *differencing* untuk menjadikan data stasioner. Setelah dilakukan *differencing* orde pertama ($d = 1$), pola data menunjukkan fluktuasi yang beresilasi di sekitar nol dan variansi yang relatif stabil. Dengan demikian, diperoleh parameter $d = 1$ untuk digunakan pada tahap identifikasi model.



Gambar 3. Grafik hasil differencing pertama pada dataset.

Setelah data dibuat stasioner, dilakukan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) terhadap data hasil *differencing* untuk membantu mengidentifikasi pola autokorelasi. Plot ACF dan PACF digunakan untuk memberikan dugaan awal nilai parameter p (*autoregressive*) dan q (*moving average*).



Gambar 4. Grafik ACF dan PACF setelah differencing pertama.

Namun, melihat dari gambar 4 hasil plot ACF dan PACF menunjukkan pola yang saling menyerupai dan tidak memperlihatkan *cutoff* yang jelas, sehingga interpretasi visual tidak memberikan indikasi spesifik terhadap nilai p dan q . Oleh karena itu, proses penentuan parameter dilakukan menggunakan pendekatan yang lebih objektif melalui optimasi nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).

Untuk memperoleh model dengan kinerja terbaik, dilakukan pengujian beberapa kombinasi parameter p dan q dengan nilai $d = 1$ yang telah ditentukan dari hasil uji stasioneritas. Proses ini dilakukan menggunakan *grid search*, di mana setiap kombinasi p dan q dari 0 hingga 3 diuji, lalu dibandingkan berdasarkan nilai AIC. Model dengan nilai AIC terendah dianggap paling optimal karena menghasilkan keseimbangan terbaik antara kompleksitas model dan tingkat kesalahan.

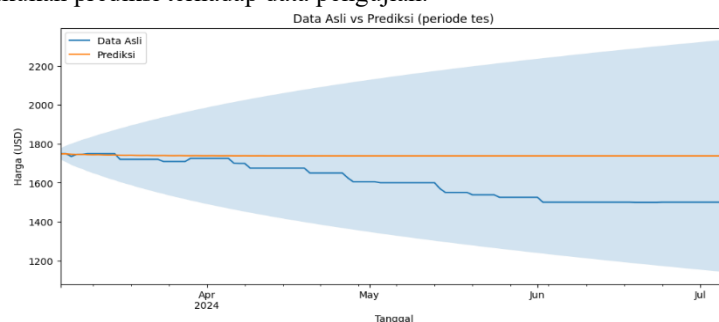
Tabel 2. Perbandingan Nilai AIC dari Berbagai Kombinasi Parameter ARIMA ($p, 1, q$)

p	d	q	AIC
3	1	3	4053.34
1	1	1	4053.93
3	1	2	4054.63
2	1	1	4055.02
1	1	2	4055.07

Dari hasil perbandingan nilai AIC tersebut, kombinasi ARIMA (3,1,3) memberikan nilai AIC paling kecil sebesar 4053.33, sehingga dipilih sebagai model terbaik untuk data harga GPU RTX 4090.

3.3. Proses Prediksi

Proses *fitting* dilakukan dengan pendekatan *maximum likelihood estimation* (MLE). Hasil estimasi menunjukkan bahwa sebagian besar parameter pada model ARIMA (3,1,3) signifikan secara statistik ($p\text{-value} < 0.05$). Selain itu, hasil uji Ljung–Box Q pada residual memberikan nilai probabilitas sebesar 0.49, yang berarti residual bersifat acak (*white noise*) dan tidak mengandung autokorelasi. Hal ini menunjukkan bahwa model telah berhasil menangkap pola utama pada data historis tanpa menyisakan pola terstruktur pada residualnya. Model ARIMA (3,1,3) kemudian digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data pengujian.



Gambar 5. Grafik Perbandingan hasil prediksi ARIMA terhadap data aktual.

Gambar 5 memperlihatkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi pada periode Maret 2024 hingga Juli 2024. Garis biru menunjukkan harga aktual GPU RTX 4090, sedangkan garis oranye menunjukkan hasil prediksi model. Dapat dilihat bahwa model berhasil mengikuti pola umum pergerakan harga GPU dengan baik, meskipun terdapat sedikit perbedaan pada periode akhir ketika harga mengalami fluktuasi tajam.

3.4 Evaluasi Model

Selanjutnya evaluasi performa model dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *R-squared* (R^2). Hasil evaluasi terhadap data pengujian ditampilkan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Evaluasi kinerja model ARIMA (3,1,3) pada data pengujian.

Metrik	Nilai	Keterangan
RMSE	159.75	Kesalahan rata-rata sebesar ± 160 USD per hari
MAPE (%)	8.53	Akurasi prediksi sebesar 91.47%
R^2	-1.96	Menunjukkan adanya underfitting model.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar 8.53% menandakan tingkat kesalahan relatif yang rendah, sehingga model ARIMA memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik secara persentase. Nilai RMSE sebesar 159.75 USD menunjukkan rata-rata kesalahan absolut prediksi terhadap harga aktual berada di kisaran ± 160 USD per hari, yang masih wajar mengingat fluktuasi harga GPU RTX 4090 berkisar antara 1.500 hingga 2.500 USD. Sementara itu, nilai R^2 negatif (-1.96) mengindikasikan bahwa model mengalami underfitting, yaitu model tidak mampu menjelaskan variasi data pengujian secara memadai dan cenderung menghasilkan prediksi yang terlalu mendekati rata-rata.

4. Kesimpulan

Harga GPU yang tidak stabil menjadi tantangan bagi pengguna dan profesional yang bergantung pada *Hardware* berperforma tinggi, sehingga prediksi harga diperlukan untuk membantu menentukan waktu pembelian yang optimal. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk menguji performa ARIMA model dalam memprediksi harga GPU berdasarkan dataset GPU RTX 4090 dari periode 2022 sampai 2024. Hasil uji *Augmented Dickey–Fuller* (ADF) menunjukkan bahwa dataset harga tidak stasioner, sehingga dilakukan *differencing* satu kali agar dataset bisa stasioner. Pemilihan parameter model dilakukan berdasarkan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), dan diperoleh konfigurasi terbaik ARIMA (3,1,3). Hasil uji performa untuk model ini menunjukkan bahwa model ini mampu menunjukkan MAPE dan RMSE yang rendah sehingga bisa dikatakan prediksi yang baik, namun masih fatal pada R^2 karena belum sepenuhnya menangkap fluktuasi ekstrem akibat faktor eksternal. Model ARIMA dapat memprediksi dengan baik pada data deret waktu dengan pola tren yang halus dan perubahan harga yang tidak terlalu fluktuatif, sedangkan pada data dengan volatilitas tinggi seperti harga GPU, model ini hanya mampu menggambarkan tren umum tanpa mampu menangkap perubahan mendadak. Model ini akan menunjukkan performa yang lebih baik jika dikembangkan dengan pendekatan hibrida atau berbasis *machine learning* agar lebih adaptif terhadap pola non linier dan volatilitas tinggi pada pasar GPU.

Daftar Rujukan

- [1] S. Chauhan, “The Growing Energy Demand of Data Centers: Impacts of AI and Cloud Computing,” *International Journal For Multidisciplinary Research*, vol. 6, no. 4, Aug. 2024, doi: 10.36948/ijfmr.2024.v06i04.26591.
- [2] Emma Rogers, “2025 GPU Prices: 45-55% Above MSRP Amid AI and Crypto Demand,” <https://www.webpronews.com/2025-gpu-prices-45-55-above-msrp-amid-ai-and-crypto-demand/>, Sep. 01, 2025.
- [3] F. Petropoulos *et al.*, “Forecasting: theory and practice,” Jul. 01, 2022, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
- [4] A. Falkenberg and B. Buchwitz, “Predicting Consumer Goods Prices-The Short-, Medium-And Long-Term Perspective,” *IADIS International Journal on Computer Science and Information Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 58–75.
- [5] M. N. Pangestu, M. Jajuli, and U. Enri, “Prediksi Harga Kartu Grafis NVIDIA Berdasarkan Pengaruh Harga Cryptocurrency Menggunakan Support Vector Regression,” *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 8, no. 17, pp. 280–287, 2022, doi: 10.5281/zenodo.7076540.

-
- [6] B. D. K. Reddy, J. S. Naik, S. V. Kumar, S. Kumar, G. Haritha, and M. R. Reddy, "A Methodological Review on Time Series Forecasting by using ARIMA," 2025, pp. 709–719. doi: 10.2991/978-94-6463-662-8_55.
 - [7] N. Ratna Sari and A. Alfin, "Optimalisasi Rencana Produksi untuk Mengurangi Overstock dan Stockout di Divisi Production Planning and Inventory Control (PPIC) Menggunakan Random Forest," *Jurnal Pustaka AI*, vol. 5, pp. 149–165, Aug. 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1040.
 - [8] K. Yeung, "ARIMA Model Application in Predicting NVIDIA's Stock Price," *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, vol. 128, pp. 220–230, Dec. 2024, doi: 10.54254/2754-1169/128/2024.18620.
 - [9] HowMuch.one, "Average Nvidia GeForce RTX 4090 24GB price history," HowMuch.one. Accessed: Oct. 23, 2025. [Online]. Available: <https://howmuch.one/product/average-nvidia-geforce-rtx-4090-24gb/price-history>
 - [10] J. Wang, J. Hsu, and Z. Qin, "Exploring Nvidia's Evolution, Innovations, And Future Stock Trends," *Journal of Management and Engineering Integration*, vol. 17, no. 1, pp. 21–46, Mar. 2024, doi: 10.62704/10057/28082.
 - [11] N. Falah Azhari, T. Pasaribu, R. Halomoan Napitupulu, J. Sistem Informasi, F. Sains dan Teknologi, and U. Prima Indonesia, "Pemetaan Tren dan Pola Topik Kekerasan Remaja dengan ARM-TSA pada Pemberitaan Online," *Jurnal Pustaka AI*, vol. 5, no. 2, pp. 235–247, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1166.
 - [12] R. Adhikari and R. K. Agrawal, "An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting."
 - [13] R. J. . Hyndman and George. Athanasopoulos, *Forecasting : principles and practice*, Print. Melbourne: OTexts, 2014.
 - [14] V. Romanuke, "Arima Model Optimal Selection for Time Series Forecasting," *Maritime Technical Journal*, vol. 224, no. 1, pp. 28–40, 2022, doi: 10.2478/sjpna-2022-0003.
 - [15] H. Ben Ameur, S. Boubaker, Z. Ftiti, W. Louhichi, and K. Tissaoui, "Forecasting commodity prices: empirical evidence using deep learning tools," *Ann Oper Res*, vol. 339, no. 1–2, pp. 349–367, Aug. 2024, doi: 10.1007/s10479-022-05076-6.
 - [16] R. Ospina, J. A. M. Gondim, V. Leiva, and C. Castro, "An Overview of Forecast Analysis with ARIMA Models during the COVID-19 Pandemic: Methodology and Case Study in Brazil," *Mathematics*, vol. 11, no. 14, 2023, doi: 10.3390/math11143069.
 - [17] S. Makridakis, E. Spiliotis, and V. Assimakopoulos, "The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods," *Int J Forecast*, vol. 36, no. 1, pp. 54–74, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.04.014>.
 - [18] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *PeerJ Comput Sci*, vol. 7, pp. 1–24, 2021, doi: 10.7717/PEERJ-CS.623.