

Penerapan Model ARIMA untuk Meramalkan Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk

Muhammad Munawir Gazali^{1*}, Hendra Setiawan²

^{1,2}Universitas Bima Internasional MFH, Indonesia

¹mmgstatistikaits@gmail.com, ²hendra.goocount@gmail.com



Histori Artikel:

Diajukan: 18 Juni 2025

Disetujui: 7 Juli 2025

Dipublikasi: 10 Juli 2025

Kata Kunci:

ARIMA, Peramalan, Harga Pembukaan Harian Saham, Deret Waktu, PT. Bank Central Asia Tbk

Digital Transformation Technology (Digitech) is an Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data harga pembukaan harian saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 yang bersumber dari yahoo finance. Tahapan analisis dimulai dari pengujian stasioneritas data dengan identifikasi model melalui grafik ACF dan PACF, estimasi parameter, diagnostik model, hingga proses peramalan. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan data menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) serta menghasilkan peramalan dalam jangka pendek yaitu 12 hari kedepan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk memodelkan data adalah ARIMA (2,1,0). Model tersebut dipilih berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dan hasil uji signifikansi parameter. Model tersebut lolos uji autokorelasi dan uji-t pada residual, tetapi tidak lolos uji normalitas residual. Hasil peramalan harga pembukaan harian saham PT. Bank Central Asia Tbk dengan menggunakan ARIMA (2,1,0) selama 12 hari kedepan sama yaitu sebesar Rp 9078,544.

PENDAHULUAN

Pasar saham merupakan salah satu instrumen keuangan yang memainkan peran penting dalam perekonomian suatu negara. Melalui pasar saham, investor dapat berpartisipasi dalam pertumbuhan perusahaan sekaligus memperoleh keuntungan dari pergerakan harga saham. Salah satu perusahaan dengan kapitalisasi pasar terbesar di Indonesia adalah PT. Bank Central Asia Tbk dengan kode saham BBKA. Sebagai bank swasta nasional yang memiliki reputasi tinggi dan kinerja keuangan yang stabil, saham BBKA menjadi salah satu pilihan utama bagi investor dalam melakukan investasi di Bursa Efek Indonesia.

Dalam aktivitas perdagangan saham, informasi mengenai harga pembukaan harian sangat penting bagi para investor dan analis pasar. Harga pembukaan mencerminkan reaksi awal pelaku pasar terhadap informasi yang beredar di luar jam perdagangan, dan sering kali menjadi indikator penting dalam pengambilan keputusan jual atau beli. Oleh karena itu, meramalkan harga pembukaan secara akurat menjadi tantangan sekaligus kebutuhan bagi pihak-pihak yang berkepentingan.

Peramalan (*forecasting*) harga saham merupakan salah satu aplikasi dari analisis data deret waktu (*time series*), yang dapat membantu dalam mengantisipasi pergerakan harga di masa depan. Salah satu metode statistik yang populer dan banyak digunakan dalam analisis deret waktu adalah model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Model ARIMA dikenal mampu menangkap pola historis dalam data dan digunakan secara luas dalam berbagai bidang, termasuk keuangan dan ekonomi, untuk melakukan prediksi berdasarkan data masa lalu.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan keefektifan model ARIMA dalam peramalan harga saham antara lain Nugroho dan Suryani (2020) dalam penelitiannya mengenai saham sektor energi di Bursa Efek Indonesia menemukan bahwa model ARIMA mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dengan tingkat galat (*error*) yang rendah. Hidayat dan Ramadhani (2021) juga membuktikan bahwa ARIMA efektif untuk peramalan saham perusahaan BUMN, khususnya dalam jangka pendek. Selain itu, Sari dan Putra (2022) melakukan penelitian pada saham perbankan dan menyimpulkan bahwa model ARIMA dapat menangkap fluktuasi jangka pendek dengan cukup baik, terutama pada data yang telah memenuhi asumsi stasioneritas. Penelitian terbaru yang dilakukan oleh Ferry Agam Kurnia et al. (2025) menunjukkan bahwa menerapkan model ARIMA(1,1,1) pada data harga harian saham BCA dari April 2021 hingga April 2025. Hasilnya menunjukkan MAPE di bawah 10%, sehingga model tersebut dianggap akurat untuk prediksi jangka menengah dan berguna dalam pengambilan keputusan investasi.

PT Bank Central Asia Tbk (BCA) sebagai salah satu bank swasta terbesar di Indonesia memiliki kapitalisasi pasar yang signifikan dan sahamnya termasuk dalam kategori saham *blue chip*. Harga saham BCA sering dijadikan acuan oleh para investor karena stabilitas dan reputasi perusahaan yang baik. Oleh karena itu,

penelitian ini tujuan untuk menerapkan model ARIMA dalam meramalkan harga pembukaan harian saham PT. Bank Central Asia Tbk dengan menggunakan model ARIMA. Dengan menggunakan data historis harga saham, model ini akan dibangun dan dievaluasi untuk mengetahui sejauh mana keakuratannya dalam memprediksi harga pembukaan pada periode mendatang. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi investor, analis keuangan, maupun akademisi yang tertarik dalam pengembangan metode peramalan harga saham berbasis data runtun waktu.

STUDI LITERATUR

Peramalan Harga Saham

Peramalan harga saham merupakan bagian penting dalam analisis pasar modal. Peramalan merupakan proses memperkirakan nilai masa depan berdasarkan data historis. Dalam konteks keuangan, peramalan harga saham sangat penting untuk membantu investor dan analis dalam mengambil keputusan investasi. Investor dan analis menggunakan peramalan untuk mengantisipasi perubahan harga saham dan meminimalkan risiko investasi. Harga saham yang bersifat fluktuatif dan dinamis menuntut penggunaan metode statistik yang mampu menangkap pola masa lalu untuk dijadikan dasar prediksi (Ghozali, 2018). Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis peramalan harga saham adalah analisis deret waktu (*time series*). Menurut Makridakis et al. (1998), peramalan deret waktu didasarkan pada pola-pola masa lalu seperti tren, musiman, dan siklus. Peramalan kuantitatif menggunakan pendekatan matematis/statistik, salah satunya adalah model ARIMA, yang banyak digunakan dalam analisis pasar keuangan.

Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Data deret waktu adalah rangkaian data yang dikumpulkan dalam urutan waktu tertentu, seperti harian, mingguan, atau bulanan. Karakteristik penting dari data deret waktu adalah adanya dependensi waktu, yaitu nilai-nilai sebelumnya mempengaruhi nilai-nilai setelahnya. Dalam konteks pasar saham, harga pembukaan harian merupakan contoh klasik data deret waktu. Model statistik yang digunakan harus mampu menangani tren, fluktuasi acak, dan kemungkinan ketidakstasioneran data. Dalam peramalan deret waktu, asumsi dasar yang digunakan adalah nilai masa lalu dapat memberikan informasi bagi nilai masa depan. Gujarati (2004) menyatakan bahwa dalam analisis deret waktu, penting untuk memperhatikan sifat stasioneritas data, karena data yang tidak stasioner dapat menghasilkan model prediksi yang bias.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang juga dikenal dengan sebutan metode Box-Jenkins, merupakan teknik yang secara mendalam dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins sejak tahun 1970 (Iriawan & Astuti, 2006).

Model-model deret waktu yang tergolong dalam metode ini meliputi: *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), *autoregressive moving average* (ARMA), serta *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) (Razak, 2009).

Model AR (*Autoregressive*)

Model Autoregressive (AR) merupakan salah satu metode peramalan dalam analisis runtun waktu yang paling dasar dan banyak digunakan. Model ini berasumsi bahwa nilai dari suatu variabel saat ini bergantung secara linier pada nilai-nilai sebelumnya. Makridakis et al. (1998) menguraikan bahwa model AR orde p ($AR(p)$) secara matematis dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

di mana Y_t adalah nilai saat ini, ϕ_i adalah koefisien model, dan ε_t adalah *error* acak (*white noise*) pada waktu ke- t .

Model AR sangat berguna untuk data runtun waktu yang menunjukkan autokorelasi, yakni ketika nilai masa lalu berpengaruh terhadap nilai masa kini. Keberhasilan penggunaan model AR dalam peramalan bergantung pada pemilihan orde model yang tepat serta kestasioneran data. Oleh karena itu, sebelum membangun model AR, data perlu diuji terlebih dahulu untuk stasioneritas menggunakan uji seperti Augmented Dickey-Fuller (ADF) (Shumway & Stoffer, 2017).

Menurut Box et al. (2015) model AR merupakan bagian integral dari model ARIMA yang menggabungkan unsur *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA). Model AR sendiri dapat berdiri sendiri jika data sudah stasioner dan tidak memerlukan proses *differencing*.

Kelebihan model AR adalah kesederhanaannya dan kemampuannya menangkap dinamika jangka pendek dari suatu data. Namun, model ini cenderung kurang efektif jika data mengandung unsur tren jangka panjang atau volatilitas tinggi yang tidak dapat ditangkap hanya dengan nilai masa lalu. Dalam kasus tersebut, model

yang lebih kompleks seperti ARIMA, ARCH, atau GARCH mungkin diperlukan.

Dengan mempertimbangkan sifat dari data keuangan seperti harga saham yang sering kali menunjukkan autokorelasi dalam jangka pendek, model AR menjadi salah satu pendekatan awal yang penting dalam peramalan harga saham atau indeks keuangan lainnya.

Model MA (*Moving Average*)

Metode Moving Average (MA) merupakan salah satu teknik peramalan runtun waktu yang sederhana dan banyak digunakan, terutama dalam konteks analisis data keuangan dan ekonomi. Dalam model ini, nilai saat ini dari suatu variabel diasumsikan bergantung pada rata-rata tertimbang dari kesalahan acak (random error) dari periode sebelumnya. Menurut Brockwell dan Davis (2016) model MA orde q (MA(q)) secara umum dapat dinyatakan sebagai:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

di mana Y_t adalah nilai saat ini, μ adalah nilai rata-rata, ε_t adalah *white noise* (gangguan acak), dan θ_i adalah parameter model MA.

Model MA berbeda dari model Autoregressive (AR) karena memanfaatkan komponen *error* (residual) masa lalu untuk memprediksi nilai masa depan, bukan nilai aktual variabel tersebut. Model MA biasanya digunakan jika residual model AR menunjukkan pola autokorelasi (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Menurut Box dan Jenkins (1976), model MA sangat efektif untuk mengatasi data dengan noise tinggi dan cocok untuk memodelkan data runtun waktu jangka pendek. Model ini menjadi salah satu komponen dalam model yang lebih kompleks seperti ARMA (*Autoregressive Moving Average*) dan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).

Kelebihan dari metode MA adalah kesederhanaan dalam implementasi dan kemampuannya dalam menangani fluktuasi jangka pendek. Namun, kekurangannya adalah tidak mempertimbangkan tren atau pola musiman secara eksplisit. Oleh karena itu, model ini lebih cocok digunakan untuk data yang relatif stasioner atau data tanpa pola jangka panjang.

Dengan mempertimbangkan bahwa data saham sering kali menunjukkan volatilitas dan fluktuasi acak, penerapan model MA dapat menjadi langkah awal dalam membangun model peramalan yang lebih kompleks, seperti ARIMA atau hybrid forecasting models.

Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan salah satu metode statistik yang digunakan secara luas dalam analisis runtun waktu, khususnya untuk data yang bersifat stasioner. Model ini menggabungkan dua komponen utama, yaitu model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), dalam satu kerangka untuk menangkap pola dinamika masa lalu suatu variabel. Secara umum model ARMA(p, q) dapat ditulis sebagai berikut (Brockwell & Davis, 2016) :

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

di mana Y_t adalah nilai observasi pada waktu ke- t , ϕ_i adalah parameter dari komponen AR, θ_i adalah parameter dari komponen MA, dan ε_t adalah error acak (*white noise*).

Menurut Box dan Jenkins (1976), model ARMA dapat digunakan secara efektif untuk meramalkan data runtun waktu yang tidak memiliki tren atau pola musiman yang kuat. Model ini bekerja dengan baik pada data yang stasioner, yaitu data dengan rata-rata dan variansi konstan sepanjang waktu. Oleh karena itu, pengujian stasioneritas seperti Augmented Dickey-Fuller (ADF) sangat penting sebelum menerapkan model ARMA.

Kelebihan dari model ARMA terletak pada fleksibilitasnya dalam menangkap pola autokorelasi dan noise secara simultan. Namun, kekurangan utamanya adalah keterbatasan dalam menangani data yang memiliki tren atau musiman. Untuk kasus tersebut, perlu digunakan model yang lebih kompleks seperti ARIMA atau SARIMA.

Model ARMA sering dijadikan dasar untuk pengembangan model-model runtun waktu lanjutan dan merupakan bagian penting dari pendekatan Box-Jenkins yang sangat dikenal dalam bidang statistik dan ekonometrika.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model ARIMA merupakan metode peramalan yang tidak mempertimbangkan variabel independen dalam proses pembentukannya. Model ini mengandalkan data historis, baik dari masa lalu maupun saat ini, dari variabel yang ingin diramalkan guna menghasilkan prediksi jangka pendek yang cukup akurat. Meskipun demikian, ketepatan model ini cenderung menurun ketika digunakan untuk peramalan jangka panjang. Fokus utama dari ARIMA adalah mengidentifikasi hubungan statistik yang kuat antara variabel target dengan data

historisnya, sehingga model dapat digunakan sebagai dasar dalam melakukan peramalan (Salwa et al., 2018).

Model ARIMA adalah salah satu model peramalan deret waktu yang dikembangkan oleh Box Jenkins. Model ini terdiri dari tiga komponen utama yaitu *autoregressive* (AR) yang menunjukkan ketergantungan antara nilai sekarang dan nilai masa lalu dari variabel itu sendiri. Kemudian *integrated* yang menunjukkan proses *differencing* untuk membuat data menjadi stasioner. Terakhir *moving average* (MA) yang menunjukkan ketergantungan antara nilai sekarang dan kesalahan acak masa lalu. Model ARIMA dinotasikan sebagai $ARIMA(p,d,q)$, dengan p orde dari AR (jumlah *lag* variabel), d dengan tingkat *differencing*, dan q orde dari MA (jumlah *lag error*). Persamaan umum model $ARIMA(p,d,q)$ setelah dilakukan *differencing* d kali dapat dituliskan sebagai berikut (Brockwell & Davis, 2016) :

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

Menurut Box dan Jenkins (1976), deret waktu yang belum bersifat stasioner dapat dimodelkan sebagai proses *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), di mana model ini menggabungkan unsur *autoregressive* (AR), *differencing* untuk integrasi (I), dan *moving average* (MA). Orde dari komponen AR menyatakan jumlah lag dari variabel dependen yang digunakan, sedangkan jumlah *differencing* menunjukkan berapa kali data perlu dibedakan agar menjadi stasioner. Komponen MA merepresentasikan jumlah lag dari residual masa lalu yang dimasukkan ke dalam model. Secara umum, model ini dikenal dengan notasi $ARIMA(p, d, q)$, di mana p adalah derajat AR, d adalah tingkat *differencing* yang dibutuhkan untuk mencapai stasioneritas, dan q adalah derajat MA.

Studi Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penggunaan model ARIMA dalam peramalan harga saham diantaranya Nugroho dan Suryani (2020) dalam penelitiannya mengenai peramalan harga saham sektor energi menggunakan model ARIMA menunjukkan bahwa model ini dapat menghasilkan prediksi yang akurat dengan error yang rendah. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Hidayat dan Ramadhani (2021) menggunakan ARIMA dalam peramalan saham perusahaan BUMN menyimpulkan bahwa model ARIMA efektif untuk data saham yang bersifat jangka pendek hingga menengah. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Situmorang (2022) dalam penelitian peramalan saham perusahaan tambang mencatat bahwa $ARIMA(2,1,2)$ mampu menangkap tren jangka pendek dengan baik dan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan investasi. Studi-studi tersebut mendukung validitas penggunaan model ARIMA untuk memprediksi harga saham, termasuk untuk sektor industri perbankan seperti PT Bank Central Asia Tbk atau BCA. Mengingat karakteristik saham perusahaan ini yang sangat dipengaruhi oleh kondisi pasar dan harga komoditas, maka pendekatan berbasis runtun waktu (*time series*) menjadi pilihan yang relevan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif dan eksplanatif. Pendekatan kuantitatif digunakan karena fokus utama penelitian ini adalah analisis data numerik berupa harga saham pembukaan harian PT Bank Central Asia Tbk dan pemodelan statistik menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa harga saham pembukaan harian PT Bank Central Asia Tbk. Data diperoleh dari Yahoo Finance, dengan sumber <https://finance.yahoo.com/quote/BBCA.JK/history/?period1=1623628800&period2=1749930469>. Data tersebut diunduh pada hari minggu 15 Juni 2025. Periode data mulai dari 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 dan jumlah data sebanyak 726. Data kemudian diolah dan disusun dalam format deret waktu (*time series*) untuk dianalisis lebih lanjut.

Analisis data dilakukan menggunakan pendekatan model ARIMA dengan tahapan sebagai berikut:

a. Identifikasi Model.

Model ARIMA hanya dapat diterapkan pada data runtun waktu yang bersifat stasioner. Oleh karena itu, langkah awal yang harus dilakukan adalah mengevaluasi apakah data tersebut telah memenuhi sifat stasioner. Apabila data masih bersifat tidak stasioner, maka perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*) untuk menentukan pada tingkat seberapa data menjadi stasioner.

b. Estimasi Parameter

Setelah data telah bersifat stasioner, tahap berikutnya adalah menentukan jumlah lag residual (q) dan lag variabel dependen (p) yang akan digunakan dalam penyusunan model. Untuk mengidentifikasi nilai q dan p , digunakan alat bantu utama berupa fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF), yang biasanya ditampilkan dalam bentuk *correlogram*, yaitu grafik yang menunjukkan hubungan antara nilai ACF dan PACF terhadap lag. Koefisien autokorelasi parsial sendiri merepresentasikan seberapa kuat hubungan antara X_t dan X_{t-k} dengan mengasumsikan bahwa pengaruh dari lag sebelumnya, yakni lag l

hingga $k-1$, telah dikendalikan atau dianggap tetap.

c. Diagnostik Model

Setelah proses estimasi selesai dan parameter model diperoleh, langkah selanjutnya sebelum model digunakan untuk peramalan adalah melakukan pengujian terhadap kelayakan model. Tahapan ini dikenal sebagai *diagnostic checking*, yang bertujuan untuk menilai apakah model yang dibangun telah memiliki spesifikasi yang tepat atau masih mengandung kesalahan.

d. Peramalan/Forecasting

Setelah diperoleh model yang paling sesuai, tahap berikutnya adalah melakukan proses peramalan. Dalam banyak situasi atau khusus, metode ini dianggap lebih dipercaya dibandingkan dengan pendekatan peramalan yang menggunakan model ekonometri konvensional.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskriptif Data

Penelitian ini menggunakan data harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) yang dikumpulkan selama rentang waktu 2 Juni 2022 hingga 13 Juni 2025. Total observasi yang dianalisis berjumlah 726 data, yang disajikan dalam bentuk runtun waktu. Di bawah ini disajikan ringkasan statistik deskriptif dari data harga pembukaan tersebut:

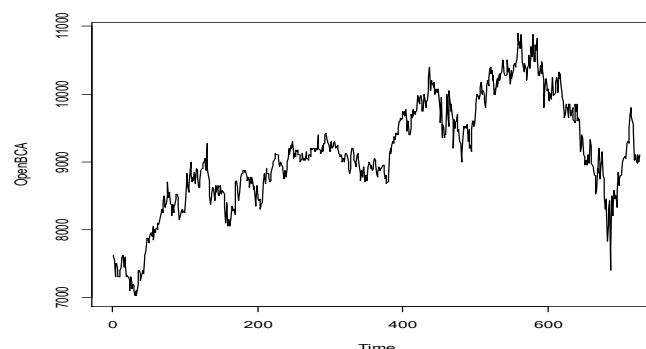
Tabel 1. Deskripsi Data Harga Pembukaan Harian Saham PT BCA Tbk periode 2 juni 2022 sampai 13 juni 2025

Statistik	Nilai
Jumlah data	726
Harga minimum	7025
Harga maksimum	10900
Median	9075
Rata-rata	9115
Simpangan baku	805,934

Merujuk pada Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa selama periode 2 Juni 2022 hingga 13 Juni 2025, rata-rata harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk tercatat sebesar Rp 9.115. Nilai minimum dan maksimum masing-masing berada pada Rp 7.025 dan Rp 10.900. Nilai median harga pembukaan berada di angka Rp 9.075, sementara standar deviasinya sebesar 805,934 yang menunjukkan tingkat penyebaran data. Secara keseluruhan, pergerakan harga dalam periode tersebut menunjukkan kecenderungan tren meningkat, meskipun terdapat beberapa fase penurunan yang cukup signifikan pada periode tertentu.

Identifikasi Plot Data

Visualisasi data harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk selama 726 hari, terhitung dari 2 Juni 2022 hingga 13 Juni 2025, dilakukan menggunakan plot deret waktu yang ditampilkan pada Gambar 1.

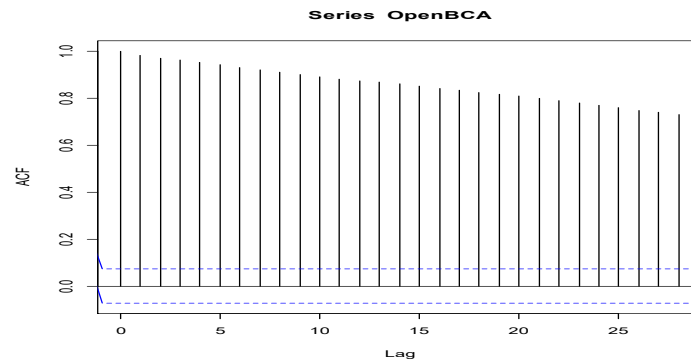


Gambar 1. Plot Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk Periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025

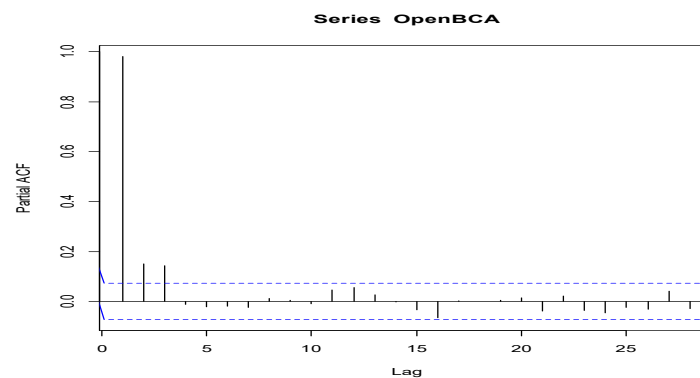
Gambar 1 terlihat bahwa harga saham PT Bank Central Asia Tbk dibuka pada Rp 7.625 pada 2 Juni 2022, kemudian mengalami penurunan hingga mencapai titik terendah sebesar Rp 7.025 pada Juli 2022. Setelah itu, harga secara bertahap meningkat dan mencapai puncaknya di angka Rp 10.900 pada September 2024. Meskipun sempat mengalami penurunan kembali, harga saham terus mengalami fluktuasi hingga akhirnya ditutup pada Rp 9.100 pada 13 Juni 2025. Secara keseluruhan, grafik menunjukkan volatilitas yang cukup tinggi dengan arah

tren yang cenderung meningkat, walaupun sempat terjadi beberapa koreksi tajam yang kemungkinan dipengaruhi oleh faktor eksternal, seperti perubahan harga komoditas global.

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa data belum menunjukkan sifat stasioner, karena masih terdapat pola perubahan yang mengikuti waktu. Untuk mengidentifikasi karakteristik data lebih lanjut, selain menggunakan plot deret waktu, analisis juga dilakukan melalui grafik koefisien *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Plot ACF dan PACF dari harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk dapat dilihat masing-masing pada Gambar 2 dan Gambar 3.

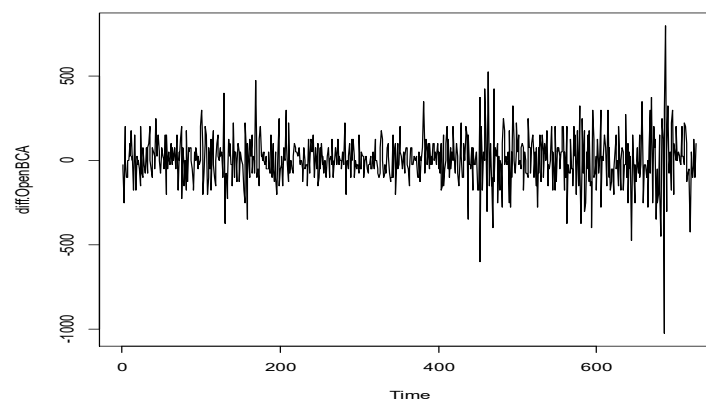


Gambar 2. Plot Fungsi *Autokorelasi* Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025



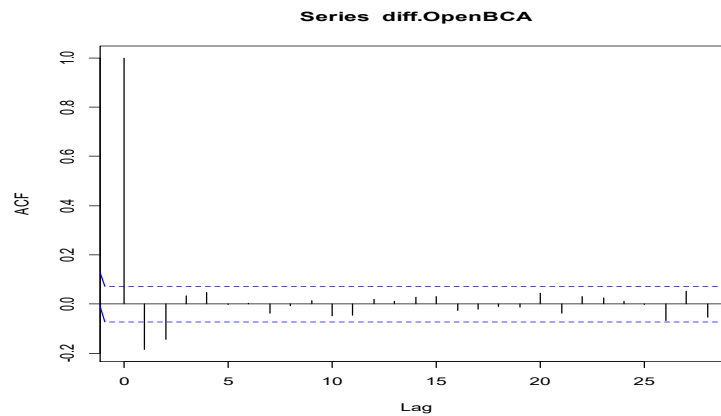
Gambar 3. Plot Fungsi *Parsial Autokorelasi* Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025

Dari Gambar 2 dan 3 dapat diamati bahwa koefisien *autokorelasi* (ACF) menunjukkan nilai yang signifikan terhadap nol dan menurun secara perlahan pada sejumlah lag, sementara koefisien *autokorelasi parsial* (PACF) cenderung mendekati nol setelah lag pertama. Pola ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner, terutama dalam hal rata-rata. Karena model ARIMA mensyaratkan data yang stasioner, maka perlu dilakukan transformasi data melalui proses pembedaan (*differencing*). Hasil dari satu kali proses *differencing* untuk menjadikan data lebih stasioner dapat dilihat pada Gambar 4.

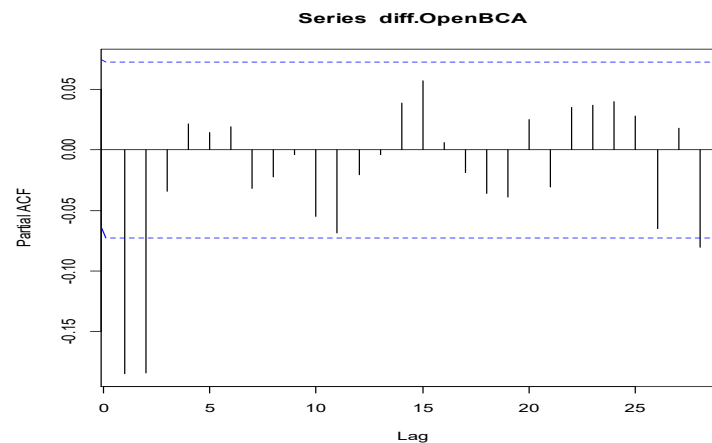


Gambar 4. Plot Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk Periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 Setelah Dilakukan *Differencing* 1 Kali

Gambar 4 menampilkan grafik data harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk setelah dilakukan proses *differencing* satu kali. Berdasarkan plot tersebut, terlihat bahwa data telah menunjukkan karakteristik stasioner. Hal ini mengisyaratkan bahwa nilai parameter d dalam model ARIMA yang sesuai adalah $d = 1$. Setelah data mencapai kestasioneran, tahap berikutnya adalah melakukan analisis lebih lanjut untuk menentukan bentuk model ARIMA yang tepat, dengan menggunakan data hasil *differencing* satu kali. Plot ACF dan PACF dari data yang telah melalui satu kali proses *differencing* ditampilkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.



Gambar 5. Plot Fungsi Autokorelasi Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 setelah dideffrensing 1 kali



Gambar 6. Plot Fungsi Autokorelasi Parsial Data Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 setelah dideffrensing 1 kali

Dari gambar 5 dan 6 dapat dilihat koefisien ACF dan PACF menurun secara eksponensial. Apabila ACF dan PACF turun secara eksponensial atau secara cepat maka hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA yang bisa digunakan adalah model ARIMA (p,d,q) . Untuk mengetahui nilai parameter ARIMA yang lebih terperinci dilakukan penentuan parameter p , d dan q . Parameter p ditentukan oleh orde model *autoregresif* (AR), untuk parameter d ditentukan oleh berapa kali dilakukan *differencing* sampai data stasioner pada rata-rata, sedangkan parameter q ditentukan oleh orde model *moving average* (MA). Untuk menentukan orde model *autoregresif* (AR) dan *moving average* (MA) dari plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*), perhatikan pola potong (*cutoff*) dan peluruhan eksponensial pada kedua plot. Model AR memiliki pola potong pada PACF dan peluruhan eksponensial pada ACF, sedangkan model MA memiliki pola potong pada ACF dan peluruhan eksponensial pada PACF.

Pada penelitian ini, data yang digunakan untuk memodelkan ARIMA adalah data yang didefferensing 1 kali, sehingga orde untuk d adalah 1 ($d=1$). Penentuan orde p dapat dilihat pada plot PACF, dimana pada plot PACF memotong (*cutoff*) pada lag 1, 2, dan 3. Sedangkan untuk orde q dilihat pada plot ACF, dimana pada plot ACF memotong (*cutoff*) pada lag 1 dan lag 2. Berdasarkan orde pada masing-masing parameter p , d dan q maka dapat dirangkum model tentatif yang mungkin dibentuk adalah:

1. ARIMA(1,1,0)
2. ARIMA(1,1,1)

3. ARIMA(1,1,2)
4. ARIMA(2,1,0)
5. ARIMA(2,1,1)
6. ARIMA(2,1,2)

Estimasi Parameter

Berdasarkan keenam model tentatif yang diperoleh berdasarkan plot ACF dan PACF maka dilakukan estimasi parameter dari keenam model tersebut. Estimasi parameter dilakukan untuk menentukan model ARIMA terbaik untuk memodelkan dan meramalkan data harga pembukaan harian saham PT. Bank Central Asia Tbk periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025. Berikut adalah hasil estimasi parameter dari keenam model ARIMA di atas.

1. Model ARIMA (1,1,0)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(1, 0, 0), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

ar1	intercept
-0.1850	2.0265
s.e. 0.0365	4.3779

sigma^2 estimated as 19506: log likelihood = -4609.69, aic = 9225.38

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	-0.18504	0.03649	-5.0712	3.954e-07 ***
intercept	2.02646	4.37795	0.4629	0.6435

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

2. Model ARIMA (1,1,1)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(1, 0, 1), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

ar1	ma1	intercept
0.2868	-0.5263	2.0493
s.e. 0.1091	0.0954	3.4044

sigma^2 estimated as 19008: log likelihood = -4600.34, aic = 9208.68

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	0.286779	0.109077	2.6292	0.00856 **
ma1	-0.526256	0.095392	-5.5168	3.453e-08 ***
intercept	2.049259	3.404444	0.6019	0.54722

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

3. Model ARIMA (1,1,2)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(1, 0, 2), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

ar1	ma1	ma2	intercept
-----	-----	-----	-----------

```

-0.2317 0.0097 -0.1794 2.0531
s.e. 0.2089 0.2045 0.0562 3.4424

```

sigma^2 estimated as 18874: log likelihood = -4597.78, aic = 9205.56

z test of coefficients:

```

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1    -0.2317312 0.2088957 -1.1093 0.267294
ma1     0.0097461 0.2044593 0.0477 0.961981
ma2    -0.1794157 0.0562188 -3.1914 0.001416 **
intercept 2.0531103 3.4424005 0.5964 0.550896
---

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

4. Model ARIMA (2,1,0)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(2, 0, 0), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

```

      ar1      ar2      intercept
-0.2190 -0.1839 2.0340
s.e. 0.0365 0.0365 3.6361

```

sigma^2 estimated as 18844: log likelihood = -4597.2, aic = 9202.41

z test of coefficients:

```

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1    -0.219009 0.036501 -6.0000 1.973e-09 ***
ar2    -0.183883 0.036482 -5.0403 4.647e-07 ***
intercept 2.034009 3.636123 0.5594 0.5759
---

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

5. Model ARIMA (2,1,1)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(2, 0, 1), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

```

      ar1      ar2      ma1      intercept
-0.0820 -0.1591 -0.1421 2.0474
s.e. 0.1683 0.0504 0.1693 3.5248

```

sigma^2 estimated as 18826: log likelihood = -4596.87, aic = 9203.74

z test of coefficients:

```

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1    -0.081954 0.168273 -0.4870 0.626238
ar2    -0.159092 0.050396 -3.1569 0.001595 **
ma1    -0.142139 0.169350 -0.8393 0.401290
intercept 2.047444 3.524796 0.5809 0.561329
---

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

6. Model ARIMA (2,1,2)

Call:

```
arima(x = diff.OpenBCA, order = c(2, 0, 2), include.mean = TRUE, method = "ML")
```

Coefficients:

ar1	ar2	ma1	ma2	intercept
0.1956	-0.3094	-0.4213	0.2190	2.0408
s.e. 0.3475	0.1527	0.3529	0.2221	3.6496

sigma² estimated as 18804: log likelihood = -4596.44, aic = 9204.89

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	0.19563	0.34755	0.5629	0.57351
ar2	-0.30942	0.15269	-2.0264	0.04272 *
ma1	-0.42125	0.35286	-1.1938	0.23255
ma2	0.21903	0.22213	0.9860	0.32413
intercept	2.04079	3.64963	0.5592	0.57604

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostik Model

Setelah dilakukan estimasi parameter dari keenam model di atas maka didapatkan nilai AIC dari keenam model tersebut. Nilai AIC dari keenam model ARIMA di atas ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Nilai AIC Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

No	Model	Nilai AIC
1	ARIMA (1,1,0)	9225.381
2	ARIMA (1,1,1)	9208.681
3	ARIMA (1,1,2)	9205.565
4	ARIMA (2,1,0)	9202.409
5	ARIMA (2,1,1)	9203.742
6	ARIMA (2,1,2)	9204.888

Berdasarkan tabel 2 dapat diketahui bahwa nilai AIC terkecil dari keenam model ARIMA tersebut adalah ARIMA(2,1,0). Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter dari model ARIMA(2,1,0) untuk parameter AR(1) dan AR(2) signifikan secara statistik. Uji normalitas residual dari model ARIMA(2,1,0), diperoleh $p\text{-value} < 2.2e-16$ yang kurang dari taraf nyata 5%, hal ini menunjukkan asumsi normalitas residual tidak terpenuhi karena terdapat gejala normalitas pada residual sehingga residual menyebar tidak normal. Sedangkan hasil uji autokorelasi residual dari model ARIMA(2,1,0), diperoleh $p\text{-value} = 0.841 > \alpha = 0.05$, hal ini berarti asumsi terpenuhi karena tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual sehingga ragam residual bersifat homogen atau dengan kata lain residual atau sisaan saling bebas. Kemudian uji terakhir yang dilakukan pada residual adalah uji-t, setelah dilakukan uji-t didapat $p\text{-value}$ sebesar 0.9962 yang lebih besar dari taraf nyata 5%, hal ini menandakan bahwa nilai tengah sisaan sama dengan nol. Karena residual dari model ARIMA(2,1,0) tidak berdistribusi normal maka salah satu solusi untuk mengatasi keadaan tersebut adalah *overfitting*. *Overfitting* dilakukan dengan menaikkan orde AR(p) dan MA(q) dari model ARIMA(2,1,0) untuk melihat apakah terdapat model lain yang lebih baik dari model saat ini. Kandidat model *overfitting* adalah ARIMA(3,1,0) dan ARIMA(2,1,1).

Berdasarkan kedua model hasil *overfitting* tersebut, model ARIMA(3,1,0) dan ARIMA(2,1,1) memiliki AIC yang lebih besar dibandingkan dengan model ARIMA(2,1,0) dan parameter kedua model ARIMA(3,1,0) dan ARIMA(2,1,1) tidak seluruhnya parameter signifikan. Oleh karena itu, model ARIMA(2,1,0) akan tetap digunakan untuk melakukan peramalan.

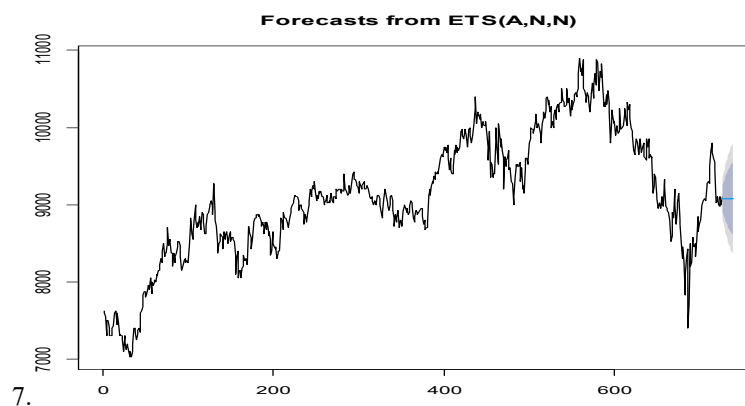
Peramalan (Forecasting)

Peramalan harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk selama 12 hari kedepan dengan menggunakan model ARIMA (2,1,0) ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk selama 12 hari kedepan dengan menggunakan model ARIMA (2,1,0)

Hari Ke-	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
727	9078.544	8900.854	9256.233	8806.791	9350.297
728	9078.544	8857.865	9299.222	8741.045	9416.042
729	9078.544	8821.981	9335.106	8686.165	9470.922
730	9078.544	8790.534	9366.554	8638.071	9519.017
731	9078.544	8762.197	9394.890	8594.734	9562.354
732	9078.544	8736.198	9420.889	8554.972	9602.116
733	9078.544	8712.039	9445.049	8518.023	9639.064
734	9078.544	8689.377	9467.711	8483.364	9673.724
735	9078.544	8667.963	9489.124	8450.615	9706.473
736	9078.544	8647.612	9509.475	8419.491	9737.596
737	9078.544	8628.180	9528.907	8389.772	9767.315
738	9078.544	8609.553	9547.535	8361.284	9795.804

Peramalan harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk 12 hari kedepan yaitu dari hari ke-727 sampai hari ke-738 ditunjukkan pada tabel 3. Hasil peramalan dari hari ke-727 sampai hari ke-738 sama yaitu Rp 9078,544 tetapi peramalan kisaran harga terendah sampai tertinggi pada tingkat kepercayaan 80% dan 95% berbeda-beda dari hari ke-727 sampai hari ke-738 peramalan selang harga semakin besar. Hasil peramalan harga penutupan harian saham PT Bank Central Asia Tbk selama 12 hari kedepan juga ditunjukkan pada gambar



Gambar 7. Plot Hasil harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk selama 12 hari dari hari ke-727 sampai hari ke-738

Pada gambar 7 terlihat hasil peramalan harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk untuk 12 hari kedepan pada bagian akhir grafik yang berwarna biru berada di harga Rp 9078,544, dan kisaran peramalan harga terendah sampai tertinggi pada tingkat kepercayaan 80% dan 95% berwarna abu-abu.

KESIMPULAN

Model ARIMA terbaik untuk memodelkan data harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk dengan kode saham BBKA pada periode 2 Juni 2022 sampai 13 Juni 2025 adalah ARIMA (2,1,0), pemilihan model ini didasarkan pada nilai AIC terkecil. Hasil peramalan harga pembukaan harian saham PT Bank Central Asia Tbk dengan menggunakan ARIMA (2,1,0) selama 12 hari kedepan dari hari ke-727 sampai hari ke-738 sama yaitu sebesar Rp 9078,544, tetapi kisaran peramalan harga terendah sampai tertinggi pada tingkat kepercayaan 80% dan 95% berbeda, semakin lama semakin besar.

REFERENSI

- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5th ed.). Wiley.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2016). *Introduction to Time Series and Forecasting* (3rd ed.). Springer.

- Ghozali, I. (2018). *Analisis time series: Konsep dan aplikasi dengan program EViews 10*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic econometrics* (4th ed.). New York: McGraw-Hill.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Hidayat, M., & Ramadhani, A. (2021). Penerapan model ARIMA dalam peramalan saham perusahaan BUMN. *Jurnal Ekonomi dan Keuangan*, **9**(1), 45–53.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice* (2nd ed.). OTexts.
- Iriawan, N & P.S. Astuti. 2006. *Mengolah Data Statistik Dengan Mudah Menggunakan Minitab 14*. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Kurnia, F. A., Hardianti, M., Sinurat, M., & Cahyadi, L. (2025). Analisis prediksi harga saham PT BCA dengan menggunakan metode ARIMA. *ECo-Fin*, **7**(2), 880–896.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and applications* (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons.
- N. Salwa, N. Tatsara, R. Amalia, & A. F. Zohra, “Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average),” *J. Data Anal.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–31, 2018, doi: 10.24815/jda.v1i1.11874.
- Nugroho, R., & Suryani, T. (2020). Peramalan harga saham sektor energi menggunakan model ARIMA. *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, **12**(2), 134–142.
- Razak. Abd. Fadhilah. 2009. Load Forecasting Using Time Series Models. *Jurnal Kejuruteraan*. 21: 53-62
- Sari, D. P., & Putra, A. (2022). Penerapan Model ARIMA dalam Peramalan Harga Saham Perbankan. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, **14**(3), 120–135.
- Situmorang, A. M. (2022). Prediksi harga saham perusahaan tambang menggunakan model ARIMA(2,1,2). *Jurnal Investasi dan Keuangan*, **10**(3), 201–210.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples* (4th ed.). Springer.