

Peramalan Indeks Saham LQ45 Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Muhammad Haikal Ziaulhaq, Bagus Kusuma

Mahasiswa Matematika, FMIPA, Universitas Pertahanan Republik Indonesia

muhammadhaikalziaulhaq@gmail.com

Diterima: 14-01-2026; Direvisi: 22-03-2026; Dipublikasi: 27-03-2026

Abstract

The LQ45 index is one of the important indicators in the Indonesian capital market, reflecting the performance of 45 liquid stocks. Accurate forecasting of this index can assist investors and financial analysts in making better investment decisions. This study aims to forecast the LQ45 index using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method. The data used are the daily closing prices of the LQ45 index from January 2015 to December 2025. The research stages include data stationarity testing, model identification, parameter estimation, diagnostic checking, and forecasting. The results show that the SARIMA model can capture both trend and seasonal patterns in the data, producing relatively accurate forecasts. The best model obtained is SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₇ with low AIC values. The forecast results for the next 30 days indicate a fluctuating but stable trend. This study concludes that the SARIMA method is effective for short-term forecasting of the LQ45 index and can be used as a reference in investment decision-making.

Keywords: LQ45 index; forecasting; SARIMA; time series; stock market

Abstrak

Indeks LQ45 merupakan salah satu indikator penting dalam pasar modal Indonesia yang mencerminkan kinerja 45 saham likuid. Peramalan yang akurat terhadap indeks ini dapat membantu investor dan analis keuangan dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih baik. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan indeks LQ45 menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Data yang digunakan adalah harga penutupan harian indeks LQ45 periode Januari 2015 hingga Desember 2025. Tahapan penelitian meliputi uji stasioneritas data, identifikasi model, estimasi parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA mampu menangkap pola tren dan musiman dalam data, menghasilkan ramalan yang relatif akurat. Model terbaik yang diperoleh adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1) dengan nilai AIC yang rendah. Hasil peramalan untuk 30 hari ke depan menunjukkan tren yang fluktuatif namun stabil. Studi ini menyimpulkan bahwa metode SARIMA efektif untuk peramalan jangka pendek indeks LQ45 dan dapat dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan investasi.

Kata Kunci: indeks LQ45; peramalan; SARIMA; runtun waktu; pasar saham

1. PENDAHULUAN

Pasar modal Indonesia telah mengalami perkembangan signifikan dalam beberapa dekade terakhir, Indeks LQ45 menjadi salah satu barometer utama kinerja saham-saham likuid berkapitalisasi besar (Surachmadi et al., 2021). Indeks ini

merepresentasikan 45 saham terpilih yang memiliki likuiditas tinggi, kapitalisasi pasar besar, dan fundamental yang kuat, sehingga menjadi acuan penting bagi investor institusional maupun individual dalam pengambilan keputusan investasi (Chaerunnisa et al., 2025). Dalam konteks ekonomi yang dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor makroekonomi, geopolitik, serta kondisi pasar global, kemampuan untuk memprediksi pergerakan indeks saham menjadi kebutuhan strategis (Oktaryani et al., 2021). Akurasi dalam peramalan tidak hanya berimplikasi pada optimasi portofolio dan manajemen risiko, tetapi juga dapat berkontribusi pada stabilitas sistem keuangan secara lebih luas.

Tinjauan terhadap state of the art dalam bidang peramalan finansial menunjukkan beragam pendekatan yang telah dikembangkan (Siregar et al., 2025). Metode konvensional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins (1970) tetap menjadi landasan penting dalam pemodelan deret waktu univariat (Rizvi, 2024b). Namun, kompleksitas data finansial yang sering kali mengandung komponen musiman memunculkan kebutuhan akan pengembangan model yang lebih adaptif (Chan et al., 1996). Beberapa penelitian terdahulu telah mengaplikasikan ARIMA untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan akurasi yang memadai untuk jangka pendek (Ibrahim & Agustin, 2025). Di sisi lain, pendekatan yang lebih mutakhir seperti *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk memodelkan volatilitas serta metode machine learning seperti *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) mulai banyak diadopsi karena kemampuan menangkap pola non-linear (Macharia et al., 2025).

Meskipun demikian, analisis kesenjangan penelitian mengidentifikasi bahwa penerapan model SARIMA khusus untuk Indeks LQ45 masih terbatas dan belum banyak dieksplorasi secara komprehensif. Kebaruan penelitian ini terletak pada identifikasi pola musiman mikro (*micro-seasonality*) yang spesifik pada saham-saham blue-chip di Indonesia, yang seringkali dianggap sebagai deret waktu acak (*random walk*) tanpa pola kalender. Sebagian besar penelitian berfokus pada IHSG yang sifatnya agregat, sementara karakteristik unik LQ45 sebagai saham pilihan dengan likuiditas tinggi dapat menunjukkan pola musiman yang berbeda, misalnya pola mingguan (*end-of-week effect*) atau pola bulanan terkait laporan keuangan emiten (Aggarwal & Jha, 2022). Berbeda dengan model ARIMA standar yang hanya menangkap tren linear, orisinalitas penelitian ini ditekankan pada pengujian efektivitas parameter musiman (P, D, Q, s) dalam mengonfirmasi apakah efisiensi pasar pada Indeks LQ45 tetap menyisakan anomali musiman yang dapat diprediksi secara statistik. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan model peramalan yang lebih akurat dibandingkan model non-musiman, khususnya untuk horizon peramalan jangka pendek hingga menengah. Berdasarkan latar belakang dan identifikasi kesenjangan tersebut, tujuan utama penelitian ini untuk membangun dan menguji model peramalan SARIMA yang optimal untuk memprediksi pergerakan harian Indeks LQ45.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pemodelan deret waktu Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Secara teoritis, model SARIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA yang dirancang khusus untuk menangkap pola musiman dalam data deret waktu (Hendrawaty & Huzaimah, 2020). Model ini dinyatakan dalam notasi SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)[s], di mana p dan P masing-masing orde autokorelasi non-musiman dan musiman, d dan D orde differencing non-musiman dan musiman, q dan Q orde moving average non-musiman dan musiman, dan s siklus musiman (Alharbi et al., 2022). Secara matematis, model SARIMA dapat dinyatakan dalam persamaan (Hasby Kuswanto et al., 2025a):

$$\phi_p(B)\phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

dimana:

ϕ_p : Parameter autoregresif

θ_q : Parameter *Moving average*

Y_t : Nilai observasi periode t

ε_t : *Error term* pada waktu t

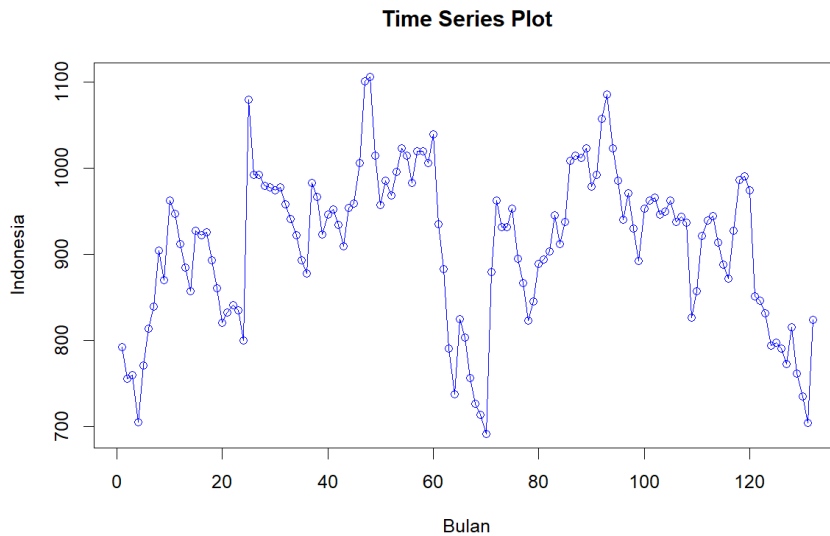
B^s : Operator *backshift* musiman

P, q, d : Orde-orde musiman AR, pembeda, dan MA

Keunggulan model SARIMA terletak pada kemampuannya memodelkan struktur dependensi temporal yang kompleks, baik dalam jangka pendek maupun dalam pola berulang musiman, sehingga cocok diterapkan pada data finansial yang sering menunjukkan pola siklus tertentu (U. Perez-Guerra et al., 2023). Data yang digunakan data sekunder berupa harga penutupan harian Indeks LQ45 selama periode 1 Januari 2015 hingga 31 Desember 2025, yang diperoleh dari platform Yahoo Finance. Proses penelitian mengikuti metodologi Box-Jenkins yang meliputi tahapan identifikasi, estimasi, diagnosis, dan peramalan. Tahap identifikasi dimulai dengan uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF), diikuti dengan analisis pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk menentukan orde awal model (p,d,q)(P,D,Q)s. Selanjutnya, dilakukan estimasi parameter model dengan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) dan uji residual meliputi uji normalitas dan uji autokorelasi menggunakan Ljung-Box (E. Agyemang et al., 2023). Model terbaik dipilih berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) yang paling rendah. Tahap akhir meliputi peramalan nilai indeks 12 periode ke depan dan evaluasi performa model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Square Error (RMSE)(Arumugam & Natarajan, 2023b). Seluruh analisis dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Rstudio.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Plot Data

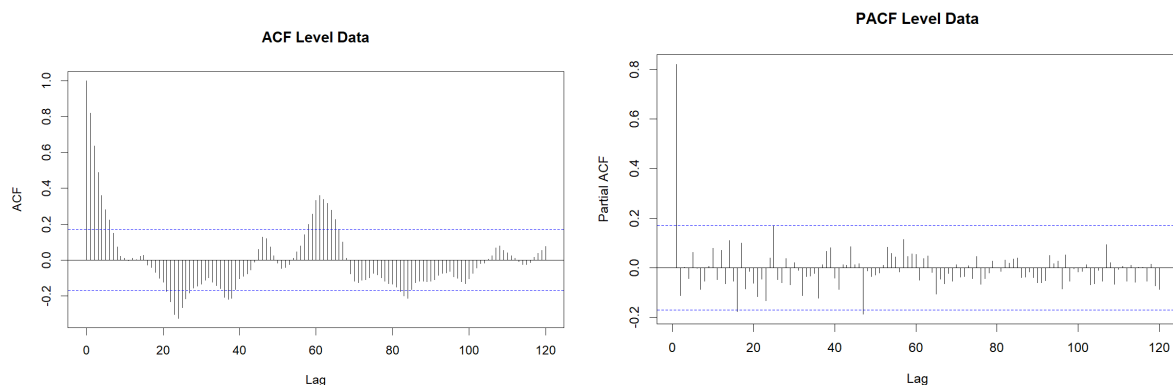


Gambar 1. Plot data Indeks LQ45 periode 2015-2025

Berdasarkan plot tersebut terlihat bahwa *time series plot* dari data Indeks LQ45 pada bulan Januari tahun 2015 sampai dengan bulan Desember tahun 2025. Dapat terlihat dari plot data tersebut membentuk pola musiman yang berulang dalam selang waktu 12 periode, sehingga dapat disimpulkan bahwa data Indeks LQ45 belum stasioner dalam rata-rata maupun stasioner dalam varians. Puncak data berada pada bulan April tahun 2022.

3.2 Uji Stasioner

Berikut ini adalah hasil dari uji stasioneritas Indeks LQ45 dengan menggunakan plot ACF dan PACF.



Gambar 2. plot ACF dan PACF.

Gambar diatas memperlihatkan plot ACF dan PACF dari data *time series* data Indeks LQ45. Pada plot ACF diatas juga terlihat jelas bahwa pada lag 12, lag 24, dan lag 36 nilai-nilai korelasi signifikan berbeda dari nol. Nilai korelasi tersebut menunjukkan penurunan secara lambat atau data belum stasioner dalam rata-rata non-musiman dan rata-rata musiman 12. Karena data belum stasioner dalam rata-rata non-musiman dan rata-rata musiman 12, maka data belum dapat langsung digunakan untuk mendapatkan model terbaik.

Untuk mengatasi data yang belum stasioner tersebut, maka dilakukan diferensiasi pertama non-musiman ($d=1$) dan untuk menghilangkan kuatnya pengaruh musiman dilakukan diferensiasi satu musiman 12 ($D=1$) untuk mencapai kestasioneran sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut (Rizvi, 2024; Arumugam & Natarajan, 2023). Selain itu, dapat digunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* untuk membuktikan data asli sudah stasioner terhadap rata-rata atau belum.

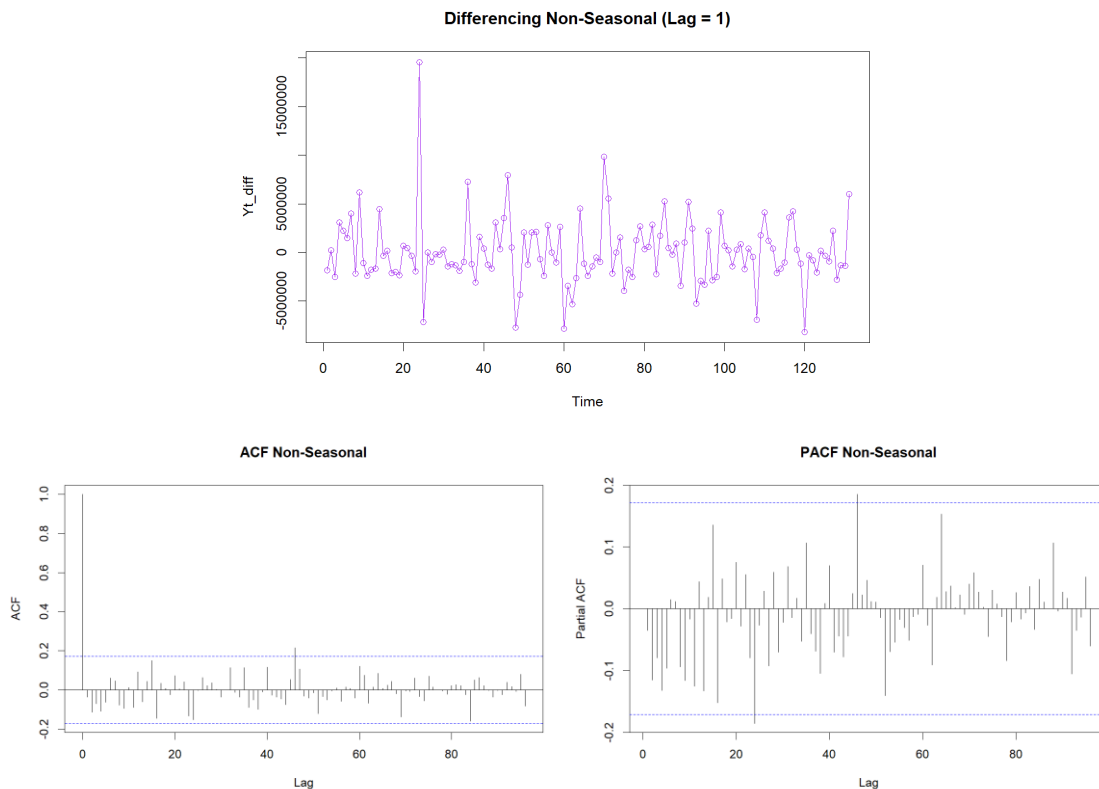
Tabel 1. Hasil Uji ADF

| Variabel | Statistik ADF | Lag | p-value | Keterangan |
|-------------|---------------|-----|---------|-----------------|
| Indeks Lq45 | -2.2468 | 12 | 0.4739 | Tidak Stasioner |

Berdasarkan hasil uji ADF, diperoleh nilai statistik Augmented Dickey–Fuller sebesar – 2.2468 dengan lag sebanyak 12 dan *p-value* sebesar 0.4739. Karena *p-value* tersebut lebih besar dari taraf signifikansi 5%, maka H_0 tidak dapat ditolak. Dengan demikian, data asli Indeks LQ45 dinyatakan belum stasioner. Oleh karena itu, diperlukan proses diferensiasi (*differencing*) untuk mencapai kestasioneran dalam rata-rata sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut.

3.3 Penanganan Data Tidak Stasioner Diferensiasi Non – Musiman

Diferensiasi pertama non-musiman ($d=1$). Proses *differencing* non-musiman yang dilakukan bertujuan untuk menghilangkan tren dalam data sehingga rata-rata menjadi konstan. Hal ini sesuai dengan konsep dalam analisis deret waktu bahwa *differencing* digunakan untuk mencapai kestasioneran data sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut (Arumugam & Natarajan, 2023a). Plot data setelah dilakukan diferensiasi ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF data hasil differensiasi satu non-musiman

Gambar tersebut menampilkan plot hasil differencing pertama ($d = 1$) pada data time series Indeks LQ45. Setelah dilakukan differensiasi non-musiman, komponen non-musiman terlihat sudah mencapai kondisi stasioner. Namun demikian, pola musiman pada data masih belum stasioner, ditunjukkan oleh autokorelasi pada lag musiman yang menurun secara perlahan. Oleh sebab itu, perlu dilakukan differencing musiman dengan periode 12 terhadap data yang telah melalui differensiasi non-musiman sebelumnya. Uji *Augmented Dickey-Fuller* pada data Indeks LQ45 setelah dilakukan differencing satu kali non-musiman.

Tabel 2. Hasil Uji ADF satu kali non - musiman

| Variabel | Statistik ADF | Lag | p-value | Keterangan |
|-------------|---------------|-----|---------|------------|
| Indeks LQ45 | -4.4345 | 12 | 0.01 | Stasioner |

Berdasarkan output tersebut, diperoleh nilai statistik uji ADF sebesar -4.4345 dengan lag order 12 serta p-value sebesar 0.01. Karena p-value 0.01 lebih kecil daripada taraf signifikansi 5%, maka H_0 ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data hasil differencing satu kali pada komponen non-musiman telah mencapai kondisi stasioner.

Berikut adalah output uji KPSS pada data Indeks LQ45 setelah dilakukan *differencing* satu kali non-musiman.

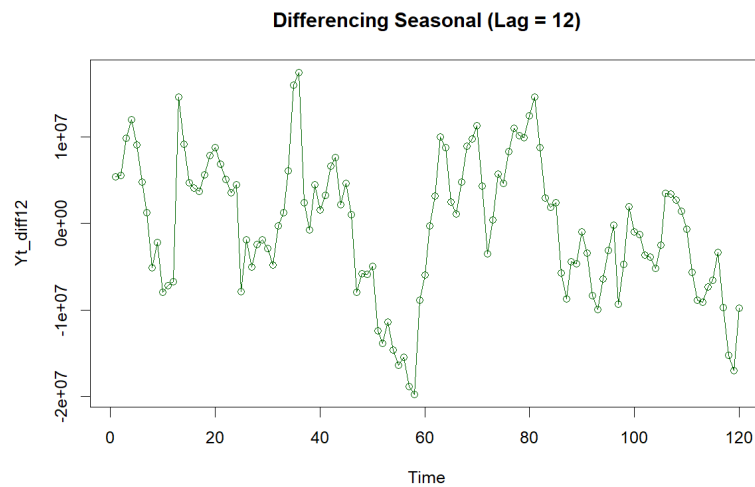
Tabel 3. Hasil Uji KPSS satu kali non - musiman

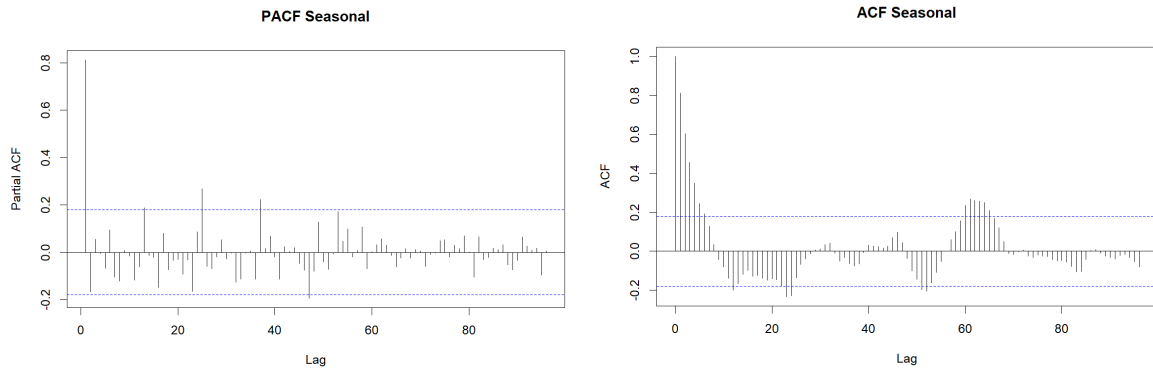
| Variabel | Statistik KPSS | Lag | p-value | Keterangan |
|-------------|----------------|-----|---------|------------|
| Indeks LQ45 | 0.070402 | 4 | 0.1 | Stasioner |

Berdasarkan hasil uji KPSS, diperoleh nilai statistik KPSS sebesar 0.070402 dengan lag parameter 4 dan p-value sebesar 0.10. Karena p-value 0.10 lebih besar daripada taraf signifikansi 5%, maka H_0 diterima. Dengan demikian, data hasil differencing satu kali non-musiman Indeks LQ45 dapat dinyatakan stasioner.

3.4 Diferensiasi Musiman

Diferensiasi satu musiman 12 ($D=1$). Penerapan differencing musiman bertujuan untuk menghilangkan pola periodik yang berulang dalam data. Hal ini sejalan dengan teori bahwa komponen musiman dalam deret waktu perlu dihilangkan agar model dapat menangkap pola secara lebih akurat (U. H. Perez-Guerra et al., 2023). Plot data setelah dilakukan diferensiasi ditampilkan pada Gambar 4.





Gambar 4. Plot deret waktu, ACF dan PACF Indeks LQ45 hasil diferensiasi pertama musiman 12 dengan $D=1$.

Berdasarkan plot diatas terlihat bahwa data telah stasioner dalam rata-rata non-musiman dan rata-rata musiman 12. Uji Augmented Dickey-Fuller pada data Indeks LQ45 setelah dilakukan differencing satu kali musiman ($D = 1$).

Tabel 4. Hasil Uji ADF satu kali non - musiman

| Variabel | Statistik ADF | Lag | p-value | Keterangan |
|-------------|---------------|-----|---------|------------|
| Indeks LQ45 | -3.8746 | 1 | 0.01773 | Stasioner |

Berdasarkan output uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), diperoleh nilai statistik uji sebesar -3.8746 dengan lag orde 1 dan p-value = 0.01773. Karena nilai p-value tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data setelah dilakukan differencing satu kali musiman telah bersifat stasioner. Berikut adalah output uji KPSS pada data Indeks LQ45 setelah dilakukan differencing satu kali musiman ($D = 1$).

Tabel 5. Hasil Uji KPSS satu kali non - musiman

| Variabel | Statistik KPSS | Lag | p-value | Keterangan |
|-------------|----------------|-----|---------|------------|
| Indeks LQ45 | 0.32762 | 4 | 0.1 | Stasioner |

Berdasarkan hasil uji KPSS pada Tabel 5, diperoleh nilai statistik KPSS sebesar 0.32762 dengan lag 4, serta p-value = 0.10. Karena p-value lebih besar dari tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$, maka H_0 diterima. Artinya, data setelah dilakukan differencing satu kali musiman telah bersifat stasioner. Berdasarkan hasil visualisasi plot dan pengujian statistik, data telah memenuhi karakteristik stasioner baik pada komponen non-musiman maupun musiman dengan periode 12. Oleh karena itu, data tersebut sudah layak digunakan untuk proses pemilihan model Seasonal ARIMA yang paling sesuai.

3.5 Identifikasi Model

Berdasarkan hasil analisis pada Gambar ACF dan PACF non-musiman (Gambar 3), terlihat bahwa plot ACF memperlihatkan pemutusan autokorelasi (*cut-off*) pada lag ke-1. Pola ini menunjukkan keberadaan komponen *moving average* non-musiman orde satu, sehingga ditetapkan nilai $q = 1$. Di sisi lain, plot PACF non-musiman pada gambar yang sama memperlihatkan pola penurunan bertahap (*tailing off*) tanpa adanya spike signifikan yang terputus, sehingga tidak terdapat komponen *autoregressive* non-musiman yang dominan, dan ditetapkan $p = 0$

Selanjutnya, berdasarkan Gambar ACF dan PACF musiman (Gambar 4) dengan periode 12, pola ACF musiman tidak menunjukkan spike yang kuat pada lag ke-12 dan cenderung menurun secara bertahap. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa tidak terdapat komponen *moving average* musiman yang signifikan sehingga nilai $Q = 0$. Sebaliknya, pada Gambar 4, juga terlihat bahwa PACF musiman menghasilkan spike signifikan pada lag ke-12 yang menunjukkan adanya komponen *autoregressive* musiman orde satu, maka ditetapkan $P = 1$. Penggunaan plot ACF dan PACF dalam menentukan orde model merupakan bagian dari metodologi Box-Jenkins, di mana pola autokorelasi digunakan untuk mengidentifikasi struktur model deret waktu yang sesuai (Rizvi, 2024a).

Dengan mengacu pada interpretasi pola ACF dan PACF sebagaimana terlihat pada Gambar 3 dan Gambar 4, baik untuk komponen non-musiman maupun musiman, maka diperoleh model yang sesuai untuk memodelkan data indeks LQ45, yaitu Seasonal ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)_{12}$. Model ini menggambarkan adanya komponen MA pada struktur non-musiman serta komponen AR pada struktur musiman dengan differencing satu kali pada masing-masing komponen.

3.5 Pemilihan Model Terbaik

Hasil identifikasi dari plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa model awal yang diperkirakan sesuai adalah Seasonal ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)_{12}$. Untuk memastikan pemilihan model yang paling baik, diperlukan pengujian terhadap beberapa model alternatif lainnya. Oleh sebab itu, dilakukan estimasi terhadap sejumlah kandidat model, antara lain SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)_{12}$, SARIMA $(1,1,1)(1,1,0)_{12}$, SARIMA $(1,1,0)(0,1,1)_{12}$, serta SARIMA $(1,1,0)(1,1,0)_{12}$. Masing-masing model kemudian dibandingkan berdasarkan nilai AIC untuk menentukan model yang memberikan hasil paling optimal (E. F. Agyemang et al., 2023). Ringkasan nilai AIC dari masing-masing model disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai AIC dari beberapa Model SARIMA

| Model | (p, d, q) | $(P, D, Q)_{\{12\}}$ | AIC |
|----------------------------------|-------------|----------------------|----------|
| SARIMA(0,1,1)(1,1,0) $_{\{12\}}$ | (0,1,1) | (1,1,0) $_{\{12\}}$ | 1339.931 |
| SARIMA(0,1,1)(0,1,1) $_{\{12\}}$ | (0,1,1) | (0,1,1) $_{\{12\}}$ | 1318.167 |
| SARIMA(0,1,1)(1,1,1) $_{\{12\}}$ | (0,1,1) | (1,1,1) $_{\{12\}}$ | 1318.491 |
| SARIMA(1,1,1)(1,1,0) $_{\{12\}}$ | (1,1,1) | (1,1,0) $_{\{12\}}$ | 1341.309 |
| SARIMA(1,1,0)(0,1,1) $_{\{12\}}$ | (1,1,0) | (0,1,1) $_{\{12\}}$ | 1318.172 |
| SARIMA(1,1,0)(1,1,0) $_{\{12\}}$ | (1,1,0) | (1,1,0) $_{\{12\}}$ | 1340.098 |

Berdasarkan keenam model yang diuji, nilai AIC terkecil diperoleh pada model 2, yaitu SARIMA (0,1,1)(0,1,1) $_{\{12\}}$. Dengan demikian, model tersebut dipilih sebagai model terbaik dalam memodelkan data. Model SARIMA (0,1,1)(0,1,1) $_{\{12\}}$ dapat dituliskan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = Y_{\{t-1\}} + Y_{\{t-12\}} - Y_{\{t-13\}} + a_t + \theta_1 a_{\{t-1\}} + \theta_1 a_{\{t-12\}} + \theta_1 \theta_1 a_{\{t-13\}}$$

3.6 Pendugaan Parameter Model Terbaik

Berdasarkan proses identifikasi dan pendugaan parameter, model terbaik untuk data Indeks LQ45 adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1) $_{\{12\}}$. Hasil estimasi parameter ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 7. Estimasi Parameter Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1) $_{\{12\}}$

| Parameter | Estimasi | Std. Error |
|-----------------------------|----------|------------|
| θ_1 (MA non-musiman) | -0.0161 | 0.1105 |
| θ_1 (MA musiman) | -0.8177 | 0.1224 |

Parameter MA non-musiman memiliki nilai $\theta_1 = -0.0161$, yang sangat kecil dan mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa komponen *moving average* non-musiman memberikan kontribusi yang sangat lemah terhadap dinamika jangka pendek, sehingga pengaruh shock dari periode sebelumnya hampir tidak berdampak pada nilai saat ini setelah dilakukan proses *differencing*.

Sementara itu, parameter MA musiman memiliki nilai $\theta_1 = -0.8177$, yang cukup besar secara absolut dan mendekati -1 . Nilai ini mengindikasikan bahwa komponen musiman memegang peranan penting dalam memodelkan pola tahunan, di mana gangguan (error) pada periode $t - 12$ memberikan pengaruh kuat terhadap nilai pada periode saat ini. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa struktur musiman dalam data sangat signifikan dan dominan dibandingkan komponen non-musiman.

Dominannya komponen musiman dalam model menunjukkan bahwa pola periodik memiliki pengaruh yang signifikan terhadap data. Hal ini sejalan dengan teori bahwa

pada data dengan pola berulang, komponen musiman seringkali menjadi faktor utama dalam pemodelan SARIMA (U. H. Perez-Guerra et al., 2023).

3.7 Diagnostik Model

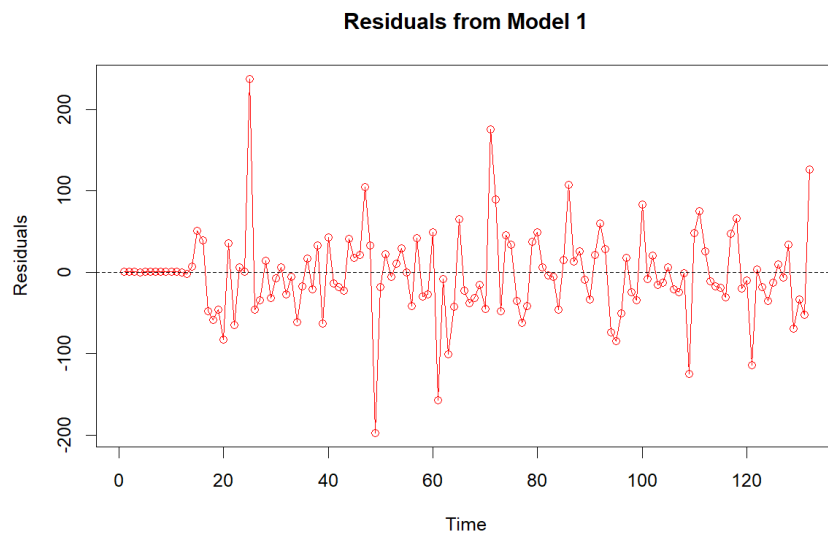
Untuk memastikan bahwa parameter yang diperoleh pada tahap estimasi telah sesuai dan model yang dihasilkan layak digunakan, dilakukan proses diagnostik model. Diagnostik ini diterapkan pada Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ untuk menilai apakah model memenuhi asumsi-asumsi residual yang diperlukan dalam analisis deret waktu. Hasil pengujian signifikansi parameter melalui *z-test* disajikan pada Tabel 8, yang menunjukkan nilai estimasi koefisien, standar error, serta tingkat signifikansinya.

Tabel 8. Hasil Uji Signifikansi Parameter Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$

| Parameter | Estimate | Std. Error | z-value | p-value | Keterangan |
|--------------------|----------|------------|---------|-------------------------|------------------|
| MA (θ_1) | -0.0161 | 0.1105 | -0.1453 | 0.8845 | Tidak signifikan |
| SMA (Θ_1) | -0.8177 | 0.1224 | -6.6782 | 2.418×10^{-11} | Signifikan |

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter yang disajikan pada Tabel X, dapat dilihat bahwa komponen MA non-musiman (θ_1) memiliki nilai estimasi sebesar -0.0161 dengan *p-value* 0.8845, yang jauh lebih besar dari taraf signifikansi 5%. Hal ini menunjukkan bahwa parameter MA non-musiman tidak signifikan, sehingga kontribusinya terhadap dinamika jangka pendek deret waktu relatif lemah atau tidak substantif setelah dilakukan proses differencing.

Sebaliknya, parameter MA musiman (SMA, Θ_1) memiliki nilai estimasi sebesar -0.8177 dengan *p-value* 2.418×10^{-11} , yang sangat kecil dan berada jauh di bawah taraf signifikansi 5%. Hasil ini menunjukkan bahwa komponen musiman sangat signifikan dalam model. Dengan demikian, efek gangguan dari periode sebelumnya pada lag musiman ke-12 memiliki pengaruh yang kuat terhadap nilai observasi saat ini, menegaskan adanya pola musiman yang dominan pada data. Selain pengujian numerik, pola residual dari model juga dianalisis.



Gambar 5. Plot residual model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$

Visualisasi residual pada Gambar 5 menunjukkan bahwa residual menyebar secara acak di sekitar garis nol tanpa pola tertentu, yang mengindikasikan tidak adanya struktur sistematis yang tersisa dalam data.

Untuk menilai apakah residual dari Model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ mengikuti distribusi normal, dilakukan uji Jarque–Bera. Uji ini penting untuk memeriksa kesesuaian asumsi normalitas residual, yang menjadi salah satu komponen dalam evaluasi kelayakan model deret waktu. Hasil pengujiannya disajikan pada Tabel 9, yang menunjukkan nilai statistik uji Jarque–Bera, derajat bebas, serta nilai p yang dihasilkan.

Tabel 9. Hasil Uji Normalitas Residual (Jarque–Bera Test)

| Statistik Uji | df | p-value | Keterangan |
|---------------|----|-------------------------|-----------------------|
| 102.38 | 2 | $< 2.2 \times 10^{-16}$ | Residual tidak normal |

Nilai p -value yang sangat kecil (lebih kecil dari 0,05) mengindikasikan bahwa residual tidak mengikuti distribusi normal. Meskipun demikian, ketidaknormalan residual umumnya tidak menjadi permasalahan utama dalam analisis deret waktu, selama residual tetap bersifat white noise dan tidak menunjukkan autokorelasi pada uji diagnostik lainnya. Residual yang bersifat acak (white noise) menunjukkan bahwa model telah mampu menangkap seluruh pola dalam data. Hal ini sesuai dengan teori bahwa model deret waktu yang baik tidak menyisakan autokorelasi pada residual (E. F. Agyemang et al., 2023).

Untuk memastikan bahwa residual model tidak lagi mengandung pola autokorelasi, dilakukan uji diagnostik menggunakan Box–Ljung test. Hasil pengujiannya disajikan

pada Tabel 10, yang memuat nilai statistik uji, derajat bebas, serta *p-value* yang dihasilkan.

Tabel 10. Hasil Uji Autokorelasi Residual (Box–Ljung Test)

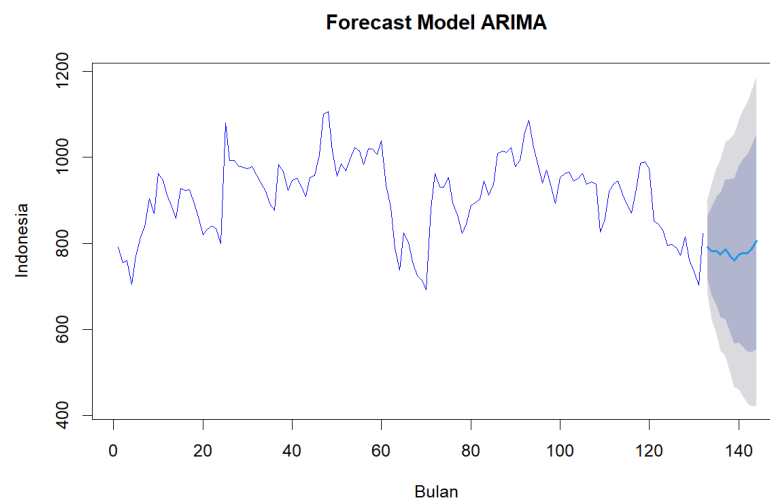
| Statistik Uji | df | p-value | Keterangan |
|---------------|----|---------|------------------------|
| 0.0208 | 1 | 0.8854 | Tidak ada autokorelasi |

Uji Box–Ljung dilakukan untuk memeriksa apakah residual model masih mengandung autokorelasi. Berdasarkan hasil pada Tabel 10, nilai *p-value* sebesar 0.8854, jauh lebih besar dari taraf signifikansi 5%. Dengan demikian, H_0 tidak ditolak, yang berarti bahwa residual model tidak memiliki autokorelasi yang signifikan.

Hal ini menunjukkan bahwa model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ telah berhasil menangkap pola dependensi dalam data, sehingga residual yang dihasilkan bersifat acak (white noise). Kondisi ini menandakan bahwa model layak digunakan karena memenuhi asumsi dasar bahwa tidak ada informasi pola yang tersisa pada residual.

3.8 Peramalan

Peramalan untuk satu tahun ke depan dilakukan menggunakan model terbaik yang telah dipilih berdasarkan nilai AIC. Hasil prediksi dari model tersebut ditampilkan pada Gambar Y, yang menggambarkan pola proyeksi nilai di masa mendatang. Visualisasi ini menunjukkan dinamika perubahan yang diperkirakan akan terjadi dan menjadi dasar dalam interpretasi hasil peramalan pada bagian selanjutnya.



Gambar 6. Hasil Peramalan menggunakan Model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

Berdasarkan hasil peramalan menggunakan model SARIMA terbaik, diperoleh proyeksi nilai untuk 12 periode ke depan, yaitu dari Januari 2026 hingga Desember 2026. Hasil peramalan tersebut disajikan pada Tabel 11 berikut.

Tabel 11. Hasil Peramalan Periode Januari–Desember 2026

| Bulan | Prediksi |
|-----------|----------|
| Januari | 791.4533 |
| Februari | 781.6085 |
| Maret | 782.5101 |
| April | 773.3860 |
| Mei | 786.3326 |
| Juni | 771.6056 |
| Juli | 759.4683 |
| Agustus | 774.3271 |
| September | 777.7819 |
| Oktober | 777.4813 |
| November | 788.9271 |
| Desember | 804.9975 |

Dari hasil peramalan tersebut, terlihat bahwa nilai prediksi tertinggi terjadi pada bulan Desember 2026, yaitu sebesar 804.9975, sedangkan nilai prediksi terendah terjadi pada bulan Juli 2026, yaitu sebesar 759.4683. Pola ini menunjukkan fluktuasi musiman yang konsisten dengan karakteristik historis data, di mana nilai pada akhir tahun cenderung meningkat. Hasil peramalan yang menunjukkan pola fluktuatif namun stabil sejalan dengan teori bahwa model SARIMA efektif digunakan dalam peramalan jangka pendek pada data yang memiliki pola musiman (Arumugam & Natarajan, 2023a). Hasil ini juga konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa model SARIMA mampu menghasilkan peramalan yang akurat pada data dengan pola musiman (Hasby Kuswanto et al., 2025b).

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data Indeks LQ45 periode 2015–2025 yang telah dipaparkan, dapat disimpulkan bahwa data tersebut memiliki pola musiman tahunan yang berulang setiap 12 periode dan belum stasioner pada kondisi awal, baik dalam rata-rata maupun varians. Melalui proses diferensiasi non-musiman ($d = 1$) dan musiman ($D = 1$), data berhasil mencapai kestasioneran yang divalidasi dengan uji ADF dan KPSS. Dari berbagai kandidat model yang diuji, model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ terpilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC terendah (1318.167), di mana parameter musiman (SMA, θ_1) terbukti sangat signifikan dalam memengaruhi dinamika data dibandingkan komponen non-musiman. Model ini dinyatakan layak secara diagnostik karena

residualnya telah memenuhi asumsi *white noise* (tidak ada autokorelasi), meskipun tidak berdistribusi normal.

Hasil peramalan untuk periode Januari hingga Desember 2026 menunjukkan fluktuasi yang konsisten dengan karakteristik historis, dengan proyeksi nilai tertinggi pada bulan Desember (804,9975) dan nilai terendah pada bulan Juli (759,4683). Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan pada sifat model univariat yang belum mempertimbangkan variabel makroekonomi eksternal serta adanya residu yang tidak terdistribusi normal akibat volatilitas ekstrem. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk menerapkan model hybrid SARIMA-GARCH guna menangani masalah heteroskedastisitas, atau menggunakan pendekatan SARIMAX dan machine learning seperti LSTM untuk menangkap pola non-linear serta pengaruh faktor fundamental global secara lebih komprehensif.

5. REFERENSI

- Agyemang, E. F., Mensah, J. A., Ocran, E., Opoku, E., & Nortey, E. N. N. (2023). Time series based road traffic accidents forecasting via SARIMA and Facebook Prophet model with potential changepoints. In *Helicon* (Vol. 9, Number 12). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.helicon.2023.e22544>
- Agyemang, E., Mensah, J., Ocran, E., Opoku, E., & Nortey, E. (2023). Time series based road traffic accidents forecasting via SARIMA and Facebook Prophet model with potential changepoints. *Helicon*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.helicon.2023.e22544>
- Alharbi, F., & Csala, D. (2022). A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors (SARIMAX) Forecasting Model-Based Time Series Approach. *Inventions*. <https://doi.org/10.3390/inventions7040094>
- Arumugam, V., & Natarajan, V. (2023a). Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models. *Instrumentation Measure Metrologie*, 22(4), 161–168. <https://doi.org/10.18280/i2m.220404>
- Arumugam, V., & Natarajan, V. (2023b). Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models. *Instrumentation Measure Métrologie*. <https://doi.org/10.18280/i2m.220404>
- Chan, M., Khantavit, A., & Thomas, H. (1996). Seasonality and cultural influences on four Asian stock markets. *Asia Pacific Journal of Management*, 13, 1–24. <https://doi.org/10.1007/bf01733814>
- Hasby Kuswanto, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Ulfa Khaira, & Akhiyar Waladi. (2025a). Prediksi Nilai Ekspor Migas Indonesia Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM. *SATESI: Jurnal Sains Teknologi Dan Sistem Informasi*, 5(1), 69–79. <https://doi.org/10.54259/satesi.v5i1.4103>
- Hasby Kuswanto, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Ulfa Khaira, & Akhiyar Waladi. (2025b). Prediksi Nilai Ekspor Migas Indonesia Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM. *SATESI: Jurnal Sains Teknologi Dan Sistem Informasi*, 5(1), 69–79. <https://doi.org/10.54259/satesi.v5i1.4103>
- Hendrawaty, E., & Huzaimah, R. (2020). Testing of January Effect, the Day of the Week Effect, and Size Effect: a Study of LQ45 Stocks in Indonesia Stock Exchange. *Jurnal Dinamika Manajemen*. <https://doi.org/10.15294/jdm.v10i2.20620>
- Ibrahim, R., & Agustin, Y. H. (2025). Prediksi IHSG Dengan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Avarage (ARIMA). *Jurnal Algoritma*, 22(2). <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-2.1963>
- Macharia, K., Atitwa, E., Mugo, D., & Kawira, M. (2025). Modeling stock price trends and volatility in emerging markets using ARIMA and GARCH approaches. *International Journal of ADVANCED AND APPLIED SCIENCES*. <https://doi.org/10.21833/ijaas.2025.07.013>

- Oktaryani, G., Negara, I. K., Retnowati, W., & Kusmayadi, I. (2021). FENOMENA ANOMALI MUSIMAN INDEKS HARGA SAHAM DI INDONESIA. *JMM UNRAM - MASTER OF MANAGEMENT JOURNAL*. <https://doi.org/10.29303/jmm.v10i2.653>
- Perez-Guerra, U. H., Macedo, R., Manrique, Y. P., Condori, E. A., Gonzáles, H. I., Fernández, E., Luque, N., Pérez-Durand, M. G., & García-Herreros, M. (2023). Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) time-series model for milk production forecasting in pasture-based dairy cows in the Andean highlands. *PLoS ONE*, *18*(11 November). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0288849>
- Perez-Guerra, U., Macedo, R., Manrique, Y., Condori, E., Gonzáles, H., Fernández, E., Luque, N., Pérez-Durand, M., & García-Herreros, M. (2023). Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) time-series model for milk production forecasting in pasture-based dairy cows in the Andean highlands. *PLOS ONE*, *18*. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0288849>
- Rizvi, M. F. (2024a). ARIMA Model Time Series Forecasting. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, *12*(5), 3782–3785. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.62416>
- Rizvi, M. F. (2024b). ARIMA Model Time Series Forecasting. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.62416>
- Siregar, G. M. A., & Imammuzzikra, I. (2025). ARTIFICIAL BEE COLONY DALAM PEMODELAN DAN OPTIMASI: KAJIAN BIBLIOMETRIK. *Indexia*, *7*(1), 69. <https://doi.org/10.30587/indexia.v7i1.9711>
- Surachmadi, H. F., Priyono, A. F., & Heriyaldi, H. (2021). ANALISIS CALENDAR ANOMALIES DI PASAR SAHAM INDONESIA TAHUN 1998 – 2018. *EKUITAS (Jurnal Ekonomi Dan Keuangan)*. <https://doi.org/10.24034/j25485024.y2021.v5.i2.4511>