Department of Digital Business
Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)
Homepage: https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS
Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 20559-20569
P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Forecasting Harga Saham PT Bank Jago Tbk (ARTO) dengan Pendekatan *ARIMA* dan *GARCH*

Hanna Syafitri*, Sulistia Natasya, Muhammad Rizkia, Tito Meitawati
Ekonomi Syari'ah & Akuntansi Syari'ah, Sekolah Tinggi Ekonomi Islam Bina Cipta Madani
*yulianti@stei-bcm.ac.id

Abstrak

Stocks represent individual or group ownership in a company, granting shareholders the right to obtain profits generated by the firm. However, in practice, stock price data often experience fluctuations and exhibit heteroskedasticity. Therefore, the ARIMA model alone is considered insufficient, although many previous studies still rely solely on this approach. This study aims to analyze and forecast the stock price of PT Bank Jago Tbk (ARTO) using the ARIMA-GARCH approach. The research begins with a stationarity test using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) method, followed by model identification based on the Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF). The results indicate that the ARIMA(1,1,1) model is the best model according to the Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Criterion (SC), and Hannan-Quinn (HQ). However, the residuals still show heteroskedasticity, requiring GARCH modeling. Among several candidate models, GARCH(2,2) is selected as the best model, and the combined ARIMA(1,1,1)-GARCH(2,2) model achieves a forecasting accuracy of 96%. The forecasting exercise covers eight trading observations in July 2025 and compares predicted values with actual closing prices using MAPE-based accuracy. The findings confirm that separating the conditional mean and conditional variance provides a more appropriate representation of highly fluctuating financial data than relying on a single linear model. The resulting framework offers an interpretable and computationally efficient reference for short-term forecasting of ARTO shares while emphasizing that model performance should be reassessed when market regimes and forecast horizons change.

Kata kunci: ARIMA, GARCH, Stock Price, Forecasting

1. Latar Belakang

Pasar modal Indonesia dalam beberapa tahun terakhir mengalami perkembangan pesat, Pasar modal merupakan sarana pembentuk dana modal dan menjadi salah satu pilar penting dalam perekonomian modern yang berfungsi sebagai intermediasi antara pihak yang memiliki kelebihan dana dengan pihak yang membutuhkan pendanaa [1]. Saham menjadi salah satu instrumen investasi yang diperdagangkan dipasar modal , saham juga menjadi pilihan investasi yang populer karena memberikan keuntungan yang menarik, baik dalam bentuk dividen maupun capital gain. Akan tetapi, meskipun investasi saham berpotensi tinggi,Pergerakan harga saham yang sangat fluktuatif menyiratkan tingkat risiko yang lebih tinggi, namun juga mengandung peluang keuntungan yang lebih besar jika dikelola dengan tepat[2]. Perkembangan pasar modal di Indonesia menunjukkan kemajuan yang signifikan. Kondisi ini mencerminkan peningkatan aktivitas investasi dan kinerja Bursa Efek Indonesia sebagai lembaga yang menaungi perusahaan-perusahaan public[3]. Salah satu perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia adalah PT Bank Jago Tbk (ARTO). Bank Jago dikenal sebagai salah satu bank digital yang memiliki pertumbuhan signifikan seiring meningkatnya kebutuhan layanan keuangan berbasis teknologi. Namun, seperti halnya saham perusahaan lain, harga saham ARTO sangat dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal, yang pada akhirnya menimbulkan fluktuasi harga.

Di lansir dari assets jago PT Bank Jago Tbk (ARTO) merupakan salah satu bank digital di Indonesia yang bertransformasi dari Bank Artos menjadi bank berbasis teknologi sejak tahun 2020, sesuai Keputusan Deputi Komisioner OJK No. KEP-95/PB.1/2020 tanggal 27 Mei 2020. [4] Bank Jago menawarkan layanan keuangan digital yang terintegrasi dengan ekosistem digital besar seperti Gojek, sehingga menarik perhatian generasi muda dan investor.Pergerakan harga saham yang fluktuatif menimbulkan ketidakpastian bagi investor dalam pengambilan keputusan investasi Oleh karena itu, diperlukan suatu metode peramalan (forecasting) yang andal untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa mendatang. Salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis deret waktu (time series) adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Model ARIMA

efektif untuk memodelkan data runtun waktu yang bersifat stasioner dan linear. Ada beberapa penelitian sebelum nya yang melakukan penelitian dengan topik yang serupa, di antaranya penelitian yang dilakukan oleh [5] menunjukan bahwa model Arima (1, 1,1) merupakan model terbaik untuk meramalkan harga saham penutupan PT astra internasional Tbk, karena seluruh paramaternya signifikan dan residual.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh [6] yang menggunakan metode Arima untuk meramalkan IHSG berdasarkan data maret-april 2025 dengan hasil peramalan selama 10 minggu, menunjukan rasa tren IHSG yang cenderung menurun dipengaruhi oleh penurunan peringkat saham di Indonesia. Penelitian berikutnya [7] melakukan penelitian dengan menggunakan model Arima (1,1) terhadap prediksi pergerakan inflasi di Indonesia. Selain itu,penelitian selanjutnya juga dilakukan oleh [8] melakukan peramalan terhadap permintaan beton masonry pada PT varia usaha beton dengan menggunakan model Arima (1, 0,1) yang dipilih sebagai model terbaik. Hasil dari peramalan mengindikasikan adanya tren penurunan permintaan beton secara bertahap selama periode peramalan. Berdasarkan penelitian terdahulu, sebagian besar peneliti sebelumnya hanya menggunakan metode Arima dengan data bulanan dan periode yang relatif singkat.

Namun, dalam kenyataannya, data harga saham sering menunjukkan adanya volatilitas yang tinggi serta gejala heteroskedastisitas (varian residual yang tidak konstan). Dalam kondisi ini, model ARIMA saja belum cukup,diperlukan penggunaan model lain seperti pendekatan Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) yang mampu memodelkan dan menangkap dinamika volatilitas data keuangan. Maka dari itu,penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan menggabungkan model ARIMA dan GARCH dan menggunakan data dari 01 januari 2020-30 juli 2025 agar mampu memberikan hasil peramalan yang lebih stabil dan realistis terhadap pergerakan harga saham Dengan menggabungkan ARIMA untuk memodelkan pola rata-rata dan GARCH untuk memodelkan volatilitas, diharapkan hasil peramalan harga saham ARTO menjadi lebih akurat dan dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi investor maupun pengambil kebijakan di sektor pasar modal.

2. Metode Penelitian

Penerapan model dalam penelitian ini diawali dengan pengumpulan data berupa data sekunder harga saham harian PT Bank Jago Tbk (ARTO) yang diperoleh dari Investing.com pada periode 1 Januari 2020 hingga 30 Juni 2025. Data yang telah dikumpulkan kemudian diuji stasioneritasnya untuk memastikan bahwa rata-rata dan varians bersifat konstan dari waktu ke waktu. Setelah data dinyatakan stasioner, dilakukan analisis *correlogram* melalui *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengidentifikasi pola hubungan antara nilai saat ini dan periode sebelumnya. Berdasarkan hasil tersebut, beberapa kandidat model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) diuji dan dipilih model terbaik dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Criterion* (SC), dan *Hannan-Quinn* (HQ).

Model *ARIMA* terbaik selanjutnya diuji heteroskedastisitasnya untuk mengetahui apakah varians residual konstan atau tidak. Apabila ditemukan adanya heteroskedastisitas, maka digunakan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk menangani volatilitas data, dengan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC, SC, dan HQ. Tahap berikutnya adalah melakukan *forecasting* harga saham PT Bank Jago Tbk (ARTO) menggunakan kombinasi model ARIMA–GARCH untuk memprediksi pergerakan harga saham dan membandingkannya dengan data aktual. Evaluasi akurasi peramalan dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) guna mengetahui tingkat kesalahan prediksi terhadap data aktual.

3. Hasil dan Diskusi

3.1. Pengujian Stasioner

Analisis ini dimulai dengan menguji apakah data tersebut sudah bersifat stasioner atau belum.Tahapan ini dilakukan dengan tujuan untuk memastikan bahwa data harga saham memiliki rata-rata varian yang konstan.

Tabel 1. Hasil Pengujian Stasioner

Tingkat Data	Nilai Statistik ADF	Nilai Kritis(1%,5%,10%)	Protabilitas
Level	-1.096825	-3.434714; -2.863355;	0.7191

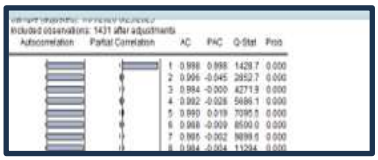
DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

		-2.567785	
1 st Difference	-35.66638	-3.434718; -2.863356; -2.567786	0.0000
2 st Difference	-21.47679	-3.434750; -2.863370; -2.567793	0.0000

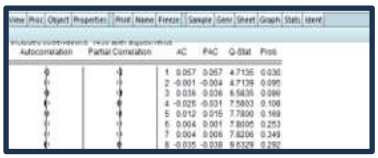
Berdasarkan tabel di atas, pengujian dilakukan dengan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Pada data level awal, harga saham belum stasioner karena nilai probabilitas > 0,05. Setelah dilakukan 1st difference, data mulai stasioner namun belum sepenuhnya, sehingga dilakukan 2nd difference dan pada tahap ini data telah stasioner.

3.2. Pengujian Corellogram

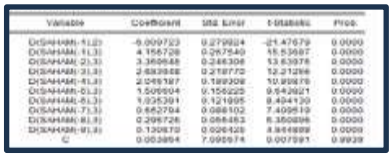
Setelah data dinyatakan stasioner, maka dilakukan analisis maka dilakukan analisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation (PCF). Dari pola yang terbentuk maka akan muncul beberapa kandidat model Arima yaitu Arima (1, 1,0) Arima (0, 11) dan arima (1,1,1).



Gambar 1. Data Level



Gambar 2. st difference



Gambar 3. nd difference

Berdasarkan gambar di atas, pada data level grafik ACF dan PACF menunjukkan pola menurun lambat sehingga data belum stasioner. Pada 1st difference, data mulai membaik namun belum sepenuhnya stasioner. Selanjutnya, pada 2nd difference data telah stasioner dan dapat digunakan untuk identifikasi model ARIMA.

3.3. Pengujian dan penentuan ARIMA Terbaik

Setelah diidentifikasi melalui analisis ACF dan PACF,setiap model dibandingkan dengan nilai Akaike Information (AIC) , Schwarz Criterion (SC), dan Hannan- Quinn (HQ). dari ketiga kriteria tersebut model dengan nilai paling kecil di anggap sebagai yang terbaik. Di bawah ini merupakan tabel dari hasil pengujian ARIMA :

Tabel 2. Hasil Pengujian ARIMA Terbaik

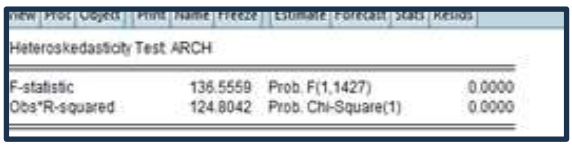
Variable	ARIMA	AIC	SC	HQ
Saham	110	13.95088	13.96192	13.95500
Saham	011	13.95085	13.96189	13.95497
Saham	111	13.94565	13.96038	13.95115

Dapat dilihat pada Tabel 2 , Menunjukan bahwa dari ketiga nilai tesebut , hasil terbaik nya adalah ARIMA (1,1,1) ,dikarenakan memiliki nilai AIC yang paling rendah dibandingkan dengan 2 model lainnya. Yaitu 13.94565

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.4. Pengujian Heteroskedistisitas

Setelah diperoleh model Arima terbaik, pengujian selanjutnya adalah uji heterokdisitas untuk melihat apakah varian residual bersifat konstan



Gambar 4. Hasil Uji Heteroskedastisitas

Berdasarkan Gambar 4, hasil uji menunjukan bahwa residual masih mengandung heteroskedastisitas, yang mana artinya varians tidak konstan dari waktu ke waktu. Maka dari itu, diperlukan model GARCH untuk mengatasi masalah tersebut.

3.5. Pengujian dan penentuan GARCH terbaik

Dalam tahap ini, dilakukan pengujian terhadap model Garch yaitu Garch (1, 0) , (1, 2), (2, 1) hingga garch (2,2). Sama seperti Arima dari ketiga model tersebut nilai yang paling kecil di anggap sebagai Garch terbaik.Berikut ini adalah tabel dari hasil pengujian garch yang sudah di lakukan sebelumnya.

Tabel 3. Hasil Pengujian GARCH

Variable	D(BNSI)-ARI				
	GARCH(1,0)	GARCH(1,1)	GARCH(1,2)	GARCH(2,1)	GARCH(2,2)
AIC	13.54164	12.86191	12.84227	12.80899	12.80790
SC	13.56006	12.88402	12.86806	12.83478	12.83738
HQ	13.54852	12.87017	12.85190	12.81862	12.81891

Berdasarkan hasil dari tabel di atas menunjukan dari semua hasil garch, dapat dilihat bahwa Garch (2,2) merupakan model terbaik karena memberikan nilai kriteria informasi terendah.

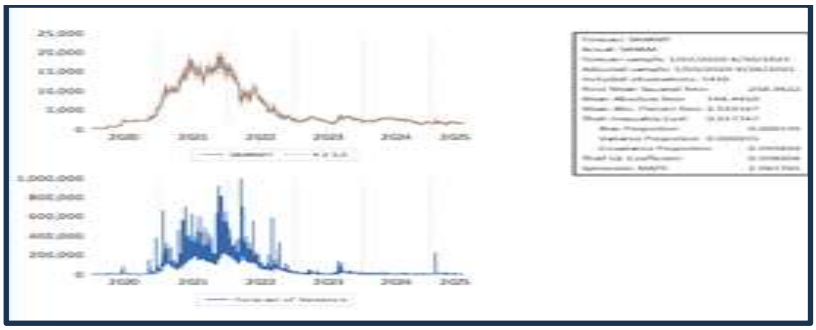
3.6. Forecasting

Forecasting dilakukan untuk memprediksi harga saham pada Pt Bank Jago Tbk (Arto). Forecasting dilakukan selama 8 hari dari tanggal 01 juli hingga 10 juli 2025,pada beberapa hari yang ditentukan dengan permodelan ARIMA dan GARCH. Berikut merupakan hasil prediksi saham pt bank jago,di antara nya sebagai berikut:

7/01/2025	1768.751	1768.751	58.58493	3425.186
7/02/2025	1766.832	1766.832	57.79088	3333.408
7/03/2025	1764.575	1764.575	57.00503	3243.016
7/04/2025	1762.485	1762.485	56.24153	3156.855
7/07/2025	1760.313	1760.313	55.50530	3074.469
7/08/2025	1758.181	1758.181	54.79031	2995.715
7/09/2025	1756.030	1756.030	54.09942	2920.431
7/10/2025	1753.888	1753.888	53.42982	2848.466

Gambar 5. Hasil Prediksi Harga Saham PT.Bank Jago

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 6. Hasil Prediksi Harga Saham PT.Bank Jago

3.7. Data Hasil Akurasi

Untuk menilai seberapa akurat model yang digunakan dalam memprediksi harga saham, dilakukan perhitungan akurasi harga saham . Di dalam penelitian ini hasil akurasi dihitung dengan menggunakan rumus Mean absolute perecentage eror (Mape) dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. Data Akurasi Harga Saham

No	Tanggal	Harga Saham Prediksi	Harga Saham Actual	Akurasi
1	01/07/2025	1768.751	1,819	97%
2	02/07/2025	1766.832	1,715	96%
3	03/07/2025	1764.575	1,745	98%
4	04/07/2025	1762.485	1,740	98%
5	07/07/2025	1760.313	1,740	98%
6	08/07/2025	1758.181	1,695	96%
7	09/07/2025	1756.030	1,670	94%
8	10/07/2025	1753.888	1,715	97%

Rata-rata 96%

Dapat dilihat pada Tabel 4, hasil dari keakurasian pada forecasting menunjukan bahwa rata-rata akurasi prediksi 96% dan tingkat kesalahan yang rendah,yang mana metode forecasting yang digunakan ini dapat memberikan informasi yang lebih akurat.

3.8. Interpretasi Integrasi Model ARIMA-GARCH

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan harga saham ARTO tidak cukup dilakukan hanya dengan satu persamaan rata-rata. Model ARIMA(1,1,1) berfungsi menjelaskan ketergantungan nilai harga saat ini terhadap perubahan harga dan galat pada periode sebelumnya, sedangkan GARCH(2,2) menjelaskan perubahan varians residual yang berlangsung dari waktu ke waktu. Pembagian fungsi tersebut penting karena karakteristik utama data keuangan bukan hanya perubahan arah harga, tetapi juga perubahan intensitas fluktuasi. Pada periode pasar yang relatif stabil, residual dapat memiliki penyebaran kecil, sedangkan pada periode tertentu penyebaran residual meningkat secara tajam. Dengan demikian, kombinasi ARIMA-GARCH memberikan kerangka yang lebih sesuai untuk membedakan proses pembentukan nilai tengah dan proses pembentukan volatilitas.

Temuan ini sejalan dengan literatur mutakhir yang menempatkan ARIMA sebagai model untuk menangkap komponen linear dan GARCH sebagai model untuk menangkap heteroskedastisitas bersyarat. Rubio et al. menjelaskan bahwa penggabungan kedua pendekatan dapat memanfaatkan kemampuan ARIMA dalam

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

memodelkan pola berfrekuensi rendah dan kemampuan GARCH dalam merespons fluktuasi yang lebih kuat [9]. Dalam konteks penelitian ini, keberadaan efek ARCH pada residual ARIMA menjadi dasar empiris yang memperkuat keputusan untuk melanjutkan analisis ke model GARCH. Artinya, pemilihan model gabungan bukan sekadar menambah kompleksitas, tetapi merupakan respons terhadap hasil pengujian diagnostik yang menunjukkan bahwa asumsi varians konstan belum terpenuhi.

Model GARCH(2,2) yang terpilih juga mengindikasikan bahwa volatilitas harga saham ARTO dipengaruhi oleh informasi guncangan dan varians bersyarat dari lebih dari satu periode sebelumnya. Secara substantif, hal ini dapat dibaca sebagai persistensi volatilitas, yaitu kondisi ketika dampak perubahan besar tidak langsung hilang pada periode berikutnya. Penelitian Buczynski dan Chlebus menunjukkan bahwa struktur GARCH tetap relevan dalam pemodelan risiko karena mampu memperbarui varians berdasarkan informasi historis, bahkan ketika dikembangkan lebih lanjut dengan jaringan saraf [10]. Oleh sebab itu, model dalam penelitian ini memiliki nilai interpretatif yang kuat: pergerakan harga dan tingkat ketidakpastian dianalisis secara terpisah, tetapi tetap berada dalam satu kerangka peramalan yang terpadu.

Walaupun demikian, hasil pemilihan GARCH(2,2) perlu dipahami sesuai ruang lingkup kandidat yang diuji. Model terbaik adalah model dengan nilai kriteria informasi terendah di antara spesifikasi yang dibandingkan dalam penelitian, bukan jaminan bahwa model tersebut akan selalu unggul pada seluruh periode pasar. Wu dan Karmakar menekankan bahwa kinerja peramalan volatilitas dapat berubah ketika ukuran sampel, horizon, dan kondisi pasar berbeda [11]. Oleh karena itu, spesifikasi ARIMA(1,1,1)-GARCH(2,2) tepat diposisikan sebagai model terbaik untuk data dan prosedur penelitian ini, serta perlu dievaluasi kembali apabila digunakan pada periode baru.

3.9. Makna Stasioneritas dan Proses Differencing

Pengujian stasioneritas merupakan tahapan dasar karena estimasi ARIMA mengasumsikan bahwa struktur probabilistik data yang telah ditransformasikan relatif stabil. Pada data level, nilai probabilitas ADF sebesar 0,7191 menunjukkan bahwa hipotesis adanya akar unit belum dapat ditolak. Kondisi tersebut wajar pada data harga saham karena harga dapat bergerak mengikuti tren jangka panjang, perubahan ekspektasi, serta penyesuaian terhadap informasi baru. Setelah differencing, nilai probabilitas menjadi 0,0000 sehingga data dinyatakan stasioner dan dapat digunakan untuk identifikasi model. Transformasi ini mengalihkan fokus analisis dari level harga menuju perubahan harga antarlag yang lebih stabil secara statistik.

Penerapan differencing orde kedua dalam penelitian ini perlu dijelaskan sebagai bagian penting dari interpretasi hasil. Differencing yang lebih tinggi dapat menghilangkan tren yang kuat, tetapi juga dapat mengurangi informasi jangka panjang dan meningkatkan dominasi noise apabila dilakukan secara berlebihan. Oleh karena itu, keputusan differencing seharusnya tidak hanya didasarkan pada nilai probabilitas ADF, tetapi juga mempertimbangkan pola ACF, PACF, kestabilan residual, dan rasionalitas ekonomi. Dalam penelitian ini, grafik correlogram digunakan sebagai pendukung untuk memperlihatkan perubahan pola autokorelasi setelah transformasi, sehingga keputusan stasioneritas tidak berdiri pada satu indikator saja.

Implikasi praktis dari proses ini adalah bahwa hasil peramalan ARIMA-GARCH merepresentasikan dinamika jangka pendek yang berasal dari data yang sudah ditransformasikan. Nilai prediksi kemudian dikembalikan ke skala harga agar dapat dibandingkan dengan harga aktual. Kesalahan pada proses integrasi kembali dapat menyebabkan bias tingkat harga meskipun model perubahan harga terlihat baik. Karena itu, konsistensi antara orde differencing, persamaan prediksi, dan proses pengembalian ke level awal merupakan bagian yang menentukan validitas hasil peramalan. Literatur mengenai pemodelan volatilitas saham juga menunjukkan bahwa tahap pra-pemrosesan dan transformasi data sangat memengaruhi ketepatan model akhir [12].

Hasil stasioneritas dalam penelitian ini sekaligus memperkuat alasan penggunaan pendekatan deret waktu, karena terdapat pola historis yang dapat diekstraksi setelah tren dan akar unit ditangani. Namun, stasioneritas statistik tidak berarti bahwa kondisi ekonomi perusahaan atau pasar tidak berubah. Perubahan kebijakan, kondisi makroekonomi, sentimen terhadap bank digital, aksi korporasi, dan kejadian eksternal dapat menciptakan perubahan rezim. Orozco-Castaneda et al. menunjukkan bahwa pola volatilitas keuangan dapat memiliki komponen nonlinear dan berubah ketika kondisi pasar berganti [13]. Dengan demikian, pengujian stasioneritas sebaiknya dilakukan kembali pada setiap pembaruan sampel, terutama ketika model dipakai untuk peramalan bergulir.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.10. Evaluasi Pemilihan ARIMA Berdasarkan Kriteria Informasi

Pemilihan ARIMA(1,1,1) didasarkan pada perbandingan nilai Akaike Information Criterion, Schwarz Criterion, dan Hannan-Quinn. Ketiga ukuran tersebut menyeimbangkan kemampuan model menjelaskan data dengan penalti terhadap jumlah parameter. Nilai yang lebih kecil menunjukkan kompromi yang lebih baik antara kecocokan dan kompleksitas. Pada Tabel 2, ARIMA(1,1,1) memiliki AIC 13,94565, SC 13,96038, dan HQ 13,95115, lebih rendah dibandingkan kandidat ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1). Perbedaan tersebut mendukung pemilihan model yang mengandung komponen autoregressive dan moving average secara bersamaan.

Secara interpretatif, komponen AR(1) menunjukkan bahwa perubahan harga pada satu periode sebelumnya masih memiliki hubungan dengan perubahan saat ini. Sementara itu, komponen MA(1) menunjukkan bahwa informasi dari galat prediksi periode sebelumnya turut membantu memperbaiki estimasi saat ini. Kombinasi ini sesuai dengan karakter data saham yang merespons informasi secara berurutan, tetapi juga mengandung koreksi jangka pendek setelah terjadi penyimpangan prediksi. Struktur tersebut tetap relatif sederhana sehingga model mudah ditafsirkan dan tidak memerlukan sumber daya komputasi yang besar.

Walaupun kriteria informasi merupakan dasar yang sah untuk memilih model, evaluasi ARIMA idealnya juga memeriksa signifikansi parameter, tidak adanya autokorelasi residual, normalitas residual secara memadai, serta kestabilan parameter. Kriteria informasi hanya menunjukkan model relatif terbaik dalam kumpulan kandidat; kriteria tersebut tidak dengan sendirinya memastikan bahwa residual telah menjadi white noise. Pada penelitian ini, uji heteroskedastisitas justru menemukan bahwa residual belum memiliki varians konstan. Temuan tersebut menunjukkan manfaat pengujian berlapis: model dapat baik dalam menjelaskan nilai tengah, tetapi masih menyisakan struktur pada varians yang harus ditangani oleh GARCH.

Kajian terbaru memperlihatkan bahwa model ekonometrika yang sederhana tetap dapat kompetitif terhadap model pembelajaran mendalam ketika data terbatas dan proses validasi dilakukan dengan baik. Model parsimonious sering memiliki keunggulan berupa interpretabilitas, kestabilan, dan risiko overfitting yang lebih rendah. Pada pasar yang memiliki perubahan cepat, model kompleks tidak otomatis menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Karena itu, hasil ARIMA(1,1,1) dalam penelitian ini dapat dipandang sebagai baseline yang kuat dan transparan. Model tersebut dapat digunakan secara mandiri untuk komponen rata-rata maupun menjadi bagian dari model hibrida yang lebih luas [10], [13].

3.11. Dinamika Volatilitas Saham ARTO dan Pemilihan GARCH

Uji heteroskedastisitas menunjukkan probabilitas 0,0000, sehingga residual ARIMA masih mengandung efek ARCH. Hasil tersebut memperlihatkan adanya volatility clustering, yaitu periode dengan perubahan harga besar cenderung diikuti periode berfluktuasi besar, sedangkan periode tenang cenderung diikuti periode yang lebih tenang. Pola ini lazim pada data pasar modal karena informasi baru tidak selalu diserap secara seragam. Ketika muncul kejadian yang meningkatkan ketidakpastian, reaksi pasar dapat bertahan beberapa hari sebelum kembali menuju kondisi yang lebih stabil.

Dari lima spesifikasi yang dibandingkan, GARCH(2,2) memiliki AIC paling rendah sebesar 12,80790. Nilai SC dan HQ model ini sangat dekat dengan GARCH(2,1), tetapi AIC memberikan keunggulan kepada GARCH(2,2). Hal tersebut menunjukkan bahwa penambahan lag varians kedua memberikan peningkatan kecocokan yang cukup untuk mengimbangi bertambahnya parameter menurut AIC. Namun, karena SC memberikan penalti kompleksitas lebih kuat, kedekatan nilai antarmodel perlu dicatat. Evaluasi out-of-sample akan membantu memastikan apakah keunggulan tersebut tetap bertahan ketika model digunakan di luar data estimasi.

Pemodelan volatilitas saham di pasar berkembang sering menemukan persistensi dan kemungkinan respons asimetris terhadap berita positif dan negatif. Maharana et al. menunjukkan bahwa volatilitas pasar dapat bertahan dan menular antarpasar ketika terjadi guncangan [14]. Pada konteks Indonesia, Hafizhah et al. menemukan bahwa model EGARCH dan GJR-GARCH dapat digunakan untuk menguji efek asimetris pada saham tunggal [17], sedangkan Afnanda et al. memperlihatkan manfaat model Markov Switching GARCH untuk menangkap perubahan rezim pada indeks saham syariah [18]. Penelitian ini menggunakan GARCH simetris, sehingga hasilnya berfokus pada besarnya guncangan tanpa membedakan arah berita.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Karakteristik ARTO sebagai saham bank digital dapat memperkuat kebutuhan analisis volatilitas karena valuasi perusahaan berbasis teknologi sering sensitif terhadap ekspektasi pertumbuhan, perubahan tingkat suku bunga, sentimen sektor, dan berita ekosistem digital. Hidayati menunjukkan bahwa nilai tukar dan suku bunga merupakan variabel yang relevan dalam dinamika volatilitas IHSG [19], sedangkan Qatrunnada membahas faktor yang memengaruhi volatilitas return saham perusahaan LQ45 [22]. Walaupun variabel tersebut tidak dimasukkan dalam model penelitian ini, keberadaannya menjelaskan mengapa pola varians dapat berubah sepanjang waktu. GARCH menangkap dampak agregat perubahan tersebut melalui residual historis, tetapi tidak mengidentifikasi penyebab ekonomi secara langsung.

3.12. Interpretasi Forecasting dan Nilai Akurasi

Peramalan dilakukan untuk delapan hari perdagangan pada 1 sampai 10 Juli 2025. Nilai prediksi bergerak dari 1.768,751 menuju 1.753,888, sehingga model memperkirakan kecenderungan penurunan yang bertahap. Dibandingkan dengan harga aktual, tingkat akurasi harian berada pada rentang 94 sampai 98 persen dan rata-ratanya 96 persen. Pola tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengikuti tingkat harga aktual dalam horizon yang sangat pendek, walaupun terdapat perbedaan pada setiap hari. Akurasi tertinggi muncul pada beberapa observasi ketika selisih prediksi dan aktual relatif kecil, sedangkan akurasi terendah terjadi pada 9 Juli 2025.

Interpretasi angka 96 persen perlu disandingkan dengan definisi ukuran yang digunakan. Apabila akurasi dihitung sebagai 100 persen dikurangi MAPE, maka rata-rata kesalahan absolut persentase berada di sekitar 4 persen. Penyajian MAPE secara langsung tetap penting agar pembaca dapat membandingkan hasil dengan penelitian lain yang menggunakan terminologi kesalahan, bukan terminologi akurasi. Selain itu, MAPE memiliki keterbatasan ketika nilai aktual mendekati nol, meskipun masalah tersebut tidak dominan pada data harga saham ARTO yang bernilai jauh dari nol. Untuk memperkuat evaluasi, penelitian lanjutan dapat menambahkan MAE dan RMSE sehingga kesalahan dapat dibaca dalam skala harga dan skala kuadrat.

Horizon delapan hari memberikan gambaran kinerja jangka pendek, tetapi belum cukup untuk menyimpulkan kestabilan model dalam jangka menengah dan panjang. Ketika horizon bertambah, galat prediksi ARIMA dapat terakumulasi dan proyeksi volatilitas GARCH cenderung bergerak menuju varians jangka panjang. Simamora et al. menggunakan ARIMA-GARCH bersama Hidden Markov Model untuk menghubungkan peramalan harga dan identifikasi tren tersembunyi [16]. Pramudito et al. mengembangkan pendekatan hybrid GARCH-LSTM untuk memperkuat peramalan volatilitas IHSG [20]. Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa evaluasi multi-horizon dapat memberikan gambaran lebih lengkap mengenai kondisi ketika model klasik masih unggul dan kondisi ketika komponen tambahan diperlukan.

Kinerja yang tinggi pada delapan observasi juga harus dibaca bersama ukuran sampel pengujian yang kecil. Satu atau dua hari dengan perubahan ekstrem dapat mengubah rata-rata MAPE secara material. Karena itu, evaluasi rolling forecast dengan beberapa jendela pengujian akan menghasilkan bukti yang lebih kuat. Model dapat diestimasi sampai tanggal tertentu, digunakan untuk memprediksi satu atau beberapa hari berikutnya, kemudian jendela diperbarui dan prosedur diulang. Pendekatan tersebut mempertahankan urutan waktu, mencegah kebocoran informasi, dan menunjukkan apakah tingkat akurasi konsisten pada kondisi pasar yang berbeda.

3.13. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Hasil penelitian memiliki kesesuaian dengan beberapa studi di Indonesia yang menemukan bahwa ARIMA perlu dilengkapi GARCH ketika residual harga saham masih heteroskedastis. Talumewo et al. memperoleh ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,1) sebagai model terbaik untuk saham PT Adhi Karya Tbk [15]. Gunawan juga melaporkan bahwa model GARCH memberikan hasil peramalan yang lebih sesuai untuk saham PT Unilever Indonesia Tbk setelah asumsi homoskedastisitas ARIMA tidak terpenuhi [24]. Kesamaan tersebut mendukung prosedur penelitian ini, yaitu memilih persamaan rata-rata terlebih dahulu, menguji residual, kemudian membangun persamaan varians.

Perbedaannya terletak pada orde GARCH yang terpilih. Penelitian ini memilih GARCH(2,2), sedangkan banyak penelitian terdahulu memilih GARCH(1,1). Perbedaan tersebut dapat muncul karena karakter saham, panjang periode, frekuensi data, distribusi residual, dan kumpulan kandidat model tidak sama. Model GARCH(1,1) sering cukup untuk merepresentasikan persistensi volatilitas dengan struktur yang sederhana, tetapi GARCH(2,2) dapat

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

memberikan fleksibilitas tambahan ketika dampak guncangan dan varians masa lalu berlangsung lebih dari satu lag. Oleh sebab itu, tidak ada satu orde yang harus selalu digunakan untuk seluruh saham.

Rafulta et al. membandingkan GARCH dan FIGARCH pada return saham ANTM dan menekankan pentingnya memori panjang dalam volatilitas [21]. Temuan tersebut relevan sebagai arah pengembangan karena GARCH standar mengasumsikan peluruhan dampak guncangan secara geometris, sedangkan FIGARCH dapat menangkap persistensi yang lebih lambat. Di sisi lain, model EGARCH atau GJR-GARCH dapat digunakan apabila respons volatilitas terhadap penurunan harga berbeda dari respons terhadap kenaikan harga [17]. Penelitian ini belum menguji memori panjang dan asimetri, sehingga GARCH(2,2) sebaiknya dipahami sebagai spesifikasi terbaik dalam keluarga simetris yang diuji.

Pada tingkat internasional, riset terbaru berkembang menuju model hibrida yang menggabungkan ekonometrika, transformasi sinyal, dan pembelajaran mesin. Ma et al. memadukan informasi frekuensi campuran dengan CNN-LSTM untuk memperkirakan volatilitas saham [12], sedangkan Orozco-Castaneda et al. menggabungkan ARIMA dan ANFIS untuk menangkap perubahan nonlinier [13]. Perkembangan tersebut tidak mengurangi relevansi ARIMA-GARCH. Sebaliknya, model klasik menyediakan baseline yang dapat ditafsirkan dan menjadi komponen pembanding. Hasil penelitian ARTO memperlihatkan bahwa model yang relatif sederhana tetap mampu menghasilkan kesalahan rendah pada horizon pendek.

3.14. Implikasi Akademik dan Praktis

Secara akademik, penelitian ini menunjukkan pentingnya membedakan model rata-rata dan model varians dalam analisis harga saham. Banyak analisis peramalan berhenti setelah memperoleh model ARIMA dengan nilai AIC rendah, padahal residual dapat tetap mengandung pola volatilitas. Pengujian ARCH dalam penelitian ini membuktikan bahwa kecocokan persamaan rata-rata tidak identik dengan terpenuhinya asumsi varians konstan. Kerangka dua tahap tersebut dapat diterapkan pada saham lain dengan tetap melakukan identifikasi model secara khusus untuk setiap data.

Penelitian ini juga memberikan contoh penerapan kriteria informasi secara berurutan. AIC, SC, dan HQ digunakan untuk memilih ARIMA, kemudian digunakan kembali untuk membandingkan model GARCH. Pendekatan tersebut menjaga konsistensi proses seleksi dan menghindari pemilihan model berdasarkan satu indikator visual. Namun, pembelajaran metodologis yang lebih luas adalah bahwa kriteria informasi perlu dilengkapi dengan uji diagnostik dan evaluasi out-of-sample. Model yang paling baik menjelaskan data historis belum tentu menjadi model paling akurat untuk periode mendatang.

Secara praktis, hasil prediksi dapat digunakan sebagai informasi analitis mengenai arah harga dan tingkat ketidakpastian jangka pendek, bukan sebagai jaminan keuntungan atau rekomendasi transaksi. Volatilitas bersyarat dapat membantu pengguna memahami bahwa ketepatan titik prediksi harus dibaca bersama risiko perubahan di sekitar prediksi tersebut. Semakin tinggi volatilitas, semakin lebar rentang ketidakpastian yang seharusnya menyertai nilai ramalan. Karena artikel ini menyajikan titik prediksi, penelitian lanjutan dapat menambahkan interval prediksi berbasis varians GARCH agar informasi risiko lebih eksplisit.

Kegunaan praktis lainnya adalah pemantauan model secara berkala. Peristiwa ekonomi dan politik dapat meningkatkan volatilitas pasar Indonesia. Hamdani et al. menunjukkan bahwa peristiwa pemilihan umum berkaitan dengan dinamika volatilitas pasar saham [23], sedangkan Hidayati menegaskan peran faktor makroekonomi dalam perubahan IHSG [19]. Karena itu, model ARTO perlu diperbarui ketika terdapat informasi besar, perubahan kebijakan moneter, laporan keuangan, aksi korporasi, atau perubahan kondisi industri bank digital. Pembaruan berkala membuat parameter model lebih responsif terhadap struktur pasar terkini.

3.15. Keterbatasan dan Arah Penelitian Lanjutan

Keterbatasan pertama adalah evaluasi peramalan yang hanya mencakup delapan hari perdagangan. Jumlah tersebut cukup untuk memperlihatkan contoh penerapan model, tetapi belum menggambarkan kemampuan generalisasi pada berbagai fase pasar. Periode pengujian yang lebih panjang dan rolling window diperlukan untuk menguji konsistensi kinerja. Pembagian data juga perlu dinyatakan secara tegas antara data estimasi dan data pengujian agar pembaca dapat memastikan bahwa harga aktual periode prediksi tidak digunakan ketika parameter model dibentuk.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Keterbatasan kedua berkaitan dengan spesifikasi distribusi residual. Data saham sering memiliki ekor tebal dan pencilan, sehingga asumsi normal dapat meremehkan probabilitas perubahan ekstrem. Penelitian lanjutan dapat membandingkan distribusi Gaussian, Student-t, dan generalized error distribution. Selain itu, model GARCH simetris dapat dibandingkan dengan EGARCH, GJR-GARCH, APARCH, dan FIGARCH. Perbandingan tersebut memungkinkan analisis efek leverage, memori panjang, dan ketahanan model terhadap kejadian ekstrem [17], [21].

Keterbatasan ketiga adalah belum dimasukkannya variabel eksogen. Model dalam penelitian ini mengekstraksi informasi dari histori harga dan residual. Padahal, harga saham bank digital dapat dipengaruhi volume transaksi, indeks pasar, suku bunga, nilai tukar, laporan kinerja, dan sentimen berita. Model ARIMAX-GARCH atau GARCH-X dapat digunakan untuk menguji kontribusi variabel tersebut. Pendekatan pembelajaran mesin juga dapat digunakan sebagai pembanding, tetapi perlu validasi time-series yang ketat agar peningkatan akurasi tidak berasal dari kebocoran data. Penelitian mutakhir menunjukkan bahwa metode hibrida dapat meningkatkan kemampuan menangkap pola nonlinear, tetapi model ekonometrika tetap penting sebagai baseline yang transparan [9], [10], [12].

Keterbatasan terakhir adalah interpretasi akurasi yang sebaiknya dilengkapi ukuran kesalahan dan interval ketidakpastian. Penelitian berikutnya disarankan melaporkan MAPE, MAE, RMSE, directional accuracy, serta uji Diebold-Mariano ketika membandingkan dua model. Interval prediksi juga perlu dievaluasi berdasarkan coverage probability. Dengan pengembangan tersebut, penelitian tidak hanya menjawab seberapa dekat titik prediksi terhadap harga aktual, tetapi juga seberapa baik model menggambarkan risiko dan ketidakpastian. Secara keseluruhan, hasil saat ini menjadi dasar yang kuat untuk pengembangan peramalan ARTO yang lebih komprehensif tanpa mengubah kesimpulan utama bahwa integrasi ARIMA dan GARCH sesuai untuk data yang mengandung heteroskedastisitas.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, data harga saham PT Bank Jago Tbk awalnya tidak stasioner, namun menjadi stasioner setelah differencing orde kedua. Analisis ACF dan PACF menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) merupakan model terbaik dengan nilai AIC, SC, dan HQ terendah. Namun, uji residual menunjukkan adanya heteroskedastisitas (efek ARCH), sehingga digunakan pemodelan GARCH. Hasil analisis menunjukkan bahwa GARCH(2,2) merupakan model terbaik. Kombinasi ARIMA(1,1,1)-GARCH(2,2) menghasilkan tingkat akurasi peramalan rata-rata sebesar 96 persen, sehingga efektif digunakan untuk meramalkan harga saham PT Bank Jago Tbk yang bersifat fluktuatif.

Referensi

[1] Miranti, Dita. 2024. “The Role Of Capital Markets In The Indonesian Economy.” 1(1):13–18.

[2] Wang, Roni bhownik &. shouyang wang. 2020. “Stock Market Volatility and Return Analysis :” 1–18.

[3] Niko Saputra, jonathan boyke. 2023. “Jurnal Pijar Studi Manajemen Dan Bisnis.” 1(2):125–29.

[4] Anon. 2025. “Financial Statements Pt Bank Jago Tbk Sharia Business Unit Financial Information.” 2023(December 2024):2024.

[5] Shalahuddin, M., and Henny Oktaviyani. 2024. “Journal of Social and Economics Research.” 6(2):496–506.

[6] Mei, No, Abel Gempati, Pembangunan Ekonomi Kewilayahan, Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, Alamat Bulaksumur, Kec Depok, Kabupaten Sleman, and Daerah Istimewa Yogyakarta. 2025. “Peramalan Data Ihsg 2021-2025 Di Indonesia Dengan Time Series Modeling Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).” 3(5):225–34.

[7] Muhamad mahfid Ahnan, Et. a. 2025. “ISSN : 3025-9495 Neraca Akuntansi Manajemen, Ekonomi.” 25(1).

[8] Qurniawan, Naufalut Tharif, and Tedjo Sukmono. 2025. “Peramalan Permintaan Dengan Menerapkan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Pada Industri Beton.” 4(3):1024–32.

[9] Rubio, L., Palacio Pinedo, A., Mejia Castano, A., and Ramos, F. 2023. “Forecasting Volatility by Using Wavelet Transform, ARIMA and GARCH Models.” Eurasian Economic Review 13:803-830. https://doi.org/10.1007/s40822-023-00243-x.

[10] Buczynski, M., and Chlebus, M. 2024. “GARCHNet: Value-at-Risk Forecasting with GARCH Models Based on Neural Networks.” Computational Economics 63:1949-1979. https://doi.org/10.1007/s10614-023-10390-7.

[11] Wu, K., and Karmakar, S. 2023. “A Model-Free Approach to Do Long-Term Volatility Forecasting and Its Variants.” Financial Innovation 9:59. https://doi.org/10.1186/s40854-023-00466-6.

[12] Ma, W., Hong, Y., and Song, Y. 2024. “On Stock Volatility Forecasting under Mixed-Frequency Data Based on Hybrid RR-MIDAS and CNN-LSTM Models.” Mathematics 12(10):1538. https://doi.org/10.3390/math12101538.

[13] Orozco-Castaneda, J. M., Alzate-Vargas, S., and Bedoya-Valencia, D. 2024. “Evaluating Volatility Using an ANFIS Model for Financial Time Series Prediction.” Risks 12(10):156. https://doi.org/10.3390/risks12100156.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

[14] Maharana, N., Panigrahi, A. K., and Chaudhury, S. K. 2024. "Volatility Persistence and Spillover Effects of Indian Market in the Global Economy: A Pre- and Post-Pandemic Analysis Using VAR-BEKK-GARCH Model." Journal of Risk and Financial Management 17(7):294. https://doi.org/10.3390/jrfm17070294.

[15] Talumewo, S., Nainggolan, N., and Langi, Y. A. R. 2023. "Penerapan Model ARIMA-GARCH untuk Peramalan Harga Saham PT Adhi Karya (Persero) Tbk (ADHI.JK)." d'Cartesian 12(2):56-61. https://doi.org/10.35799/dc.12.2.2023.49783.

[16] Simamora, D. M., Sitorus, S., Syahputra, M. R., and Yanti, M. 2025. "Peramalan Harga dan Tren Saham Menggunakan Model ARIMA-GARCH dan Hidden Markov Model." FARABI: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika 8(1). https://doi.org/10.47662/farabi.v8i1.866.

[17] Hafizhah, A. R., Maruddani, D. A. I., and Santoso, R. 2024. "Perbandingan Metode Exponential GARCH (EGARCH) dan Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH (GJR-GARCH) pada Model Volatilitas Saham Tunggal." Jurnal Gaussian 13(1):199-209. https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.199-209.

[18] Afnanda, A., Maiyastri, and Devianto, D. 2024. "Model Volatilitas Return Index Saham Syariah Indonesia melalui Pendekatan Bayesian Markov Switching GARCH." Lattice Journal 4(1):14-26. https://doi.org/10.30983/lattice.v4i1.8381.

[19] Hidayati, R. N. 2024. "Analisis Volatilitas IHSG: Pengaruh Suku Bunga dan Nilai Tukar dalam Dinamika Pasar Saham Indonesia." Jurnal Ekonomi, Bisnis dan Pendidikan 4(5). https://doi.org/10.17977/um066v4i52024p4.

[20] Pramudito, S. C., Atok, R. M., and Hakiki, M. T. 2025. "Peramalan Volatilitas Nilai IHSG dengan Metode Hybrid GARCH-LSTM." Jurnal Sains dan Seni ITS 13(6). https://doi.org/10.12962/j23373520.v13i6.150094.

[21] Rafulta, E., Yanuar, F., Devianto, D., and Maiyastri. 2025. "Pemodelan dan Peramalan Volatilitas Memori Panjang pada Return Saham ANTM: Studi Komparatif Model GARCH dan FIGARCH." Lattice Journal 5(1). https://doi.org/10.30983/lattice.v5i1.9525.

[22] Qatrunnada, Z. S. 2024. "Faktor yang Mempengaruhi Volatilitas Return Saham di Indonesia: Perusahaan LQ45." Owner: Riset dan Jurnal Akuntansi 8(3):2441-2451. https://doi.org/10.33395/owner.v8i3.2121.

[23] Hamdani, Elvaretta, K. L., Wardani, M. A. K., and Kartiasih, F. 2024. "The Impact of General Elections on Stock Market Volatility in Indonesia (2004-2023)." JPPUMA 12(1):75-96. https://doi.org/10.31289/jppuma.v12i1.11126.

[24] Gunawan, D. 2023. "Peramalan Harga Saham Syariah PT Unilever Indonesia Tbk Menggunakan GARCH." Krigan: Journal of Management and Sharia Business 1(2). https://doi.org/10.30983/krigan.v1i2.7976.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.6777
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)