# Volatility dynamics and value at risk (var) estimation: an application of the arima-garch model to icbp and indf stocks

**Dinie Triana[1], Anatasia Faradhilla[2], Alya Nabilla Putri[3]**
[1,2,3]Universitas Negeri Medan, Indonesia
Email: dinietriana47@gmail.com

**ABSTRAK**

Ketidakpastian pasar modal selama pandemi COVID-19 dan periode pemulihan ekonomi menegaskan pentingnya pemodelan volatilitas dan pengukuran risiko investasi yang akurat. Penelitian ini bertujuan menganalisis dinamika volatilitas dan mengestimasi risiko kerugian saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) selama Januari 2019 hingga November 2025 menggunakan pendekatan ARIMA–GARCH dan *Value at Risk* (VaR). Penelitian menggunakan data harga penutupan saham harian yang ditransformasikan menjadi *return* logaritmik. Tahapan analisis meliputi uji stasioneritas Augmented Dickey–Fuller (ADF), identifikasi model ARIMA, pengujian heteroskedastisitas ARCH-LM, pemodelan GARCH, estimasi VaR pada tingkat kepercayaan 95%, serta *backtesting* menggunakan uji Kupiec. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,1) dan ARIMA(1,0,1) masing-masing terpilih untuk saham ICBP dan INDF, sedangkan GARCH(1,1) merupakan model volatilitas terbaik bagi keduanya. Estimasi VaR harian menunjukkan risiko kerugian INDF sebesar 2,92%, sedikit lebih tinggi dibandingkan ICBP sebesar 2,86%. Pengujian Kupiec menunjukkan kesesuaian frekuensi pelanggaran VaR dengan tingkat yang diharapkan. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan ARIMA–GARCH dapat digunakan untuk menggambarkan dinamika volatilitas dan mendukung evaluasi risiko investasi saham secara individual.
**Kata Kunci: arima–garch; volatilitas; value at risk; saham icbp; saham indf**

**ABSTRACT**

*Capital market uncertainty during the COVID-19 pandemic and the economic recovery period emphasizes the importance of accurate volatility modeling and investment risk measurement. This study aims to analyze the volatility dynamics and estimate the risk of losses in shares of PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) and PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) from January 2019 to November 2025 using the ARIMA–GARCH and Value at Risk (VaR) approaches. The study uses daily closing stock price data transformed into logarithmic returns. The analysis stages include the Augmented Dickey–Fuller (ADF) stationarity test, ARIMA model identification, ARCH-LM heteroscedasticity testing, GARCH modeling, VaR estimation at the 95% confidence level, and backtesting using the Kupiec test. The results show that the ARIMA(2,0,1) and ARIMA(1,0,1) models are selected for ICBP and INDF shares, respectively, while GARCH(1,1) is the best volatility model for both. The daily VaR estimate indicates a loss risk for INDF of 2.92%, slightly higher than ICBP's 2.86%. The Kupiec test indicates that the frequency of VaR violations corresponds to the expected level. These findings demonstrate that the ARIMA–GARCH approach can be used to describe volatility dynamics and support the risk evaluation of individual stock investments.*
**Keywords: arima–garch; volatility; value at risk; icbp stock; indf stock**

***Corresponding Author:***
Dinie Triana,
Universitas Negeri Medan,
Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan, Indonesia
Email: dinietriana47@gmail.com

## 1. INTRODUCTION

Ketidakpastian ekonomi global dalam beberapa tahun terakhir menyebabkan dinamika pasar modal semakin kompleks dan meningkatkan kebutuhan investor terhadap pengukuran risiko yang akurat. Perubahan kondisi ekonomi, gejolak pasar, dan ketidakpastian selama pandemi COVID-19 hingga periode pemulihan ekonomi dapat memengaruhi pergerakan harga saham dan tingkat pengembalian (return). Dalam kondisi tersebut, investor memerlukan metode kuantitatif untuk mengestimasi potensi kerugian sebagai bagian dari

pengambilan keputusan investasi. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk tujuan tersebut adalah Value at Risk (VaR), yaitu ukuran risiko yang mengestimasi potensi kerugian pada tingkat kepercayaan dan horizon waktu tertentu. Keandalan estimasi VaR bergantung pada kemampuan model dalam merepresentasikan karakteristik distribusi return dan dinamika volatilitasnya (Kupiec, 1995).

Data return saham umumnya dapat menunjukkan varians yang berubah dari waktu ke waktu. Salah satu karakteristik yang sering dijumpai adalah volatility clustering, yaitu kecenderungan periode dengan volatilitas tinggi diikuti oleh periode dengan volatilitas tinggi lainnya, sedangkan periode dengan volatilitas rendah cenderung diikuti oleh periode dengan volatilitas rendah. Karakteristik ini berkaitan dengan heteroskedastisitas bersyarat, sehingga penggunaan model yang mengasumsikan varians konstan dapat kurang memadai untuk merepresentasikan risiko pasar. Engle (1982) memperkenalkan model Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) untuk memodelkan varians bersyarat yang berubah dari waktu ke waktu. Selanjutnya, Bollerslev (1986) mengembangkan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) dengan memasukkan varians bersyarat periode sebelumnya ke dalam persamaan varians. Pengembangan tersebut memungkinkan model menangkap persistensi volatilitas pada data keuangan.

Selain dinamika varians, pemodelan return saham juga perlu mempertimbangkan struktur rata-rata bersyaratnya. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dapat digunakan untuk merepresentasikan pola deret waktu melalui komponen autoregresif, integrasi, dan rata-rata bergerak (Box et al., 2015). Ketika data menunjukkan adanya dinamika pada rata-rata dan varians bersyarat, kombinasi ARIMA–GARCH dapat digunakan untuk memodelkan kedua komponen tersebut secara bersamaan. Dalam pendekatan ini, ARIMA digunakan untuk memodelkan rata-rata return, sedangkan GARCH digunakan untuk memodelkan volatilitas bersyarat pada residual model. Pendekatan serupa diterapkan oleh Damayanti dan Kuswanto (2019) dalam analisis risiko return saham perusahaan asuransi serta oleh Trimono dan Agista (2021) dalam estimasi VaR saham PT Astra Agro Lestari Tbk.

Penelitian mengenai pengukuran risiko saham di Indonesia juga menunjukkan penggunaan model ARMA–GARCH dan VaR pada berbagai konteks investasi. Adellara Mutya R. et al. (2019) membahas penentuan portofolio dan VaR menggunakan model ARMA–GARCH, sedangkan Sultra et al. (2021) mengkaji simulasi historis untuk menghitung VaR pada portofolio dengan model Markowitz. Farikha et al. (2024) menerapkan pendekatan GARCH–Copula untuk mengestimasi risiko portofolio saham. Berbagai penelitian tersebut memperlihatkan bahwa pemilihan metode pengukuran risiko perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan analisis yang dilakukan.

Penelitian yang secara khusus berkaitan dengan objek kajian ini telah dilakukan oleh Tarno et al. (2021), yang menganalisis risiko portofolio saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) menggunakan pendekatan ensemble ARMA–GARCH dan VaR. Penelitian tersebut menggunakan data periode 1 Januari 2018 hingga 30 Juli 2021 dan berfokus pada pembentukan portofolio serta estimasi risiko portofolio. Dengan demikian, penelitian terhadap ICBP dan INDF bukan sepenuhnya merupakan objek yang belum pernah dikaji. Ruang pengembangan penelitian ini terletak pada analisis volatilitas dan estimasi risiko masing-masing saham selama periode Januari 2019 hingga November 2025, serta perbandingan hasil pemodelan dan pengukuran risiko pada kedua saham secara individual.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis karakteristik return harian saham ICBP dan INDF selama periode Januari 2019 hingga November 2025, menentukan model ARIMA dan GARCH yang sesuai untuk masing-masing saham, serta mengestimasi risiko kerugian menggunakan VaR pada tingkat kepercayaan 95%. Penelitian ini juga melakukan backtesting menggunakan uji Kupiec untuk mengevaluasi kesesuaian frekuensi pelanggaran VaR dengan tingkat yang diharapkan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran komparatif mengenai volatilitas dan risiko kedua saham serta menjadi informasi pendukung bagi investor dalam memahami risiko investasi saham perusahaan sektor barang konsumsi.

## 2. LITERATURE REVIEW

### *A. Return Saham dan Volatilitas*

Return saham merupakan ukuran perubahan nilai investasi selama periode tertentu. Dalam analisis deret waktu keuangan, perubahan harga saham sering ditransformasikan menjadi return agar pergerakan relatif harga dapat dianalisis secara lebih terukur. Penelitian ini menggunakan return logaritmik yang dihitung berdasarkan perbandingan harga penutupan saham pada dua periode berurutan. Karakteristik return menjadi dasar untuk mengidentifikasi pola pergerakan rata-rata dan volatilitas yang selanjutnya digunakan dalam pemodelan risiko.

Volatilitas menggambarkan tingkat penyebaran atau perubahan return dari waktu ke waktu dan menjadi komponen penting dalam pengukuran risiko pasar. Volatilitas yang berubah secara dinamis dapat

ditunjukkan oleh adanya heteroskedastisitas bersyarat. Engle (1982) memperkenalkan model ARCH untuk merepresentasikan varians bersyarat yang dipengaruhi oleh informasi pada periode sebelumnya. Bollerslev (1986) kemudian mengembangkan model GARCH yang memperhitungkan nilai residual kuadrat dan varians bersyarat dari periode sebelumnya. Model GARCH memungkinkan estimasi volatilitas mempertimbangkan persistensi perubahan risiko yang terdapat pada data keuangan.

### *B. Model ARIMA–GARCH*

Model ARIMA merupakan salah satu metode pemodelan deret waktu yang digunakan untuk merepresentasikan struktur rata-rata suatu data berdasarkan komponen autoregresif, integrasi, dan rata-rata bergerak (Box et al., 2015). Dalam analisis return saham, pemilihan model ARIMA dilakukan dengan mempertimbangkan karakteristik data, hasil identifikasi pola autokorelasi, serta kriteria pemilihan model yang sesuai.

Meskipun model rata-rata dapat menjelaskan sebagian pola pergerakan return, model tersebut belum tentu mampu menangkap perubahan varians residual. Oleh karena itu, pengujian efek ARCH dapat digunakan untuk menilai keberadaan heteroskedastisitas bersyarat sebelum model GARCH diterapkan. Model GARCH digunakan untuk mengestimasi varians bersyarat berdasarkan informasi residual dan varians pada periode sebelumnya (Bollerslev, 1986).

Kombinasi ARIMA–GARCH mengintegrasikan pemodelan rata-rata dan volatilitas dalam satu kerangka analisis. Penerapan pendekatan ARMA–GARCH untuk estimasi risiko saham telah dilakukan oleh Damayanti dan Kuswanto (2019) serta Trimono dan Agista (2021). Adellara Mutya R. et al. (2019) juga menggunakan model ARMA–GARCH dalam penentuan portofolio dan penghitungan VaR. Penelitian-penelitian tersebut menjadi landasan empiris bagi penggunaan model gabungan untuk menganalisis return dan mengestimasi risiko kerugian.

### *C. Value at Risk (VaR)*

Value at Risk (VaR) merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk mengestimasi batas potensi kerugian pada tingkat kepercayaan dan horizon waktu tertentu, dengan asumsi kondisi model yang digunakan terpenuhi. VaR dapat dihitung berdasarkan distribusi return atau distribusi kerugian yang diestimasi dari data historis maupun model statistik. Dalam pendekatan ARIMA–GARCH, estimasi VaR memanfaatkan informasi mengenai rata-rata bersyarat dan volatilitas bersyarat yang dihasilkan oleh model.

Penggunaan model volatilitas dalam estimasi VaR telah diterapkan pada berbagai penelitian. Damayanti dan Kuswanto (2019) menggunakan pendekatan ARMA–GARCH untuk menganalisis risiko return saham perusahaan asuransi. Trimono dan Agista (2021) menerapkan model ARMA–GARCH untuk memprediksi VaR saham PT Astra Agro Lestari Tbk. Sementara itu, Farikha et al. (2024) menggunakan pendekatan GARCH–Copula untuk mengestimasi risiko portofolio saham. Perbedaan pendekatan tersebut menunjukkan bahwa pemodelan risiko dapat disesuaikan dengan karakteristik data dan apakah risiko dianalisis pada tingkat saham individual atau portofolio.

Selain pemilihan model, evaluasi hasil estimasi VaR juga diperlukan agar ukuran risiko yang dihasilkan tidak hanya didasarkan pada hasil estimasi dalam sampel. Kupiec (1995) memperkenalkan prosedur pengujian untuk mengevaluasi akurasi model pengukuran risiko berdasarkan frekuensi pelanggaran VaR. Dalam penelitian ini, uji Kupiec digunakan sebagai bagian dari backtesting untuk menilai apakah frekuensi kerugian aktual yang melampaui estimasi VaR konsisten dengan tingkat pelanggaran yang diharapkan.

### *D. Penelitian Terdahulu dan Posisi Penelitian*

Penelitian terdahulu telah menerapkan model ARMA–GARCH dan berbagai pendekatan VaR untuk mengestimasi risiko saham maupun portofolio. Adellara Mutya R. et al. (2019) membahas penggunaan ARMA–GARCH dalam penentuan portofolio dan VaR. Damayanti dan Kuswanto (2019) mengaplikasikan pendekatan tersebut pada return saham perusahaan asuransi, sedangkan Trimono dan Agista (2021) menggunakannya untuk memprediksi VaR saham PT Astra Agro Lestari Tbk. Penelitian Sultra et al. (2021) menggunakan simulasi historis untuk menghitung VaR portofolio dengan model Markowitz, sementara Farikha et al. (2024) menerapkan GARCH–Copula untuk mengestimasi risiko portofolio.

Studi yang paling dekat dengan penelitian ini adalah Tarno et al. (2021), yang mengkaji risiko portofolio saham ICBP dan INDF melalui pendekatan ensemble ARMA–GARCH dan VaR. Studi tersebut menjadi acuan penting karena menggunakan objek saham yang sama, tetapi fokus analisisnya adalah risiko portofolio dalam periode pengamatan yang berakhir pada Juli 2021. Penelitian ini melengkapi kajian tersebut dengan menganalisis kedua saham secara individual pada periode Januari 2019 hingga November 2025, menentukan model ARIMA dan GARCH untuk masing-masing saham, serta membandingkan estimasi VaR dan hasil backtesting-nya.

Selain itu, Sultra et al. (2021) dan Farikha et al. (2024) memperlihatkan penggunaan pendekatan alternatif dalam pengukuran risiko portofolio. Perbandingan dengan penelitian terdahulu tersebut memberikan konteks metodologis untuk menempatkan ARIMA–GARCH sebagai pendekatan yang dipilih dalam penelitian ini. Dengan demikian, kontribusi penelitian tidak diletakkan pada klaim bahwa objek ICBP dan INDF belum

pernah diteliti, tetapi pada perbedaan fokus analisis, rentang data, pemodelan saham secara individual, dan evaluasi estimasi risiko yang digunakan.

## 3. RESEARCH METHOD

### *A. Desain Penelitian dan Sumber Data*

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis deret waktu (time series analysis) untuk mengkaji karakteristik return, memodelkan volatilitas, dan mengestimasi risiko kerugian saham. Objek penelitian adalah saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF). Data yang digunakan berupa harga penutupan saham harian (daily closing price) selama periode Januari 2019 hingga November 2025. Data diperoleh dari Yahoo Finance dan/atau Bursa Efek Indonesia (BEI), dengan pencatatan sumber yang digunakan secara konsisten untuk kedua saham.

Penggunaan data harian memungkinkan pengamatan terhadap perubahan return dan dinamika volatilitas dalam jangka pendek. Pendekatan ARMA–GARCH untuk analisis risiko saham telah diterapkan oleh Damayanti dan Kuswanto (2019), sedangkan Trimono dan Agista (2021) menggunakannya dalam prediksi Value at Risk (VaR) saham. Penelitian Tarno et al. (2021) juga menerapkan pendekatan ARMA–GARCH dan VaR pada saham ICBP dan INDF dalam konteks pengukuran risiko portofolio.

### *B. Variabel Penelitian*

Variabel utama dalam penelitian ini adalah *return* logaritmik saham yang dihitung berdasarkan perubahan harga penutupan pada dua periode berurutan. *Return* logaritmik digunakan karena dapat merepresentasikan perubahan harga secara relatif dan lazim digunakan dalam analisis deret waktu keuangan. Perhitungan *return* dilakukan menggunakan persamaan berikut.

$$R_t = ln\left(\frac{P_t}{P_t-1}\right) \quad (1)$$

Dengan:

R_ t=return logaritmik pada waktu ke-t

P_t = harga penutupan saham pada waktu ke-t (closing price hari ini)

P_t-1= harga penutupan saham pada waktu ke-t−1 (closing price hari sebelumnya)

ln = fungsi logaritma natural

Data return yang diperoleh selanjutnya digunakan untuk menguji stasioneritas, mengidentifikasi model ARIMA, menguji keberadaan efek ARCH, membangun model GARCH, serta mengestimasi VaR. Penggunaan model ARMA–GARCH untuk analisis return dan risiko saham juga dibahas oleh Adellara Mutya R. et al. (2019) dan Damayanti dan Kuswanto (2019).

### *C. Tahapan Analisis*

Analisis dilakukan secara bertahap, mulai dari pengujian karakteristik data hingga evaluasi estimasi risiko. Tahapan tersebut meliputi uji stasioneritas, pemodelan rata-rata return menggunakan ARIMA, pengujian efek ARCH, pemodelan volatilitas menggunakan GARCH, estimasi VaR, dan backtesting dengan uji Kupiec.

1) Uji Stasioneritas (Augmented Dickey–Fuller)

Tahap pertama adalah menguji stasioneritas data return menggunakan Augmented Dickey–Fuller (ADF). Uji ini digunakan untuk menilai keberadaan akar unit pada deret waktu. Pengujian stasioneritas diperlukan sebelum identifikasi model ARIMA agar struktur rata-rata data dapat dimodelkan secara tepat (Dickey & Fuller, 1979).

Model ADF yang digunakan dituliskan sebagai berikut.

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_t + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \Delta Z_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Model ADF pada persamaan (2) menggunakan beberapa parameter, yaitu $\Delta Z_t$ mewakili perubahan variabel pada waktu $t$, $\beta_1$ merupakan konstanta, $\beta_2 t$ menyatakan komponen tren waktu, $\delta$ adalah parameter utama untuk menguji keberadaan akar unit, $\alpha_j$ merupakan koefisien perubahan variabel pada lag $j$, $t$ menyatakan indeks waktu, $p$ adalah jumlah lag, dan $\varepsilon_t$ mewakili komponen galat acak (*white noise*). Pengujian hipotesis ADF dirumuskan sebagai berikut: hipotesis nol ($H_0$) menyatakan bahwa data mengandung akar unit (tidak stasioner), sedangkan hipotesis alternatif ($H_1$) menyatakan bahwa data tidak mengandung akar unit (stasioner).

Keputusan pengujian didasarkan pada nilai probabilitas (p-value) atau perbandingan statistik ADF dengan nilai kritis pada tingkat signifikansi yang ditentukan. Jika hipotesis nol ditolak, data dinyatakan stasioner berdasarkan spesifikasi uji yang digunakan. Jika data belum stasioner, transformasi yang sesuai, seperti differencing, dapat dipertimbangkan sebelum pemodelan dilanjutkan. Namun, keputusan tersebut perlu mempertimbangkan karakteristik data dan hasil pengujian, bukan dilakukan secara otomatis.

2) Pemodelan Rata-Rata Return (ARIMA)

Setelah stasioneritas data diperiksa, tahap berikutnya adalah mengidentifikasi model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk merepresentasikan struktur rata-rata return. Identifikasi awal dilakukan dengan mengamati pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Selanjutnya, parameter model diestimasi menggunakan metode estimasi yang sesuai, seperti Maximum Likelihood Estimation (MLE).

$$\phi(B)(1-B)^d r_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

Pada persamaan tersebut, $B$ merupakan operator pergeseran mundur (*backward shift operator*), $(1-B)^d$ menyatakan operator pembeda (*differencing*) orde $d$, $\phi(B)$ mewakili operator autoregresif (AR), $\theta(B)$ mewakili operator rata-rata bergerak (*moving average*, MA), $\varepsilon_t$ merupakan komponen galat acak (*white noise* atau residual), serta $p, d, q$ berturut-turut menyatakan orde autoregresif, pembeda, dan rata-rata bergerak.

Proses identifikasi dan estimasi model mengacu pada kerangka kerja Box–Jenkins dalam analisis deret waktu (Box et al., 2015). Penentuan model kandidat dievaluasi melalui pemeriksaan signifikansi parameter dan kelayakan diagnostik residual. Uji Ljung–Box diterapkan untuk mendeteksi keberadaan autokorelasi pada residual. Selanjutnya, residual dianalisis untuk mengidentifikasi potensi heteroskedastisitas bersyarat. Apabila residual mengindikasikan adanya perubahan varians antarwaktu, pengujian efek *autoregressive conditional heteroskedasticity* (ARCH) dilakukan sebelum melanjutkan ke pemodelan *generalized autoregressive conditional heteroskedasticity* (GARCH).

3) Uji Efek ARCH (Lagrange Multiplier Test)

Uji *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity–Lagrange Multiplier* (ARCH–LM) digunakan untuk mengetahui apakah residual model ARIMA mengandung efek ARCH. Keberadaan efek tersebut menunjukkan bahwa varians residual dapat berubah secara bersyarat berdasarkan informasi pada periode sebelumnya. Konsep ARCH diperkenalkan oleh Engle (1982) dan menjadi dasar bagi pengembangan model volatilitas bersyarat. Statistik uji ARCH–LM dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$LM = nR^2 \quad (4)$$

Pada persamaan tersebut, $LM$ menyatakan statistik uji *Lagrange Multiplier*, $n$ merupakan jumlah observasi, dan $R^2$ adalah koefisien determinasi yang diperoleh dari regresi residual kuadrat. Pengujian hipotesis dirumuskan sebagai berikut: hipotesis nol ($H_0$) menyatakan bahwa tidak terdapat efek ARCH pada residual, sedangkan hipotesis alternatif ($H_1$) menyatakan bahwa terdapat efek ARCH pada residual.

Keputusan pengujian dilakukan berdasarkan nilai probabilitas atau perbandingan statistik uji dengan nilai kritis distribusi chi-square yang sesuai. Apabila hipotesis nol ditolak, terdapat bukti statistik mengenai efek ARCH sehingga pemodelan varians bersyarat menggunakan GARCH dapat dipertimbangkan. Pendekatan ARMA–GARCH untuk analisis risiko saham juga digunakan oleh Damayanti dan Kuswanto (2019) serta Trimono dan Agista (2021).

4) Pemodelan Volatilitas (GARCH (1,1))

Apabila hasil uji ARCH–LM menunjukkan adanya efek ARCH, pemodelan dilanjutkan dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Model ini digunakan untuk mengestimasi varians bersyarat dengan mempertimbangkan pengaruh residual kuadrat dan varians bersyarat dari periode sebelumnya. Pengembangan GARCH oleh Bollerslev (1986) memungkinkan pemodelan persistensi volatilitas dalam data keuangan. Model GARCH(1,1) dirumuskan pada persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2 \quad (5)$$

Pada persamaan tersebut, $\sigma_t^2$ menyatakan varians bersyarat pada waktu $t$, $\omega$ merupakan konstanta varians, $\alpha$ menunjukkan parameter pengaruh residual kuadrat periode sebelumnya, $\varepsilon_{t-1}^2$ adalah residual kuadrat pada periode sebelumnya, $\beta$ menunjukkan parameter pengaruh varians bersyarat periode sebelumnya, dan $\sigma_{t-1}^2$ menyatakan varians bersyarat pada periode sebelumnya.

Pada model GARCH(1,1), kondisi $\alpha + \beta < 1$ merupakan salah satu syarat utama untuk menjamin keberadaan varians tak bersyarat yang terbatas (*stationarity*). Pemenuhan kondisi tersebut diperiksa bersama dengan persyaratan nonnegativitas parameter lainnya. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwarz Bayesian Criterion* (SBC) yang juga dikenal sebagai *Bayesian Information Criterion* (BIC) serta mempertimbangkan signifikansi parameter dan kelayakan diagnostik residual. Secara umum, model dengan nilai AIC dan SBC yang lebih rendah diprioritaskan apabila model-model kandidat diestimasi menggunakan data dan spesifikasi yang sebanding. Kriteria informasi tersebut dirumuskan pada persamaan berikut:

$$\text{AIC} = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2M}{n} \quad (6)$$

$$\text{SBC} = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{M \ln n}{n} \quad (7)$$

Pada persamaan tersebut, $\hat{\sigma}^2$ merupakan estimasi varians residual, $M$ menyatakan jumlah parameter yang diestimasi, dan $n$ adalah jumlah observasi. Model akhir yang terpilih kemudian digunakan untuk

menghasilkan estimasi rata-rata bersyarat dan volatilitas bersyarat sebagai masukan dalam perhitungan *Value at Risk* (VaR).

5) Estimasi Value at Risk (VaR)

Setelah model ARIMA–GARCH diperoleh, tahap selanjutnya adalah menghitung *Value at Risk* (VaR) untuk mengestimasi potensi kerugian pada horizon waktu dan tingkat kepercayaan tertentu. Dalam penelitian ini, VaR dihitung pada tingkat kepercayaan 95% dengan menggunakan estimasi rata-rata bersyarat dari model ARIMA dan volatilitas bersyarat dari model GARCH. stimasi *Value at Risk* (VaR) untuk satu periode ke depan dirumuskan pada persamaan berikut:

$$\text{VaR}_{\alpha,t+1} = \mu_{t+1} - z_\alpha \sigma_{t+1} \quad (8)$$

Pada persamaan tersebut, $\text{VaR}_{\alpha,t+1}$ menyatakan estimasi batas risiko untuk periode $t+1$ pada tingkat kepercayaan $1-\alpha$, $\mu_{t+1}$ merupakan prediksi rata-rata imbal hasil (*return*) dari model ARIMA, $\sigma_{t+1}$ mewakili prediksi volatilitas dari model GARCH, dan $z_\alpha$ adalah nilai kuantil dari distribusi normal standar yang sesuai dengan tingkat signifikansi $\alpha$.

Dalam pendekatan parametrik dengan asumsi distribusi normal, kuantil distribusi digunakan untuk menentukan batas *return* pada tingkat kepercayaan tertentu. Estimasi VaR selanjutnya digunakan untuk membandingkan risiko kedua saham. Interpretasi hasil harus memperhatikan konvensi tanda yang diterapkan, sehingga nilai VaR yang dilaporkan sebagai besaran kerugian positif dapat dibedakan dari kuantil *return* pada ekor kiri distribusi.

6) Backtesting VaR (Uji Kupiec)

Evaluasi estimasi VaR dilakukan menggunakan *unconditional coverage test* yang diperkenalkan oleh Kupiec (1995). Pengujian ini bertujuan menilai apakah frekuensi pelanggaran VaR atau *exception rate* sesuai dengan tingkat pelanggaran yang diharapkan berdasarkan tingkat kepercayaan yang digunakan.

Statistik uji *likelihood ratio* (LR) digunakan untuk membandingkan hipotesis bahwa probabilitas pelanggaran sama dengan tingkat yang diharapkan dengan hipotesis alternatif bahwa probabilitas tersebut berbeda. Dalam penerapannya, jumlah pelanggaran VaR dihitung dengan mengidentifikasi observasi ketika kerugian aktual melampaui batas risiko yang diestimasi model. Pengujian ketepatan estimasi risiko dilakukan melalui pengujian *backtesting* menggunakan uji cakupan tidak bersyarat (*unconditional coverage test*). Statistik uji *likelihood ratio* ($LR$) dirumuskan pada persamaan berikut:

$$LR = -2\ln[(1-p_0)^{n-x} p_0^x] + 2\ln[(1-\hat{p})^{n-x} \hat{p}^x] \quad (9)$$

Pada persamaan tersebut, $p_0$ menyatakan tingkat pelanggaran yang diharapkan (*expected failure rate*), $x$ merupakan jumlah pelanggaran VaR (*exceptions*), $\hat{p} = x/n$ adalah tingkat pelanggaran aktual (*observed failure rate*), $n$ menyatakan jumlah observasi dalam periode *backtesting*, dan $LR$ adalah statistik uji *likelihood ratio*. Hipotesis yang diuji dirumuskan sebagai berikut: hipotesis nol ($H_0$) menyatakan bahwa probabilitas pelanggaran VaR sama dengan tingkat pelanggaran yang diharapkan ($p = p_0$), sedangkan hipotesis alternatif ($H_1$) menyatakan bahwa probabilitas pelanggaran VaR tidak sama dengan tingkat pelanggaran yang diharapkan ($p \neq p_0$).

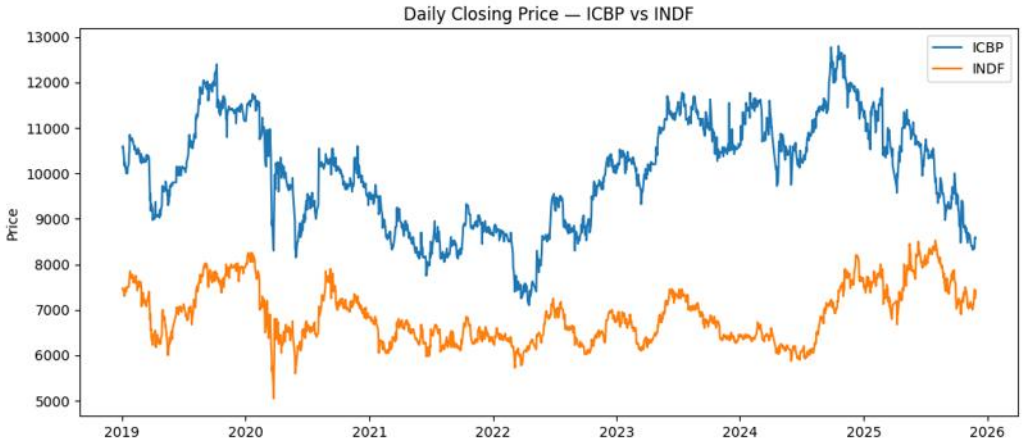
Statistik LR dibandingkan dengan nilai kritis distribusi chi-square dengan satu derajat bebas pada tingkat signifikansi yang ditetapkan. Jika statistik LR lebih kecil daripada nilai kritis, hipotesis nol tidak ditolak. Hasil tersebut menunjukkan bahwa frekuensi pelanggaran VaR tidak berbeda secara signifikan dari tingkat yang diharapkan berdasarkan uji *unconditional coverage*. Sebaliknya, jika statistik LR melebihi nilai kritis, hipotesis nol ditolak sehingga terdapat bukti bahwa frekuensi pelanggaran tidak sesuai dengan tingkat yang diharapkan.

Hasil uji Kupiec digunakan sebagai salah satu dasar evaluasi model VaR. Namun, penerimaan hipotesis nol tidak serta-merta membuktikan bahwa model akurat dalam seluruh aspek, karena uji ini berfokus pada frekuensi pelanggaran dan tidak secara khusus menguji apakah pelanggaran terjadi secara berkelompok dari waktu ke waktu (Kupiec, 1995). Oleh karena itu, hasil pengujian perlu ditafsirkan bersama dengan estimasi VaR, karakteristik data, dan hasil pemodelan volatilitas.

## 4. RESULTS AND DISCUSSION

### *A. Karakteristik Data dan Uji Stasioneritas*

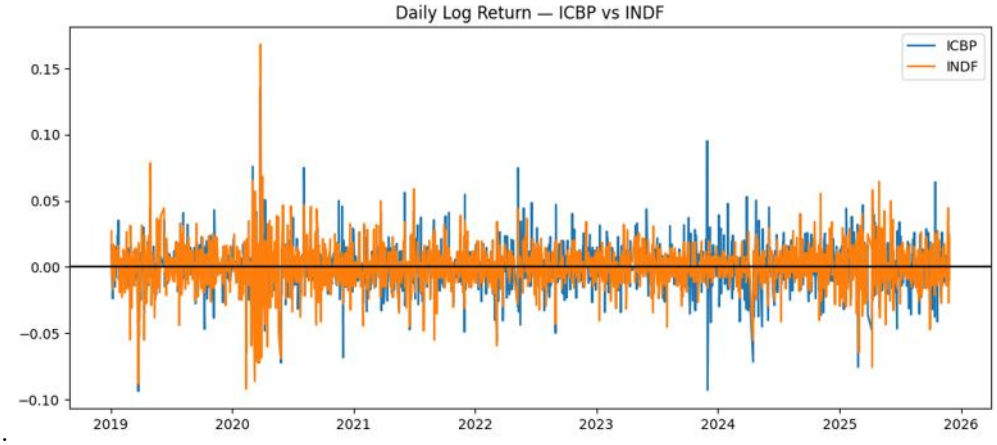
Analisis empiris diawali dengan menelaah perilaku data harga penutupan harian (*daily closing price*) saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) dan PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) periode 2 Januari 2019 hingga 27 November 2025. Periode pengamatan ini mencakup fase prapandemi, turbulensi krisis kesehatan global, serta pemulihan ekonomi pascapandemi yang merepresentasikan dinamika pasar yang heterogen. Sebelum dilakukan pemodelan ekonometrika, data harga ($P_t$) ditransformasi menjadi imbal hasil logaritmik ($r_t = \ln(P_t/P_{t-1})$) guna menstabilkan varians dan mendekati asumsi distribusi normal.




Gambar 1. Grafik Pergerakan Harga Penutupan Saham ICBP dan INDF (2019-2025)

Visualisasi pada Gambar 1 menunjukkan dinamika pergerakan harga saham ICBP dan INDF selama periode pengamatan. Kedua saham memperlihatkan perubahan harga yang cukup signifikan, termasuk penurunan tajam pada awal tahun 2020 yang bertepatan dengan merebaknya pandemi COVID-19. Pergerakan tersebut mengindikasikan adanya perubahan kondisi pasar selama periode tersebut. Namun, keberadaan *structural break* perlu dikonfirmasi melalui pengujian formal. Setelah penurunan tersebut, harga saham menunjukkan pola pemulihan, meskipun pergerakannya tetap berfluktuasi. Secara visual, pola harga pada tingkat (*level*) menunjukkan kecenderungan yang tidak stasioner. Kondisi ini perlu dikonfirmasi melalui uji akar unit *Augmented Dickey–Fuller* (ADF).

Selanjutnya, karakteristik volatilitas diamati melalui grafik *log return* untuk mengidentifikasi pola fluktuasi dan kemungkinan pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*). Analisis ini menjadi tahap awal untuk mengevaluasi karakteristik data sebelum dilakukan pemodelan volatilitas menggunakan ARIMA–GARCH.




Gambar 2. Fluktuasi Log Return dan Fenomena Volatility Clustering

Grafik *return* pada Gambar 2 mengonfirmasi keberadaan salah satu fakta tergaya (*stylized facts*) dalam data keuangan, yaitu fenomena pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*). Terlihat bahwa periode dengan fluktuasi harga yang ekstrem (amplitudo besar) cenderung berkelompok dengan periode fluktuasi besar lainnya, dan sebaliknya. Pola ini memberikan bukti visual yang kuat bahwa varians data tidak konstan sepanjang waktu (*heteroskedastisitas*), sehingga penggunaan model volatilitas dinamis seperti GARCH menjadi relevan dibandingkan metode standar deviasi konvensional.

Tabel 1. Hasil Uji Stasioneritas Data (ADF Test)

| Saham | ADF Statistic | p-value | Nilai Kritis | Keputusn |
|---|---|---|---|---|
| ICBP | -15.8263 | 1.0063 | 5% | Stasioner |
| INDF | -23.6711 | 0.0000 | 5% | Stasioner |

Hasil pengujian pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai statistik ADF untuk saham ICBP adalah sebesar -15.8263 dan untuk INDF sebesar -23.6711. Kedua nilai statistik ini jauh lebih kecil (lebih negatif) dibandingkan nilai kritis MacKinnon pada taraf signifikansi 5% sebesar -2.863. Dengan nilai probabilitas (*p-value*) sebesar 0.0000 ($< 0{,}05$), maka terdapat cukup bukti statistik untuk menolak hipotesis nol. Kesimpulannya, data *log return* kedua saham telah stasioner pada tingkat level ($I(0)$) dan memenuhi syarat untuk dilanjutkan ke tahap pemodelan ARIMA).

***B. Penentuan Model Terbaik (ARIMA)***

Setelah data dipastikan stasioner, langkah selanjutnya adalah membangun model rata-rata (mean model) menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Penentuan model terbaik didasarkan pada prinsip parsimoni, yaitu memilih kombinasi ordo (p,d,q) yang menghasilkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) paling minimum.

Tabel 2. Evaluasi Model ARIMA Terbaik untuk ICBP

| Model | AIC |
|---|---|
| ARIMA(0,0,0) | -8807.8384 |
| ARIMA(0,0,1) | -8824.1510 |
| ARIMA(0,0,2) | -8824.9506 |
| ARIMA(1,0,0) | -8822.5352 |
| ARIMA(1,0,1) | -8824.0687 |
| ARIMA(1,0,2) | -8824.5757 |
| ARIMA(2,0,0) | -8825.2843 |
| ARIMA(2,0,1) | -8825.6627 |
| ARIMA(2,0,2) | -8822.4781 |

Berdasarkan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) pada Tabel 2, model ARIMA (2,0,1) terpilih sebagai model terbaik untuk saham ICBP dengan nilai AIC terendah sebesar -8825,6627. Hasil ini menunjukkan bahwa, di antara model kandidat yang diuji, ARIMA (2,0,1) memberikan keseimbangan terbaik antara kesesuaian model dan kompleksitas berdasarkan kriteria AIC. Dengan demikian, model tersebut lebih diprioritaskan dibandingkan model kandidat lainnya, seperti ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,0), untuk digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

Tabel 3. Evaluasi Model ARIMA Terbaik untuk INDF

| Model | AIC |
|---|---|
| ARIMA(0,0,0) | -8720.9717 |
| ARIMA(0,0,1) | -8735.3185 |
| ARIMA(0,0,2) | -8745.3164 |
| ARIMA(1,0,0) | -8732.7296 |
| ARIMA(1,0,1) | -8748.7689 |
| ARIMA(1,0,2) | -8744.1310 |
| ARIMA(2,0,0) | -8742.0711 |
| ARIMA(2,0,1) | -8745.0568 |
| ARIMA(2,0,2) | -8746.6723 |

Pada saham INDF, hasil perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) pada Tabel 3 menunjukkan bahwa model ARIMA(1,0,1) merupakan model terbaik dengan nilai AIC terendah sebesar -8748,7689. Model ini dipilih karena memberikan keseimbangan terbaik antara kesesuaian model dan kompleksitas berdasarkan kriteria AIC dibandingkan model kandidat lainnya.

Setelah model terbaik untuk masing-masing saham ditentukan, tahap selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter untuk memperoleh nilai koefisien model serta menguji signifikansinya secara statistik. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah parameter yang diestimasi memberikan kontribusi yang signifikan dalam menjelaskan dinamika *return* saham. Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter selanjutnya digunakan sebagai dasar untuk mengevaluasi kelayakan model sebelum analisis dilanjutkan ke pengujian efek ARCH dan pemodelan volatilitas menggunakan GARCH.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model ARIMA(2,0,1) ICBP

| Parameter | Koefisien | Std. Error | z-Statistic | p-Value |
|---|---|---|---|---|
| const | -0.0001 | 0.000 | -0.318 | 0.750 |
| AR(1) | -0.5832 | 0.270 | -2.159 | 0.031 |
| AR(2) | -0.1003 | 0.027 | -3.686 | 0.000 |
| MA(1) | 0.4796 | 0.273 | 1.754 | 0.079 |
| sigma² | 0.0003 | 5.56E-06 | 52.993 | 0.000 |

Hasil estimasi menunjukkan bahwa parameter AR dan MA pada model ARIMA(2,0,1) untuk saham ICBP signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 5% ($p < 0{,}05$). Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 4, persamaan model ARIMA(2,0,1) diperoleh dengan memasukkan koefisien parameter ke dalam spesifikasi model. Koefisien AR(1) dan AR(2) berturut-turut sebesar $-0{,}58$ dan $-0{,}10$ menunjukkan hubungan negatif antara imbal hasil (*return*) saat ini dengan imbal hasil pada dua periode sebelumnya. Sementara itu, koefisien MA(1) sebesar $+0{,}47$ mengindikasikan kontribusi positif dari residual pada satu periode sebelumnya. Dengan demikian, model tersebut mampu menggambarkan dinamika imbal hasil saham ICBP melalui kombinasi pengaruh nilai imbal hasil dan residual masa lalu.

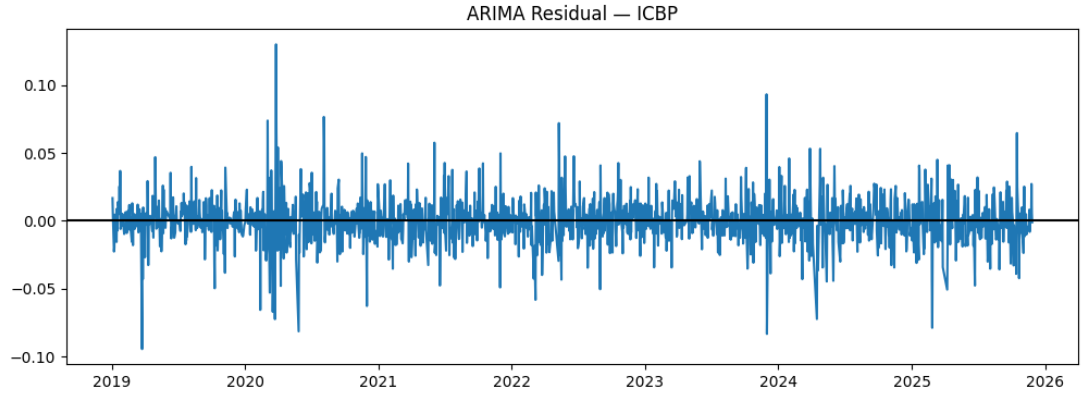
Tabel 5. Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,1) — INDF

| Parameter | Koefisien | Std. Error | z-Statistic | p-Value |
|---|---|---|---|---|
| const | -1.8e-06 | 0.000 | -0.005 | 0.996 |
| AR(1) | -0.5950 | 0.056 | 10.548 | 0.000 |
| MA(1) | -0.6957 | 0.052 | -13.290 | 0.000 |
| sigma² | 0.0003 | 5.4e-06 | 57.228 | 0.000 |

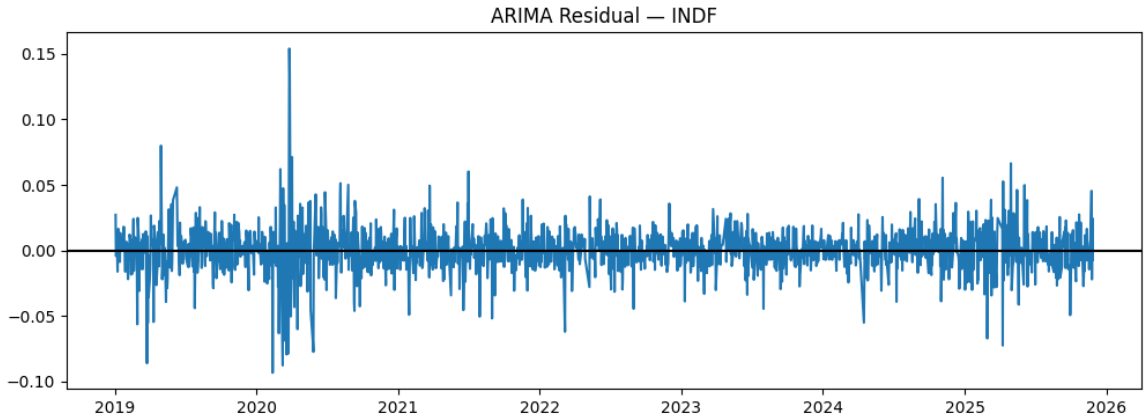
Hasil estimasi menunjukkan bahwa parameter AR dan MA pada model ARIMA(1,0,1) untuk saham INDF signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 5% ($p < 0{,}05$). Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 5, persamaan model ARIMA(1,0,1) diperoleh dengan memasukkan koefisien parameter ke dalam spesifikasi model. Koefisien AR(1) sebesar $-0{,}59$ menunjukkan hubungan negatif antara imbal hasil (*return*) saat ini dengan imbal hasil pada satu periode sebelumnya, sedangkan koefisien MA(1) sebesar $-0{,}69$ mengindikasikan kontribusi negatif dari residual pada satu periode sebelumnya. Hasil ini menggambarkan bahwa dinamika imbal hasil saham INDF dipengaruhi oleh imbal hasil dan residual masa lalu. Meskipun koefisien AR(1) yang bernilai negatif dapat mengindikasikan kecenderungan pembalikan arah imbal hasil, keberadaan pola pembalikan rata-rata (*mean reversion*) yang kuat tidak dapat disimpulkan hanya berdasarkan tanda koefisien tersebut, melainkan perlu ditinjau bersama karakteristik model serta hasil diagnostik lainnya.

### *C. Diagnostik Residual dan Deteksi Heteroskedastisitas*

Pemeriksaan diagnostik terhadap residual model dilakukan untuk memverifikasi asumsi white noise dan mendeteksi adanya informasi volatilitas yang tertinggal.




Gambar 3. Plot Residual Model ARIMA(2,0,1) ICBP




Gambar 4. Plot Sisaan (Residual) Model ARIMA(1,0,1) INDF

Visualisasi residual pada Gambar 3 dan 4 menunjukkan bahwa meskipun rata-rata *error* mendekati nol, varians atau sebaran datanya masih berfluktuasi secara signifikan. Terlihat pola melebar pada periode krisis dan menyempit pada periode tenang, yang merupakan indikasi visual adanya heteroskedastisitas. Untuk memvalidasi hal ini secara formal, dilakukan uji statistik *ARCH-Lagrange Multiplier* (ARCH-LM).

Tabel 6. Hasil Uji ARCH — ICBP & INDF

| Saham | LM Statistic | p-value |
|---|---|---|
| ICBP | 4.78e-24 | 0.000 |
| INDF | 1.59e-72 | 0.000 |

Hasil uji ARCH-LM pada Tabel 6 menunjukkan nilai probabilitas yang sangat kecil dan signifikan yaitu $p - value < 0.05$ untuk kedua saham dengan saham ICBP= $4.78 \times 10^{-24}$, INDF= $1.59 \times 10^{-72}$. Hal ini membuktikan secara meyakinkan bahwa hipotesis nol (homoskedastisitas) ditolak. Residual model ARIMA masih mengandung efek ARCH atau volatilitas yang berubah-ubah, sehingga pemodelan wajib dilanjutkan dengan metode GARCH untuk menangkap dinamika risiko tersebut.

***D. Pemilihan dan Estimasi Model Volatilitas Dinamis (GARCH)***

Pemodelan varians residual yang teridentifikasi heteroskedastis dilakukan melalui seleksi model GARCH (p,q) optimal. Evaluasi mencakup beberapa kombinasi ordo, yakni GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,1), dan GARCH(2,2). Kriteria pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai Akaike Information Criterion (AIC) yang paling minimum, mengindikasikan efisiensi model dalam menangkap volatilitas data.

Tabel 7. Pemilihan Model GARCH Berdasarkan AIC Saham ICBP

| Model | AIC |
|---|---|
| GARCH(1,1) | -9034.10 |
| GARCH(1,2) | -9030.02 |
| GARCH(2,1) | -9016.38 |
| GARCH(2,2) | -9013.34 |

Berdasarkan evaluasi kriteria informasi, model GARCH(1,1) terpilih sebagai spesifikasi terbaik. Model GARCH(1,1) menghasilkan nilai AIC terendah sebesar -9034.10, mengungguli model alternatif lain.

Tabel 8. Pemilihan Model GARCH Berdasarkan AIC Saham INDF

| Model | AIC |
|---|---|
| GARCH(1,1) | -9092.07 |
| GARCH(1,2) | -9089.78 |
| GARCH(2,1) | -9079.98 |
| GARCH(2,2) | -9079.20 |

Hasil pemilihan model volatilitas menunjukkan bahwa GARCH(1,1) merupakan model terbaik untuk saham INDF dengan nilai AIC terendah sebesar -9092,07. Model ini dipilih karena memberikan keseimbangan terbaik antara kesesuaian model dan kompleksitas berdasarkan kriteria AIC dibandingkan dengan model kandidat lainnya.

Selanjutnya, estimasi parameter model GARCH(1,1) dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik volatilitas saham INDF. Estimasi ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh kuadrat residual periode sebelumnya dan varians bersyarat periode sebelumnya terhadap volatilitas saat ini. Hasil estimasi parameter kemudian dievaluasi berdasarkan signifikansi statistik dan karakteristik model untuk menilai kelayakannya dalam merepresentasikan dinamika volatilitas *return* saham INDF.

Tabel 9. Estimasi Parameter Model GARCH(1,1) ICBP

| Parameter / Kriteria | Koefisien | Std. Error | t-Statistic | p-Value |
|---|---|---|---|---|
| $\mu$ | 3.5321e-04 | 3.616e-04 | 0.977 | 0.329 |
| $\omega$ | 8.8334e-05 | 1.774e-05 | 4.979 | 6.389e-07 |
| $\alpha_1$ | 0.1998 | 4.866e-02 | 4.107 | 4.014e-05 |
| $\beta_1$ | 0.4993 | 8.221e-02 | 6.074 | 1.248e-09 |
| AIC | -9034.10 | — | — | — |
| BIC | -9012.41 | — | — | — |
| Log-Likelihood | 4521.05 | — | — | — |

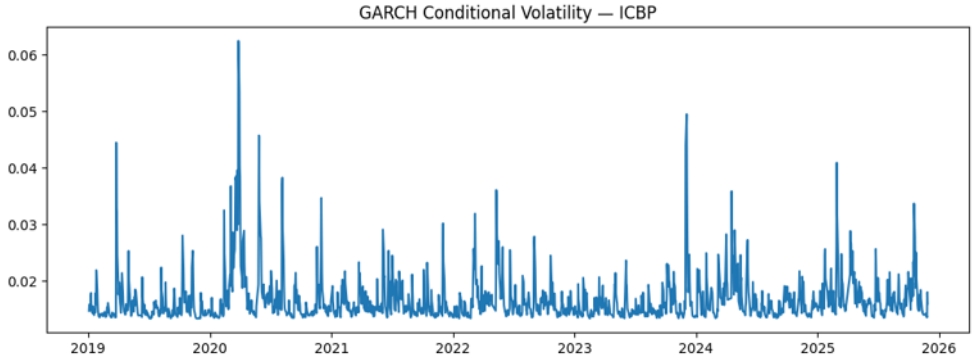
Hasil estimasi menunjukkan signifikansi statistik pada seluruh koefisien varians $(\omega, \alpha, \beta)$ dengan $p < 0.05$. Persamaan volatilitas kondisional $(\sigma_t^2)$ yang terbentuk yaitu $\sigma_t^2 = 0.00035 + 0.1998\epsilon_{t-1}^2 + 0.4993\sigma_{t-1}^2$. Penjumlahan koefisien ARCH dan GARCH ($\alpha + \beta$ = 0.1998 + 0.4993) menghasilkan nilai persistensi sebesar 0.6991, mengindikasikan persistensi volatilitas yang moderat.

Tabel 10. Estimasi Model GARCH(1,1) — INDF

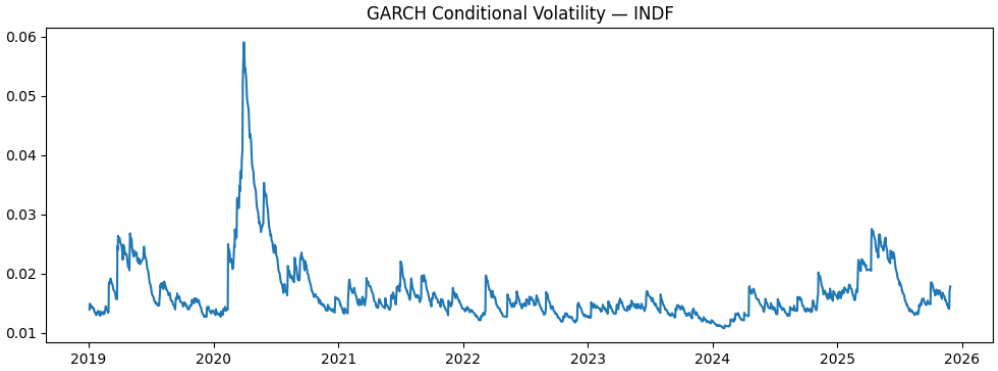
| Parameter / Kriteria | Koefisien | Std. Error | t-Statistic | p-Value |
|---|---|---|---|---|
| $\mu$ | 4.0491e-05 | 3.537e-04 | 0.114 | 0.909 |
| $\omega$ | 6.1848e-06 | 1.915e-06 | 3.230e+06 | 0.000 |
| $\alpha_1$ | 0.0500 | 4.822e-04 | 103.683 | 0.000 |
| $\beta_1$ | 0.9300 | 0.003568 | 260.644 | 0.000 |
| AIC | -9092.07 | — | — | — |
| BIC | -9070.39 | — | — | — |
| Log-Likelihood | 4550.03 | — | — | — |

Pada tabel diatas hasil estimasi menunjukkan signifikansi statistik pada seluruh koefisien varians $(\omega, \alpha, \beta)$ dengan $p < 0.05$. Persamaan volatilitas kondisional $(\sigma_t^2)$ yang terbentuk yaitu $\sigma_t^2 = 0.00004 + 0.0500\epsilon_{t-1}^2 + 0.9300\sigma_{t-1}^2$. Penjumlahan koefisien ($\alpha + \beta$ =0.0500+0.9300) menghasilkan nilai persistensi

0.9800. Nilai yang mendekati satu ini merefleksikan karakteristik long memory process, di mana efek guncangan pasar bersifat persisten dalam jangka panjang.




Gambar 5. Volatilitas Bersyarat GARCH ICBP




Gambar 6. Volatilitas Bersyarat GARCH INDF

Visualisasi volatilitas kondisional menguatkan hasil estimasi parameter. Gambar 6 memperlihatkan pola volatilitas yang lebih persisten dibandingkan Gambar 5 di mana lonjakan volatilitas pada ICBP cenderung meluruh lebih cepat kembali ke nilai rata-ratanya.

### *E. Analisis Risiko Historis (Value at Risk)*

Validasi model dilanjutkan dengan kuantifikasi risiko pasar menggunakan metode Value at Risk (VaR) parametrik pada tingkat kepercayaan 95%. Estimasi ini bertujuan untuk mengukur potensi kerugian maksimum harian yang diekspektasikan berdasarkan volatilitas historis selama periode pengamatan.

Tabel 11. Nilai Daily Value at Risk 95% Saham ICBP dan INDF

| Saham | $\widehat{VaR}_{95}$ |
|---|---|
| ICBP | -0.0286 |
| INDF | -0.0292 |

Hasil perhitungan pada Tabel 11 menunjukkan adanya perbedaan estimasi risiko antara saham ICBP dan INDF. Saham ICBP memiliki rata-rata VaR harian sebesar -0,0286, sedangkan saham INDF sebesar -0,0292. Pada tingkat kepercayaan 95%, nilai tersebut menunjukkan estimasi kuantil *return* pada ekor kiri distribusi. Dengan konvensi pelaporan VaR sebagai besaran kerugian positif, kedua nilai tersebut masing-masing merepresentasikan estimasi risiko sebesar 2,86% dan 2,92% dari nilai investasi untuk horizon harian, dengan asumsi dan spesifikasi model yang digunakan dalam penelitian.

Perbedaan estimasi risiko antara kedua saham adalah sebesar 0,0006 atau 6 basis poin. Hasil ini menunjukkan bahwa saham INDF memiliki estimasi risiko harian yang sedikit lebih tinggi dibandingkan saham ICBP berdasarkan ukuran VaR yang digunakan. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian Tarno et al. (2021), yang membahas penerapan model ARMA–GARCH dan VaR pada saham INDF dan ICBP. Meskipun demikian, perbedaan nilai VaR ini belum cukup untuk menyimpulkan bahwa volatilitas kedua saham bersifat struktural dan persisten atau bahwa perbedaan tersebut disebabkan oleh faktor tertentu, seperti volatilitas harga komoditas global dan karakteristik permintaan produk. Kesimpulan tersebut memerlukan analisis tambahan dan bukti empiris yang relevan.

Dari sisi metodologis, penggunaan GARCH memungkinkan estimasi varians bersyarat yang berubah dari waktu ke waktu, sehingga dapat merepresentasikan dinamika volatilitas *return* yang tidak konstan. Namun, hasil ini belum membuktikan bahwa model GARCH lebih unggul dibandingkan metode Simulasi Historis yang dibahas oleh Sultra et al. (2021), karena perbandingan kinerja kedua metode perlu dilakukan menggunakan data, horizon, tingkat kepercayaan, dan prosedur evaluasi yang sebanding. Demikian pula, hasil VaR yang

diperoleh belum cukup untuk mengonfirmasi atau mengoreksi asumsi diversifikasi dalam penelitian Farikha et al. (2024), yang menggunakan pendekatan GARCH-Copula untuk mengestimasi risiko portofolio.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa saham INDF memiliki estimasi risiko harian yang lebih tinggi daripada saham ICBP berdasarkan nilai VaR yang diperoleh. Temuan ini dapat menjadi salah satu pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi. Namun, penilaian mengenai kelayakan saham sebagai instrumen diversifikasi atau lindung nilai perlu mempertimbangkan korelasi dan ketergantungan antaraset, karakteristik portofolio, serta hasil evaluasi model VaR.

## 5. CONCLUSION

Penelitian ini menunjukkan bahwa return saham ICBP dan INDF bersifat fluktuatif dan memiliki karakteristik volatilitas yang berubah dari waktu ke waktu. Hasil uji stasioneritas menunjukkan bahwa kedua seri return bersifat stasioner. Pemodelan rata-rata return menghasilkan model ARIMA(2,0,1) untuk ICBP dan ARIMA(1,0,1) untuk INDF. Selanjutnya, hasil uji ARCH-LM menunjukkan adanya efek heteroskedastisitas pada residual, sehingga pemodelan volatilitas dilanjutkan menggunakan GARCH. Model GARCH(1,1) terpilih sebagai model volatilitas terbaik untuk kedua saham berdasarkan kriteria pemilihan model yang digunakan.

Hasil estimasi VaR pada tingkat kepercayaan 95% menunjukkan bahwa saham INDF memiliki rata-rata risiko harian sebesar 2,92%, sedangkan ICBP sebesar 2,86%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa estimasi risiko harian INDF sedikit lebih tinggi dibandingkan ICBP. Hasil uji Kupiec menunjukkan bahwa model VaR memenuhi kriteria unconditional coverage berdasarkan pengujian yang dilakukan. Namun, hasil ini tidak secara langsung membuktikan akurasi model dalam seluruh aspek pengukuran risiko.

Secara keseluruhan, pendekatan ARIMA–GARCH dapat digunakan untuk memodelkan dinamika return dan volatilitas serta mendukung estimasi risiko saham ICBP dan INDF. Berdasarkan hasil VaR, INDF memiliki estimasi risiko kerugian harian yang lebih tinggi daripada ICBP. Temuan ini dapat menjadi bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi, dengan tetap memperhatikan keterbatasan model dan kondisi pasar yang dapat berubah.

## REFERENCES


Adellara Mutya R., Maiyastri, & Asdi, Y. (2019). Penentuan portofolio dan value at risk menggunakan model ARMA-GARCH. *Jurnal Matematika UNAND, 8*(1), 1–8. https://doi.org/10.25077/jmu.8.1.1-8.2019

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

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

Christoffersen, P. F. (1998). Evaluating interval forecasts. *International Economic Review, 39*(4), 841–862.

Damayanti, E. N. C., & Kuswanto, H. (2019). Analisis risiko pada return saham perusahaan asuransi menggunakan metode VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi, 16*(1), 40–50. https://doi.org/10.20956/jmsk.v16i1.6197

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica, 50*(4), 987–1007. https://doi.org/10.2307/1912773

Farikha, A. N., Rusgiyono, A., & Wuryandari, T. (2024). Estimasi risiko portofolio saham menggunakan metode value-at-risk (VaR) dengan pendekatan GARCH-Copula. *Jurnal Gaussian, 13*(1), 328–338. https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.328-338

Kupiec, P. H. (1995). Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *The Journal of Derivatives, 3*(2), 73–84. https://doi.org/10.3905/jod.1995.407942

Sultra, I. W. E., Katili, M. R., & Payu, M. R. F. (2021). Metode simulasi historis untuk perhitungan nilai value at risk pada portofolio dengan model Markowitz. *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi, 9*(2). https://doi.org/10.34312/euler.v9i2.11518

Tarno, T., Trimono, T., Maruddani, D. A. I., Wilandari, Y., & Utami, R. S. (2021). Risk assessment of stocks portfolio through ensemble ARMA-GARCH and value at risk (case study: INDF.JK and ICBP.JK stock price). *Media Statistika, 14*(2), 125–136. https://doi.org/10.14710/medstat.14.2.125-136

Trimono, T., & Agista, F. (2021). Model ARMA-GARCH prediksi value-at-risk pada saham PT. Astra Agro Lestari.Tbk. *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA), 2*, 116–121. https://doi.org/10.33005/santika.v2i0.127