

Analisis Model Volatilitas ARCH/GARCH untuk Mengestimasi *Value at Risk* pada Data Saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP)

Muhammad Nusrang¹, Muhammad Fahmuddin S², Dhiya Izdihar Haryadi³

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Kata Kunci: ARIMA, ARCH,
Value at Risk, Volatilitas, Saham
ICBP

Abstrak:

Dalam data *time series* keuangan, volatilitas cenderung tinggi dan ditandai dengan fluktuasi besar, yaitu periode volatilitas tinggi diikuti periode rendah, kemudian kembali meningkat, atau dikenal sebagai masalah heteroskedastisitas. Pemodelan ARIMA Box-Jenkins tidak lagi valid sehingga diperlukan metode alternatif seperti ARCH/GARCH. Penelitian ini bertujuan memodelkan volatilitas harga penutupan saham PT ICBP menggunakan ARCH/GARCH serta mengestimasi nilai risiko investasi dengan *Value at Risk* (VaR). Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) merupakan model terbaik dalam menggambarkan volatilitas saham dengan parameter signifikan dan akurasi peramalan yang cukup baik (MAPE = 5,8%). Estimasi VaR dengan simulasi historis menunjukkan potensi kerugian maksimum harian untuk investasi Rp10.000.000,00 sebesar Rp534,48 pada tingkat keyakinan 90%, Rp541,17 pada 95%, dan Rp546,54 pada 99%. Temuan ini memberikan gambaran jelas mengenai risiko harian yang dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi pada saham ICBP.

1. Pendahuluan

Dalam kaitannya dengan pasar modal, investasi adalah kegiatan untuk menanamkan modal ke dalam bentuk aset tertentu agar nilai aset yang lebih besar dibandingkan saat awal menanamkan modal (Santoso *et al.*, 2023). Dalam proses investasi, ada tiga pertimbangan, yaitu: (1) tingkat pengembalian (*rate of return*); (2) tingkat risiko (*rate of risk*), dan (3) ketersediaan dana untuk investasi. *Risk* dan *return* memiliki hubungan yang searah dan linear. Artinya, semakin tinggi risiko yang akan ditanggung investor maka semakin tinggi pula tingkat pengembalian yang diharapkan (*expected return*), sehingga sangat penting bagi investor untuk melakukan analisis risiko (Lubis, 2016). Sektor produk konsumen primer adalah salah satu yang mudah mendapatkan dana dari investor karena memainkan peran penting dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia dan dianggap memiliki potensi untuk meningkatkan nilai perusahaan karena produknya yang konsumtif. Namun, dari tahun 2016 hingga 2020, nilai perusahaan dalam sektor ini cenderung fluktuatif (Susanty & Pangestuti, 2022). Salah satu perusahaan dalam sektor ini adalah PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP).

Dalam data *time series* di bidang keuangan cenderung memiliki volatilitas tinggi. Hal ini ditandai dengan fluktuasi yang besar, di mana periode fluktuasi tinggi diikuti oleh periode fluktuasi rendah, dan kemudian kembali tinggi (Widarjono, 2005). Dengan kata lain, data semacam ini mengandung masalah heteroskedastisitas. Semakin tinggi volatilitas, semakin besar pula kemungkinan untuk meraih keuntungan atau mengalami kerugian. Peningkatan volatilitas di pasar keuangan selama dekade terakhir mendorong peneliti, praktisi, dan regulator untuk merancang dan mengembangkan alat ukur dalam manajemen risiko (Hertati & Saluza, 2017). Volatilitas adalah teori yang terkait dengan pengukuran risiko. Ini berkaitan dengan cara menggunakan informasi untuk mengukur risiko sehingga dapat

* Corresponding author.

E-mail address: muh.nusrang@unm.ac.id



dilakukan peramalan dan evaluasi tentang kinerja saham suatu perusahaan atau pasar modal secara keseluruhan (Lim & Sek, 2013).

Untuk memodelkan perilaku data keuangan, analisis deret waktu (*time series*) merupakan pendekatan yang umum digunakan. *Time series* adalah kumpulan data yang diamati pada waktu yang berbeda, biasanya secara berurutan. Analisis *time series* adalah alat yang ampuh yang dapat digunakan untuk memecahkan berbagai masalah (Box *et al.*, 2015). Dengan adanya unsur heteroskedastisitas, pemodelan dan peramalan yang dilakukan dengan menggunakan ARIMA Box Jenkins tidak valid lagi. Akibatnya, perlu digunakan metode alternatif untuk memodelkan volatilitas data dengan menggunakan pemodelan ARCH dan GARCH (Nursalam, 2011). Salah satu metode analisis deret waktu diperkenalkan pada tahun 1982 oleh Engle yaitu model ARCH untuk mengatasi heteroskedastisitas dalam data *time series*. Model ARCH memiliki beberapa kelemahan, seperti kurangnya fleksibilitas, sensitivitas terhadap *outlier*, dan permasalahan dalam pemilihan *lag*. Model ini kemudian dikembangkan oleh Bollerslev pada tahun 1986 menjadi model GARCH yang lebih fleksibel dan akurat. Bollerslev menggunakan GARCH dalam mengukur kurs dan indeks harga saham. Model ini menggabungkan dua konsep: autoregresi dan heteroskedastisitas kondisional (Enders, 1995).

Analisis risiko melalui *Value at Risk* (VaR) mengukur risiko atau kerugian maksimum yang mungkin terjadi pada suatu investasi dalam periode waktu dan tingkat kepercayaan tertentu. Sejak pengenalaannya pada tahun 1994 oleh J.P. Morgan Riskmetrics, metode VaR merupakan metode yang sangat populer dan cukup baik untuk digunakan karena kesederhanaan dan kemampuan implementasinya dalam berbagai metodologi statistika (Situngkir, 2006). Model ARCH dan GARCH juga digunakan dalam perhitungan VaR karena mampu menangkap karakteristik volatilitas yang berubah-ubah dari data *return* keuangan. Seperti dijelaskan oleh Tsay (2005), volatilitas pasar tidak bersifat konstan, melainkan menunjukkan pola *volatility clustering*. Dengan memodelkan varians bersyarat berdasarkan informasi historis, model ARCH/GARCH dapat menghasilkan estimasi volatilitas yang lebih akurat dan responsif terhadap kondisi pasar terkini. Estimasi volatilitas ini kemudian digunakan dalam perhitungan VaR untuk mengukur potensi kerugian dalam suatu periode tertentu dengan tingkat kepercayaan yang telah ditentukan. Oleh karena itu, model ARCH/GARCH dapat dikombinasikan dengan VaR karena keduanya saling melengkapi: model volatilitas menyediakan estimasi variansi bersyarat, sedangkan VaR mengkuantifikasi potensi kerugian sehingga cukup efektif dalam manajemen risiko keuangan.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas model ini. Misalnya, Sulisti & Nusantara (2024) menemukan bahwa pada analisis volatilitas dan risiko saham ketiga perusahaan sektor energi tersebut terdapat fenomena ARCH (1) dan GARCH (1,1), sementara Ramayanti *et al.* (2023) melakukan peramalan volatilitas serta estimasi VaR dengan pemodelan ARCH-GARCH untuk mengestimasi risiko pada data yang mengandung efek heteroskedastisitas, model GARCH (1,1) adalah model terbaik dalam memodelkan volatilitas. Namun, penelitian terkait penerapan ARCH/GARCH dalam mengestimasi VaR pada saham sektor konsumen primer di Indonesia, khususnya PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) masih terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis model volatilitas ARCH/GARCH dalam mengestimasi *Value at Risk* (VaR) pada data saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP).

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu adalah metode statistik yang digunakan untuk mengolah data pengamatan yang terurut berdasarkan waktu. Juga dikenal sebagai analisis *time series*, pendekatan ini umumnya dipakai untuk meramalkan nilai data di masa mendatang (Khoiri, 2023). Adapun dasar pemikiran dalam peramalan data runtun waktu yaitu pengamatan di waktu sekarang (Z_t) yang tersedia, digunakan untuk memperkirakan nilai pengamatan pada waktu yang akan datang (Z_{t+l}). Dimana hal ini dapat memberikan dasar untuk (1) perencanaan ekonomi dan bisnis (2) perencanaan produksi, (3) inventaris dan kontrol produksi, dan (4) kontrol dan optimalisasi proses industry (Box *et al.*, 2015).

2.2 ARIMA Box-Jenkins

Model ARIMA (juga dikenal sebagai model Box-Jenkins) adalah model yang sangat kuat dan fleksibel untuk analisis dan perkiraan deret waktu (Montgomery *et al.*, 2008). Secara umum dituliskan dengan notasi "ARIMA (p, d, q)"

terdiri dari dua aspek, yaitu aspek *autoregresif* (AR) dan *moving average* (MA). Diagram ACF dan PACF untuk membantu menentukan model ARIMA yang sesuai untuk peramalan. Setelah melakukan estimasi perlu dilakukan uji kelayakan model atau biasa disebut *diagnostic checking*, diantaranya uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model (uji asumsi residual *white noise* dan uji asumsi distribusi normal) (Aswi & Sukarna, 2006). Pemilihan model terbaik dengan pendekatan in sample dapat menggunakan kriteria AIC (*Akaike's Information Criterion*) dengan nilai terkecil (Box et al., 2015).

2.3 Volatilitas

Data di bidang finansial dan bisnis umumnya memiliki volatilitas yang tinggi, yang membuatnya sulit untuk diperkirakan (Ramayanti et al., 2023). Volatilitas tinggi ini ditunjukkan oleh periode fluktuasi yang relatif tinggi, yang diikuti oleh periode fluktuasi yang rendah dan kemudian kembali tinggi. Dengan kata lain, data ini memiliki varian dan rata-rata yang tidak konstan. Variabilitas ini disebabkan oleh fakta bahwa volatilitas pasar finansial sangat sensitif terhadap perubahan yang terjadi pada faktor ekonomi (Widarjono, 2005). Volatilitas tidak dapat diamati secara langsung, volatilitas memiliki beberapa karakteristik salah satunya yang biasa terlihat dalam pengembalian aset yaitu terdapat kelompok volatilitas (*volatility clustering*). Model ARCH/GARCH secara khusus dirancang untuk menangani fenomena *volatility clustering*, yaitu kecenderungan perubahan harga besar diikuti oleh perubahan besar lainnya, dan sebaliknya (Tsay, 2005). Secara umum volatilitas di pasar keuangan mencerminkan tingkat risiko yang dihadapi investor karena menggambarkan fluktuasi pergerakan harga saham dan ketidakpastian yang dimiliki investor. Hal ini menyebabkan minat investor untuk berinvestasi menjadi tidak stabil (Megawati et al., 2020).

2.4 Uji ARCH-LM

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan heteroskedastisitas, khususnya untuk mendeteksi ada tidaknya efek ARCH atau GARCH dalam variansi residual (Sukartini, 2022). Efek ARCH untuk menguji apakah terdapat hubungan antar kuadrat residual a_t^2 . Uji ini sama halnya dengan meregresikan kuadrat residual ke- t sampai ke $t-k$ ($k = \text{lag maksimum}$) dimana ε_t dinotasikan sebagai *error term* dengan rumus sebagai berikut (Tsay, 2005):

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_k a_{t-k}^2 + \varepsilon_t$$

Hipotesis:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_k = 0 \text{ (tidak ada efek ARCH)}$$

$$H_1: \text{Minimal ada satu } \alpha_k \neq 0 \text{ (terdapat efek ARCH)}$$

Statistik uji:

$$LM = \frac{\frac{(SSR_0 - SSR_1)}{k}}{\frac{SSR_1}{(n - 2k - 1)}}$$

dengan

$$n = \text{Banyaknya data}$$

$$SSR_0 = \sum_{t=k+1}^n (a_t^2 - \bar{\omega})^2;$$

$$\bar{\omega} = \frac{\sum_{t=1}^n a_t^2}{n} = \text{rata-rata sampel dari } a_t^2;$$

$$SSR_1 = \sum_{t=k+1}^n \hat{\varepsilon}_t^2; \text{ dimana } \hat{\varepsilon}_t \text{ adalah siswa kuadrat terkecil dari regresi linier sebelumnya.}$$

2.5 Model ARCH-GARCH

Model *autoregressive conditional heteroscedastic* (ARCH) diperkenalkan oleh Engle (1982) untuk menggambarkan variabilitas yang bervariasi terhadap waktu dalam rangkaian tingkat inflasi (Box et al., 2015). Model ARCH dengan orde p dinotasikan ARCH(p) persamaan *conditional mean* dan *conditional variance* dari a_t .

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

dan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p a_{t-p}^2$$

dimana ε_t adalah urutan variabel acak independen dan terdistribusi identik (iid) dengan mean nol dan variansi 1 (Tsay, 2005).

Perpanjangan model ARCH disebut model *generalized autoregressive conditional heteroscedastic* (GARCH) yang diusulkan oleh Bollerslev (1986) dalam banyak *time series* data ekonomi dan keuangan (Box et al., 2015). Dalam model GARCH *conditional* varians terdiri atas dua komponen, yakni komponen lampau dari residual kuadrat dan komponen lampau dari *conditional* varians, secara umum model GARCH (p,q) dalam bentuk matematis sebagai berikut (Tsay, 2005).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dimana koefisiennya bersifat $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$, serta $\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (\alpha_i + \beta_j) < 1$ agar model bersifat stasioner. Sedangkan σ_t^2 adalah variansi dari residual pada waktu ke- t , α_0 adalah konstanta, α_i adalah parameter ARCH, β_j adalah parameter GARCH, a_{t-i}^2 adalah kuadran residual pada waktu ke $t-i$, dan σ_{t-j}^2 adalah variansi residual pada waktu ke $t-j$.

2.6 Return

Return adalah faktor utama yang mendorong investor untuk berinvestasi, serta merupakan imbalan atas risiko yang diambil. *Return* dari sebuah asset adalah pendapatan yang akan diperoleh dari kesempatan berinvestasi. Untuk menghitung *net return* saham dapat menggunakan rumus berikut (Tsay, 2005).

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Keterangan:

- R_t = *Return* hasil peramalan pada periode ke- t
- P_t = Harga saham hasil peramalan pada periode ke- t
- P_{t-1} = Harga saham hasil peramalan pada periode ke-($t-1$)

2.7 Value at Risk

Value at Risk adalah ukuran agregat risiko, kemungkinan kerugian terbesar yang akan dialami perusahaan dalam periode tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu pula (Tamara & Ryabtsev, 2011). Pada metode simulasi historis, distribusi keuntungan dan kerugian dibentuk dengan mensimulasikan kembali posisi portofolio saat ini terhadap perubahan faktor pasar (misalnya perubahan harga, *return*, atau suku bunga) yang benar-benar terjadi selama periode sebelumnya (Linsmeier and Pearson, 1996, dalam Holton, 2013). VaR dengan metode simulasi historis dapat dihitung dengan rumus berikut (Dimas Adrianto & Azhari Khairunnisa, 2018).

$$VaR_{(1-\alpha)} = E(R_i) - R_\alpha$$

Keterangan:

- VaR = Potensi kerugian maksimal
- $E(R_i)$ = Ekspetksi *Return* (data historis dengan metode *mean*)
- R_α = Kerugian maksimum pada α tertentu

3. Metode Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Jenis sumber data yang digunakan merupakan data sekunder. Data sekunder adalah data yang diperoleh tidak secara langsung dari objek penelitian. Peneliti mendapatkan data yang sudah jadi dari pihak lain melalui berbagai metode (Amruddin et al., 2022). Adapun data sekunder yang digunakan yaitu data harga saham harian untuk sektor barang

konsumen primer pada saat penutupan (*Closing Price*). Sumber data yang akan diteliti diambil dari situs web id.investing.com. Data penelitian diambil dari rentang tanggal 03 Januari 2022 – 30 Desember 2024, dimana setiap data terdiri dari 743 observasi.

3.2 Tahapan Penelitian

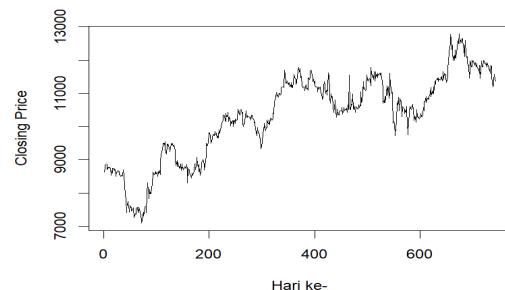
Tahapan analisis untuk mencapai tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tahap pertama adalah pemeriksaan pola data untuk melihat tren dan pola dalam data sebagai gambaran awal.
2. Melakukan uji stasioneritas dalam varians dan rata-rata dengan memperhatikan lambda Box-Cox serta uji ADF.
3. Membuat plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengidentifikasi model ARIMA sementara.
4. Menguji signifikansi estimasi parameter dari model ARIMA sementara.
5. Melakukan *diagnostic checking* (uji white noise dan uji normalitas).
6. Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.
7. Melakukan pengujian keberadaan efek ARCH dengan uji ARCH-LM dari kuadrat residual model.
8. Jika tidak terdapat efek ARCH maka dapat digunakan Model ARIMA. Namun jika terdapat efek ARCH pada data, dilakukan pembuatan plot ACF dan PACF dari residual kuadrat untuk mengidentifikasi atau menetapkan beberapa kemungkinan model ARCH/GARCH yang sesuai.
9. Menguji signifikansi estimasi parameter dari model ARCH/GARCH.
10. Melakukan peramalan volatilitas untuk data berdasarkan model ARCH/GARCH terbaik.
11. Menghitung tingkat akurasi peramalan dengan MAPE untuk hasil peramalan volatilitas model ARCH/GARCH terbaik.
12. Dari hasil peramalan tersebut kemudian dilanjutkan mencari *Value at Risk* dengan simulasi historis untuk data saham tunggal dengan tahapan sebagai berikut:
 - a) Dari data hasil peramalan kemudian dihitung nilai *return* saham.
 - b) Mengurutkan data *return* dari yang terkecil ke terbesar.
 - c) Selanjutnya menghitung nilai ekspektasi *return* dan risiko atau standar deviasi untuk data *return*.
 - d) Mencari nilai ambang batas kerugian (R_α) pada tingkat signifikansi tertentu (1%, 5% dan 10%).
 - e) Menghitung nilai VaR dengan simulasi historis pada tingkat kepercayaan (1- α).
 - f) Menghitung nilai VaR-mean dan nilai VaR dengan asumsi investor berinvestasi sebesar Rp10.000.000.
13. Merumuskan kesimpulan dari hasil analisis yang diperoleh.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Analisis Deskriptif

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa data harga saham harian PT ICBP saat penutupan (*closing price*), saham harian yang diambil dari rentang tanggal 03 Januari 2022 – 30 Desember 2024, dimana setiap data terdiri dari 743 observasi.



Gambar 1. Plot Harga Penutupan Saham ICBP Periode Januari 2022-Desember 2024

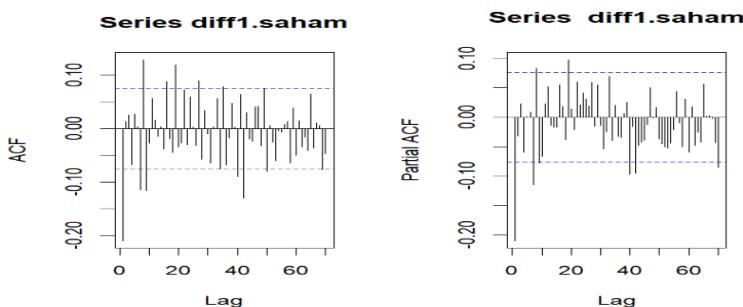
Berdasarkan Gambar 1 pada harga saham PT ICBP menunjukkan adanya tren naik serta berfluktasi dari waktu ke waktu. Adanya tren naik yang berarti rata-rata dan variansinya tidak konstan atau datanya tidak stasioner. Data juga menunjukkan bahwa adanya *volatility clustering*, yaitu keadaan dimana variabilitas data relatif tinggi selama suatu periode, kecenderungan yang sama akan muncul di kemudian hari, dan sebaliknya. Siklus heterokedastisitas terjadi ketika volatilitas tinggi pada suatu periode. Ini dapat diselesaikan dengan menggunakan model ARCH atau GARCH.

4.2 Uji Stasioneritas

Untuk melihat kestasioneran pada data dapat menggunakan uji ADF untuk stasioneritas rata-rata dan Box-Cox untuk stasioneritas variansi. Pada pengujian stasioneritas dalam variansi dengan menggunakan uji nilai lambda (λ) Box-Cox, hasil λ yang diperoleh sebesar 0,1098. Hal ini berarti data juga belum stasioner dalam variansi karena tidak mendekati 1, maka perlu dilakukan transformasi pada data. Sedangkan hasil uji ADF dengan *lag* 8 menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0,4011 dimana data tidak stasioner dalam rata-rata karena *p-value* > α (0,05). Setelah dilakukan transformasi Box-Cox pada data telah diperoleh nilai λ sebesar 0,9999 maka data sudah stasioner dalam variansi. Kemudian untuk menstasionerkan data dalam rata-rata maka perlu dilakukan tahap *differencing*, setelah dilakukan *differencing* pertama diperoleh *p-value* dari uji ADF sebesar 0,01 dimana nilai tersebut lebih kecil dari $\alpha = 5\%$ (0,05) sehingga data sudah stasioner dalam rata-rata.

4.3 Identifikasi Model ARIMA Sementara

Identifikasi model ARIMA (p,d,q) sementara dilakukan dengan menganalisis pola pada plot ACF dan PACF setelah proses *differencing*, seperti ditunjukkan sebagai berikut.



Gambar 2. (A) Plot ACF hasil *Differencing*, (B) Plot PACF hasil *Differencing*

Pada Gambar 2 menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF nya sama-sama *cut off* setelah *lag* 1. Berdasarkan plot ACF dan PACF data harga penutupan saham PT ICBP dapat diduga model ARIMA yang sesuai sebagai berikut: ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (1,1,1).

4.4 Diagnostic Checking

Uji yang dilakukan meliputi uji kesignifikanan parameter, uji asumsi residual *white noise*, dan uji asumsi berdistribusi normal. Uraian hasil pengujian tersebut disajikan sebagai berikut.

a. Uji Kesignifikanan Parameter

Model sementara dikatakan signifikan apabila parameternya memiliki nilai *p-value* lebih kecil dari $\alpha = 5\%$ (0,05). Hasil uji signifikansi parameter disajikan pada tabel berikut:

Tabel 1. Uji Kesignifikanan Parameter Model ARIMA Sementara

Model Sementara	Parameter	Estimasi Parameter	P-value	Keterangan
ARIMA (1,1,0)	ϕ_1	-0,20881	$3,54 \times 10^{-8}$	Signifikan
ARIMA (0,1,1)	θ_1	-0,210676	$1,55 \times 10^{-8}$	Signifikan
	ϕ_1	-0,091982	$6,01 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1)	θ_1	-0,123294	$4,82 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 1 hasil uji signifikansi parameter menunjukkan bahwa model yang memiliki parameter signifikan di antaranya adalah model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1).

b. Uji Asumsi Residual *White Noise*

Uji yang digunakan adalah uji Ljung-Box, dimana apabila nilai *p-value* nya lebih besar dari $\alpha = 5\%$ (0,05) maka terima H_0 atau residual data bersifat *white noise* sehingga model bersifat acak dan tidak terdapat autokorelasi. Hasil ujinya dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 2. Uji Asumsi Residual *White Noise* (Uji Ljung-Box)

Model Sementara	P-value	Residual <i>White Noise</i>
ARIMA (1,1,0)	$8,38 \times 10^{-1}$	<i>White Noise</i>
ARIMA (0,1,1)	$8,85 \times 10^{-1}$	<i>White Noise</i>

Berdasarkan hasil uji pada Tabel 2 menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari $\alpha = 5\%$ (0,05) sehingga kedua model tersebut layak digunakan karena telah bersifat acak dan tidak terdapat autokorelasi.

c. Uji Asumsi Distribusi Normal

Uji ini dilakukan untuk melihat kenormalan residual dengan menggunakan uji kolmogorov-smirnov. Hasil ujinya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov

Model Sementara	P-Value	Keterangan
ARIMA (1,1,0)	$1,27 \times 10^{-3}$	Tidak Berdistribusi Normal
ARIMA (0,1,1)	$2,03 \times 10^{-3}$	Tidak Berdistribusi Normal

Berdasarkan hasil uji normalitas residual, kedua model memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 5% sehingga dapat disimpulkan bahwa residualnya tidak berdistribusi normal. Oleh karena residual yang tidak normal ini, dapat digunakan pendekatan model ARCH/GARCH. Model ARIMA tetap digunakan untuk memodelkan pola rata-rata (*mean*) dalam data, seperti tren dan autokorelasi. Untuk memilih model ARIMA terbaik dapat dilihat dari nilai AIC terkecil.

Tabel 4. Nilai AIC

Model	Nilai AIC
ARIMA (1,1,0)	8693,43
ARIMA (0,1,1)	8693,15

Diperoleh model *mean* yaitu ARIMA (0,1,1) sebagai model ARIMA terbaik dengan nilai AIC sebesar 8693,15.

4.5 Uji Efek ARCH

Pengujian efek ARCH dilakukan dengan uji ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM). Uji ini bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan (autokorelasi) di antara kuadrat residual, yang mengindikasikan adanya efek ARCH. Berikut hasil uji ARCH-LM pada 12 lag:

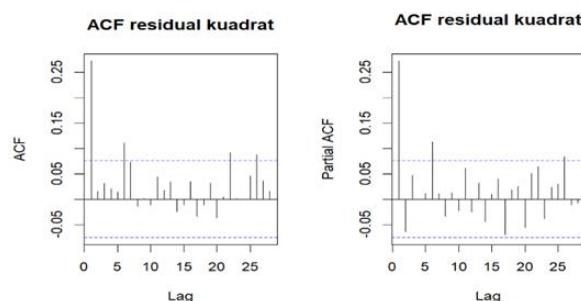
Tabel 5. Uji ARCH-LM pada 12 Lag

Uji ARCH-LM	P-value	Keterangan	Uji ARCH-LM	P-value	Keterangan
LM test lag ke 1	$7,34 \times 10^{-13}$	Signifikan	LM test lag ke 7	$4,97 \times 10^{-11}$	Signifikan
LM test lag ke 2	$1,94 \times 10^{-12}$	Signifikan	LM test lag ke 8	$1,16 \times 10^{-10}$	Signifikan
LM test lag ke 3	$6,12 \times 10^{-12}$	Signifikan	LM test lag ke 9	$3,48 \times 10^{-10}$	Signifikan
LM test lag ke 4	$3,10 \times 10^{-11}$	Signifikan	LM test lag ke 10	$8,89 \times 10^{-10}$	Signifikan
LM test lag ke 5	$1,27 \times 10^{-10}$	Signifikan	LM test lag ke 11	$8,71 \times 10^{-10}$	Signifikan
LM test lag ke 6	$1,47 \times 10^{-11}$	Signifikan	LM test lag ke 12	$1,99 \times 10^{-9}$	Signifikan

Berdasarkan nilai uji ARCH-LM pada Tabel 5, diperoleh bahwa nilai *p-value* dari *lag* 1 sampai *lag* 12 jauh lebih kecil dari $\alpha = 5\%$ (0,05), hal ini mengindikasikan bahwa residual terdapat efek ARCH sehingga lebih sesuai menggunakan model ARCH.

4.6 Identifikasi Model ARCH-GARCH

Model diidentifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF pada data residual kuadrat model ARIMA (0,1,1), yang dapat dilihat pada Gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. (A) Plot ACF Residual Kuadrat, (B) Plot PACF Residual Kuadrat Model ARIMA (0,1,1)

Berdasarkan pada Gambar 3 plot ACF dan PACF keduanya menunjukkan pola *cut off* pada *lag* 1, yaitu hanya *lag* ke-1 yang signifikan, sedangkan *lag-lag* berikutnya tidak menunjukkan signifikansi. Model yang diestimasi dalam penelitian ini meliputi ARCH (1) dan GARCH (1,1).

Tabel 6. Uji Kesignifikanan Parameter dan Nilai AIC Model ARCH-GARCH

Model	Parameter	Estimasi Parameter	P-value	Keterangan
ARCH (1)	θ_1	-0,19	$3,08 \times 10^{-4}$	Signifikan
	α_0	17960,65	$< 2 \times 10^{-16}$	Signifikan
	α_1	0,36	$4,65 \times 10^{-5}$	Signifikan
	θ_1	-0,20	$2,89 \times 10^{-5}$	Signifikan
GARCH (1,1)	α_0	11902,50	$1,85 \times 10^{-3}$	Signifikan
	α_1	0,35	$5,33 \times 10^{-4}$	Signifikan
	β_1	0,24	$1,93 \times 10^{-1}$	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 6 model yang memiliki parameter yang signifikan adalah model ARCH (1) dengan nilai AIC sebesar 12,93. Jadi, diperoleh model terbaik adalah model ARCH (1). Persamaan untuk model ARCH (1) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 \\ \sigma_t^2 &= 17960,65 + 0,36 a_{t-1}^2\end{aligned}$$

dimana σ_t^2 adalah *conditional variance* pada waktu ke- t , dengan konstanta (Intersep) atau nilai dasar dari variansi saat tidak ada guncangan/volatilitas sebelumnya sebesar 17.960,65, koefisien ARCH (1) atau α_1 nya sebesar 0,36 dan a_{t-1}^2 adalah kuadrat residual (*error*) pada waktu sebelumnya ($t-1$).

Model ARCH (1) yang diestimasi menunjukkan bahwa volatilitas pada waktu ke- t dipengaruhi oleh volatilitas pada periode sebelumnya. Nilai koefisien sebesar 0,36 menunjukkan bahwa sekitar 36% dari kuadrat residual periode sebelumnya berkontribusi terhadap volatilitas saat ini.

4.7 Peramalan dengan Model ARCH (1)

Peramalan dilakukan untuk menemukan nilai yang paling sesuai dengan model terbaik yang telah ditemukan. Tabel berikut menunjukkan nilai ramalan data harga penutupan saham PT ICBP dengan model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) untuk 74 hari periode berikutnya (diluar hari libur).

Tabel 7. Hasil Peramalan Data Testing Periode 01 Januari - 14 April 2025

No	Waktu	Peramalan
1	01 Januari 2025	11375
2	02 Januari 2025	11410,26
3	03 Januari 2025	11405,48
:	:	:
72	10 April 2025	11075,45
73	11 April 2025	11070,66
74	14 April 2025	11065,88

Berdasarkan hasil peramalan dalam Tabel 7, terlihat bahwa pergerakan harga yang relatif stabil dan tidak mengalami fluktuasi signifikan dari waktu ke waktu dengan pola pergerakan yang cenderung menurun secara perlahan sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) yang digunakan mampu menghasilkan peramalan yang akurat dan stabil dengan nilai MAPE 5,8%.

4.8 Perhitungan Value at Risk (VaR) dengan Metode Historis

Setelah diperoleh hasil peramalan harga saham menggunakan model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) pada periode 01 Januari – 14 April 2025, selanjutnya adalah mencari nilai *return* dari hasil peramalan tersebut. Hasil perhitungan nilai *return* dapat dilihat sebagai berikut.

Tabel 8. Nilai Return Data Hasil Permalan Saham

No	Waktu	Return
1	02 Januari 2025	$3,10 \times 10^{-3}$
2	03 Januari 2025	$-4,19 \times 10^{-4}$
3	06 Januari 2025	$-4,19 \times 10^{-4}$
4	07 Januari 2025	$-4,19 \times 10^{-4}$
5	08 Januari 2025	$-4,19 \times 10^{-4}$
:	:	:
69	8 April 2025	$-4,31 \times 10^{-4}$
70	9 April 2025	$-4,31 \times 10^{-4}$
71	10 April 2025	$-4,31 \times 10^{-4}$
72	11 April 2025	$-4,31 \times 10^{-4}$
73	14 April 2025	$-4,32 \times 10^{-4}$

Model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) juga menunjukkan bahwa kemungkinan fluktuasi harga dimasa depan tetap kecil dan tidak terlalu bervariasi dari nilai rata-rata. Untuk menghitung VaR dengan simulasi historis, diperlukan data *return* hasil peramalan yang telah diperoleh sebelumnya. Kemudian data diurutkan mulai dari nilai terkecil sampai terbesar. Dengan menggunakan data *return* hasil peramalan tersebut digunakan sebagai dasar untuk membentuk distribusi empiris *return*, nilai ambang batas kerugian (R_α) pada tingkat signifikansi tertentu (1%, 5% dan 10%) juga dapat pula diestimasi. Nilai R_α diestimasi seperti persentil ke- α dari distribusi *return* tersebut.

Hasil perhitungan VaR dengan menggunakan metode historis ditunjukkan pada Tabel 9 sebagai berikut.

Tabel 9. Nilai VaR Simulasi Historis PT ICBP

ICBP				
$E(R_t)$		$-3,772 \times 10^{-4}$		
Standar Deviasi <i>Return</i>		$4,126 \times 10^{-4}$		
Persentil	10%	5%	1%	
R_α	$-4,307 \times 10^{-4}$	$-4,313 \times 10^{-4}$	$-4,319 \times 10^{-4}$	
Tingkat Kepercayaan	90%	95%	99%	
VaR	$5,344 \times 10^{-5}$	$5,411 \times 10^{-5}$	$5,465 \times 10^{-5}$	
Dana Investasi Awal (M)	Rp10.000.000,00			
Nilai VaR	Rp534,48	Rp541,17	Rp546,54	

Berdasarkan hasil pada Tabel 9 estimasi nilai VaR PT ICBP pada periode 01 Januari – 14 April 2025 dengan menggunakan simulasi historis, menunjukkan bahwa potensial kerugian harian pada tingkat kepercayaan 90% adalah 0,000053448 atau nilai VaR tidak akan melebihi Rp534,48 dalam jangka waktu satu hari setelah periode tersebut apabila investor berinvestasi pada asset tunggal sebesar Rp10.000.000,00 yang juga berarti terdapat peluang 10% bahwa kerugian dapat sama atau melebihi nilai tersebut. Sementara itu, pada tingkat kepercayaan 95%, VaR meningkat menjadi Rp541,17, dan pada tingkat kepercayaan 99%, nilai VaR mencapai Rp546,54, yang mencerminkan kemungkinan 5% dan 1% terjadinya kerugian yang lebih besar. Kenaikan nilai VaR seiring peningkatan tingkat kepercayaan mencerminkan bahwa semakin tinggi keyakinan investor terhadap batas kerugian, semakin besar nilai kerugian maksimum yang diantisipasi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan tahapan dan hasil analisis yang telah diperoleh dapat disimpulkan bahwa model ARCH-GARCH terbaik dalam menganalisis pola serta nilai risiko pada harga penutupan saham ICBP dapat ditangkap dengan baik oleh model ARCH (1) dengan persamaan:

$$\sigma_t^2 = 17960,65 + 0,36a_{t-1}^2$$

Peramalan volatilitas menggunakan model ARCH (1) lalu dilanjutkan dengan perhitungan VaR. Model ARCH (1) ini menunjukkan bahwa volatilitas pada waktu ke- t dipengaruhi oleh volatilitas pada periode sebelumnya. Nilai koefisien sebesar 0,36 menunjukkan bahwa sekitar 36% dari kuadrat residual periode sebelumnya berkontribusi terhadap volatilitas saat ini. Dengan penerapan model ARIMA (0,1,1)-ARCH (1) dan menggunakan metode simulasi historis, estimasi nilai dan risiko (VaR) menunjukkan bahwa potensi kerugian maksimum harian untuk investasi Rp10.000.000,00 adalah Rp534,48 (keyakinan 90%), Rp541,17 (keyakinan 95%), dan Rp546,54 (keyakinan 99%). Ini memberikan gambaran risiko harian yang dapat digunakan investor saat mereka membuat keputusan investasi pada saham PT ICBP.

Referensi

- Amruddin, Priyada, R., Agustina, T. S., & dkk. (2022). *Metode Penelitian Kuantitatif*. Pradina Pustaka. <https://repository.itspku.ac.id/306/1/NASKAH-METODOLOGI%20PENELITIAN%20KUANTITATIF-SUDAH%20ISBN.pdf>
- Aswi, & Sukarna. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori Dan Aplikasi*. Andira Publisher.

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. R., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5th ed.). New Jersy: John Wiley & Sons, Inc. http://repo.darmajaya.ac.id/4781/1/Time%20Series%20Analysis_%20Forecasting%20and%20Control%20%28%20PDFDrive%20%29.pdf
- Dimas Adrianto, A., & Azhari Khairunnisa, M. (2018). Perhitungan Value at Risk (VaR) Dengan Metode Historis Dan Monte Carlo Pada Saham Sub Sektor Rokok. *Jurnal Riset Bisnis Dan Manajemen*, 11(1), 2580–9539. <https://journal.unpas.ac.id/index.php/jrbm/article/view/862>
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons, Inc. <https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/times/bibl/Enders.pdf>
- Hertati, & Saluza, I. (2017). Aplikasi GARCH dalam Mengatasi Volatilitas Pada Data Keuangan. *Jurnal Matematika*, 7(2), 107. <https://doi.org/10.24843/jmat.2017.v07.i02.p87>
- Holton, G. A. (2013). *Value-at-Risk Theory and Practice* (Second Edition). <https://www.value-at-risk.net>.
- Investing.com. 2024. *Data historis saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) periode Januari 2022 – Desember 2024*. Diakses pada 17 Desember 2024, dari <https://www.investing.com>
- Khoiri, H. A. (2023). *Analisis Deret Waktu Univariat: Teori dan Pengolahan Data*. UNIPMA PRESS. <https://eprint.unipma.ac.id/323/1/1.%20Bu%20Halwa%2015%20Eks%2C%20B5.pdf>
- Lim, C. M., & Sek, S. K. (2013). Comparing the Performances of GARCH-type Models in Capturing the Stock Market Volatility in Malaysia. *Journal Procedia Economics and Finance*, 5, 478–487. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(13\)00056-7](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(13)00056-7)
- Lubis, T. A. (2016). *Manajemen Investasi Dan Perilaku Keuangan*. Jambi: Salim Media Indonesia. <https://repository.unja.ac.id/10151/1/Manajemen%20Investasi%20dan%20Perilaku%20Keuangan.pdf>
- Megawati, Martha, S., & Kusnandar, D. (2020). Pemodelan dan Peramalan Volatilitas Saham Menggunakan Model Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Jurnal Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 09(1), 145–152. file:///C:/Users/LENOVO%20LOQ/Downloads/38669-75676618662-1-PB.pdf
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: John Wiley & Sons. Inc. A.
- Ramayanti, R., Devianto, D., & Alhusna, D. (2023). Pemodelan ARIMA-GARCH untuk Volatilitas dan Value at Risk pada Saham PT. Gudang Garam Tbk. *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 4(2), 1029–1040. <https://doi.org/10.46306/lb.v4i2.373>
- Santoso, A., Syahputri, A., Nurhikmat, M., Dewi, S., Arisandy, M., Nugraha, A., Anggraeni, I. S. K., Azizi, E., Yuaikah, Novyarni, N., Nurlia, Zahara, V. M., & Sasmiyanti, R. Y. (2023). *Manajemen Investasi Dan Portofolio CV. Eureka Media Aksara*. <https://repository.latansamashiro.ac.id/283/1/23-02-20-EBOOK-Manajemen%20Investasi%20dan%20Portofolio.pdf>
- Situngkir, H. (2006). *Value at Risk yang Memperhatikan Sifat Statistika Distribusi Return* [Bandung Fe Institute]. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/895/1/MPRA_paper_895.pdf
- Sukartini, M. (2022). *Penerapan Model Generalized Autoregressive Conditional*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia Yogyakarta. <https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/39513/18911102.pdf?sequence=1>
- Sulisti, N., & Nusantara, A. (2024). Analysis of Volatility and Stock Risk in Energy Sector Companies Using The ARCH/GARCH Method. *Journal Economics and Business International Conference Processing*, 1(2), 1199–1207. <https://jurnalnew.unimus.ac.id/index.php/EBiC/article/view/531/754>
- Susanty, S. M. D., & Pangestuti, D. C. (2022). Analisis Nilai Perusahaan Sektor Barang Konsumen Primer di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan*, 19(2), 220–229. <https://doi.org/10.29264/jakt.v19i2.10729>
- Tamara, D., & Ryabtsev, G. (2011). Value-at-Risk (VAR) Application at Hypothetical Portfolios in Jakarta Islamic

Index. *Journal of Applied Finance and Accounting*, 3(2), 153–180. <https://doi.org/10.21512/jafa.v3i2.168>

Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series* (Second Edition). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc. <https://cpb-us-w2.wpmucdn.com/blog.nus.edu.sg/dist/0/6796/files/2017/03/analysis-of-financial-time-series-copy-2ffgm3v.pdf>

Widarjono, A. (2005). *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis* (Edisi Pertama). Yogyakarta: Ekonisia. https://www.academia.edu/28713311/EKONOMETRIKA_TEORI_DAN_APLIKASI