

Value-at-Risk Analysis of PT Bukit Asam Tbk (PTBA) Stock Returns Based on an ARIMA–GARCH Model with a Student-t Distribution

Analisis Value-at-Risk Return Saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) Berdasarkan ARIMA-GARCH dengan Distribusi Student-t

**Najwa Khoir Aldawiyah¹, Indana Zulfa Wulandari², Ahmad Wahyu Firmanda³, M.
Fariz Fadillah Mardianto^{4*}**

^{1,2,3,4} Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Universitas Ailrangga,
Surabaya, Indonesia

Email: ¹ najwa.khoir.aldawiyah-2022@fst.unair.ac.id, ² indana.zulfa.wulandari-
2022@fst.unair.ac.id, ³ ahmad.wahyu.firmanda-2022@fst.unair.ac.id,

⁴ m.farizfadillah.m@fst.unair.ac.id

*Corresponding Author

Received: 20 January 2026, revised: 24 March 2026, accepted: 27 March 2026

Abstract

Stock investment involves substantial risk due to *return* volatility, which is particularly evident in mining sector stocks such as PT Bukit Asam Tbk (PTBA). This study aims to estimate stock *return* risk under high volatility and leptokurtic behavior using an ARIMA–GARCH model with a Student-t distribution, focusing on Value-at-Risk (VaR) as a risk measure. Daily PTBA stock *return* from closing price data from 1 October 2024 to 3 November 2025 were obtained from Investing.com. The best model is ARIMA (0,1,1)–GARCH-t (1,1), with an AIC value of -5.612 and a testing MSE of 0.0000127 . The Student-t VaR is estimated at 0.023188 (95%) and 0.046318 (99%), while the Cornish–Fisher approach yields higher VaR values of 0.032674 (95%) and 0.12472 (99%). These results indicate that heavy-tailed volatility models provide more prudent risk estimates and are useful for investment risk management under extreme market conditions.

Keywords: ARIMA-GARCH, PTBA, Student-t, Value-at-Risk

Abstrak

Investasi saham memiliki risiko yang cukup tinggi akibat volatilitas *return*, terutama pada saham sektor pertambangan seperti PT Bukit Asam Tbk (PTBA). Penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi risiko *return* saham pada kondisi volatilitas tinggi dan pola data yang bersifat leptokurtik dengan menggunakan model ARIMA–GARCH berdistribusi Student-t, serta mengukur risiko melalui Value-at-Risk (VaR). Data yang digunakan adalah *return* harian saham PTBA periode 1 Oktober 2024 hingga November 2025 yang diperoleh dari Investing.com. Model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA (0,1,1)–GARCH-t (1,1), dengan nilai AIC sebesar $-5,612$ dan MSE



JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmanda, M. Fariz Fadillah Mardianto

untuk prediksi pada data testing sebesar 0,0000127. Estimasi VaR berbasis Student-t menunjukkan nilai 0,023188 pada tingkat kepercayaan 95% dan 0,046318 pada tingkat kepercayaan 99%. Sementara itu, pendekatan Cornish-Fisher menghasilkan nilai VaR yang lebih besar, yaitu 0,032674 (95%) dan 0,12472 (99%). Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan model volatilitas dengan distribusi berekor tebal lebih mampu menangkap risiko ekstrem dan dapat membantu investor dalam mengelola risiko investasi secara lebih realistis.

Kata kunci: RIMA-GARCH, Distribusi Student-t, PT Bukit Asam Tbk, Value-at-Risk

1. PENDAHULUAN

Pasar modal di Indonesia merupakan salah satu pilihan investasi yang menawarkan potensi imbal hasil yang tinggi, namun tetap disertai dengan tingkat risiko yang bisa saja terjadi dan tidak dapat diabaikan [15]. Dalam beberapa tahun terakhir, perdagangan saham pada sektor sektor yang berbasis komoditas, khususnya energi dan pertambangan yang menunjukkan volatilitas yang cukup besar akibat pengaruh fluktuasi harga komoditas global serta dinamika ekonomi internasional [18]. Penelitian [11] menunjukkan bahwa saham-saham dengan sektor energi di Indonesia memiliki tingkat volatilitas yang tinggi yang dipengaruhi oleh perubahan harga komoditas dunia.

Salah satu perusahaan atau saham yang paling menonjol adalah PT Bukit Asam Tbk (PTBA), Perusahaan Batubara nasional yang sahamnya sering mengalami perubahan harga yang signifikan. PTBA adalah perusahaan batu bara besar milik negara dengan kontribusi signifikan terhadap pasar energi nasional dengan produksi besar dan peran penting dalam ketahanan energi dalam negeri. Nilai perusahaan dan kinerja PTBA sangat dipengaruhi oleh fluktuasi harga batu bara global, regulasi pemerintah, serta kondisi pasar ekspor-impor [21]. Penelitian [19] menemukan bahwa saham perusahaan energi di Indonesia termasuk tambang batubara menunjukkan pola volatilitas yang tidak stabil dan cenderung membentuk *volatility clustering*. Hal ini sejalan dengan kondisi PTBA, dimana *return* sahamnya bergerak mengikuti permintaan pasar. Selain itu, dunia kini bergerak menuju energi bersih dan pengurangan emisi karbon, sehingga prospek jangka panjang industri batu bara seperti PTBA menjadi semakin tidak pasti [23]. Seiring meningkatnya perhatian investor terhadap aspek ESG (*Environment, Social, Governance*), batu bara dipersepsikan sebagai aset berisiko lingkungan, menjadikan valuasi saham lebih rentan terhadap “sentimen perubahan energi” yang dapat memicu penurunan minat investasi dan berdampak pada fluktuasi harga saham perusahaan [1]. Faktor-faktor tersebut menjadikan PTBA sebagai objek yang relevan untuk di analisis lebih mendalam dalam memahami perilaku volatilitas dan risiko pergerakan harganya.

Return saham dapat disebut sebagai ukuran kinerja investasi yang menggambarkan sebuah perubahan nilai saham dari waktu ke waktu yang dapat dinyatakan sebagai persentase dari investasi awal [16]. *Return* saham cenderung memiliki *fat tails* dan jarang mengikuti distribusi normal, sehingga model statistik yang realistis untuk menggambarkan risiko pasar perlu mempertimbangkan sifat ini. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah ARIMA-GARCH yang dapat memodelkan volatilitas secara dinamis [4]. Model GARCH standar mengasumsikan bahwa *error* berdistribusi normal, tetapi asumsi ini tidak dapat selalu diandalkan karena distribusi *return* keuangan sering lebih berat pada ekor. GARCH dengan distribusi yang sesuai, seperti *Student-t* dapat memberikan estimasi volatilitas yang lebih akurat. Hal ini penting dalam prediksi volatilitas keuangan dan manajemen risiko portofolio, termasuk dalam perhitungan *Value-at-Risk* (VaR). Dengan menggunakan distribusi yang dapat menangkap pola *fat tails*, model GARCH dapat menangkap perilaku ekstrem pada saham sehingga risiko kerugian atau fluktuasi harga dapat diukur secara lebih realistis [2].

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian ini. Seperti penelitian oleh [14] yang menggunakan model ARIMA-GARCH pada data harga saham perusahaan batubara dan komoditas batubara selama periode 2011–2022. Studi lain oleh [7] menerapkan pendekatan

Value at Risk pada portofolio saham dengan menggunakan *Student-t Copula* untuk menangkap ketergantungan antar aset. Sementara itu, integrasi model ARIMA-GARCH dengan distribusi *Student-t* dalam konteks indeks harga saham pernah dikaji oleh [10] dan model tersebut memperoleh akurasi yang sangat tinggi. Penelitian tersebut juga sejalan dengan penelitian oleh [13] yang menunjukkan bahwa model *Realized* GARCH dengan distribusi *t* mampu memberikan estimasi volatilitas yang lebih tepat, terutama untuk menangkap perilaku ekstrem dan *fat tails* pada *return* keuangan.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi return saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) menggunakan model ARIMA-GARCH dengan distribusi Student-t, serta mengukur risiko kerugian investasi menggunakan Value at Risk (VaR), yaitu VaR Student-t dan VaR dengan Ekspansi Cornish-Fisher. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan model ARIMA-GARCH dengan distribusi Student-t pada return saham PTBA untuk menghasilkan estimasi VaR yang lebih akurat, khususnya dalam menangkap fenomena volatilitas yang tidak konstan (*volatility clustering*) dan risiko pasar ekstrem yang ditandai dengan distribusi berekor tebal (*heavy tails*). Selain itu, penelitian ini sejalan dengan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs), khususnya tujuan ke-8 terkait pertumbuhan ekonomi berkelanjutan dan tujuan ke-7 terkait energi bersih dan terjangkau. Dalam konteks ini, transisi energi tidak hanya menimbulkan tantangan lingkungan, tetapi juga menghadirkan risiko keuangan bagi perusahaan di sektor energi. Dengan memberikan pengukuran kuantitatif terhadap risiko pasar pada saham PTBA, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam memahami stabilitas keuangan sektor energi serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam menjaga keberlanjutan pertumbuhan ekonomi dan ketahanan pasokan energi nasional.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan harian (*closing price*) saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) sebagai dasar perhitungan *return*. Data diambil untuk periode 1 Oktober 2024 hingga 3 November 2025, yang mencakup aktivitas perdagangan selama satu tahun lebih dan dianggap cukup untuk menangkap dinamika volatilitas harga saham. Data harga saham diperoleh dari website investing.com sebagai penyedia data pasar daring yang menyediakan riwayat harga harian yang telah terdokumentasi dengan baik. Data yang diunduh berupa harga penutupan (*close price*) kemudian diolah menjadi *log return* untuk kebutuhan pemodelan ARIMA dan GARCH. Data dibagi menjadi 2 bagian, yakni data training untuk membangun model ARIMA-GARCH dengan rasio 80%, serta data testing untuk menguji performa prediksi model dengan rasio 20%. Proporsi ini dipilih karena merupakan praktik umum dalam analisis runtun waktu. Proporsi data pelatihan yang lebih besar diperlukan agar model seperti ARIMA-GARCH dapat menangkap pola temporal dan volatilitas secara optimal, sementara data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model secara *out-of-sample*.

2.1. Log Return

Return saham adalah ukuran imbal hasil yang diperoleh investor dari kepemilikan saham dalam periode tertentu [12]. *Return* saham dapat bernilai positif dan juga negatif. Beberapa jenis *return* yang umum digunakan, yaitu *net return* yang merupakan keuntungan bersih yang diperoleh dari suatu investasi, *gross return* yang merupakan total pengembalian, serta *log return* atau *continuously compounded return*. *Return* saham dapat dihitung secara sederhana dengan rumus *log return*:

$$R_t = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (2.1)$$

dengan R_t menyatakan *return* harga saham pada waktu- t , dan P_t menyatakan harga penutupan saham pada waktu- t .

2.2. ARIMA Box-Jenkins

Sebelum melakukan pemodelan ARIMA, perlu dipastikan bahwa data yang digunakan telah stasioner. Salah satu alat statistic yang bisa digunakan adalah uji *Augmented Dickey-Fuller*, yakni dengan mengestimasi persamaan sebagai berikut.

$$\Delta Z_t = \mu + \beta t + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^m \zeta_i \Delta Z_{t-i} + v_t \quad (2.2)$$

Adapun hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut.

$H_0: \delta = 0$ (data belum stasioner)

$H_1: \delta \neq 0$ (data telah stasioner)

Model ARIMA sering juga disebut sebagai model runtun waktu Box-Jenkins. Metode ARIMA menggunakan nilai pengamatan periode sebelumnya dan saat ini untuk menghasilkan nilai ramalan periode masa depan. Dalam hal peramalan, metode ini cocok digunakan untuk peramalan jangka pendek [8]. Model ARIMA terdiri dari beberapa varian, yakni sebagai berikut.

(A) Model *Autoregressive* (AR)

Ide dasar dari model *autoregressive* adalah bahwa terdapat keterkaitan antara nilai observasi periode saat ini (Z_t) dengan periode sebelumnya (Z_{t-k}) dengan tambahan residual acak (ε_t). Model ini memiliki orde yang dinotasikan sebagai p , yang merepresentasikan jumlah periode sebelumnya (lag) yang digunakan untuk memprediksi nilai saat ini. Secara umum, model AR orde p didefinisikan sebagai berikut [22].

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

(B) Model *Moving Average* (MA)

Model *moving average* atau rerata bergerak adalah model runtun waktu yang menerapkan konsep bahwa nilai observasi saat ini dipengaruhi oleh residual pada periode sebelumnya (ε_{t-k}). Orde model MA dinotasikan sebagai q , yang juga merepresentasikan banyaknya periode sebelumnya (lag) yang digunakan. Model MA orde q diformulasikan sebagai berikut [22].

$$Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.4)$$

(C) Model ARMA

Model ARMA merupakan gabungan antara model *autoregressive* (AR) dengan model *moving average* (MA). Oleh karena model gabungan, model ARMA memiliki dua orde, yakni orde p dan q sehingga model ini dinotasikan sebagai ARMA (p, q). Model ini mengestimasi nilai observasi saat ini (Z_t) berdasarkan nilai observasi dan residual periode sebelumnya. Secara matematis, model ARMA (p, q) dituliskan sebagai berikut [22].

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.5)$$

(D) Model ARIMA

Meskipun identik dengan model ARMA, model ARIMA memiliki perbedaan yang terletak pada stasioneritas model. Pada model ARIMA, deret waktu tidak stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing* sebanyak d kali. Karena adanya penambahan orde *differencing* maka model ARIMA dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q). Model ARIMA (p, d, q) menggunakan operator *backshift* secara matematis dituliskan sebagai berikut [22].

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (2.6)$$

dengan $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$.

Identifikasi model ARIMA terbaik dilakukan melalui beberapa tahapan. Tahapan pertama adalah identifikasi model ARIMA dugaan melalui plot ACF (*Autocorrelation Function*), plot PACF (*Partial Autocorrelation Function*), dan EACF (*Extended Autocorrelation Function*). Nilai ACF dan PACF masing-masing dihitung berdasarkan formula 2.7 dan 2.8 berikut.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\frac{1}{n} [\sum_{i=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})]}{\frac{1}{n} [\sum_{i=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})^2]} \quad (2.7)$$

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad (2.8)$$

Setelah diestimasi, model kemudian diuji kelayakannya dengan uji signifikansi parameter, uji normalitas residual, dan uji *white noise* residual. Sebelum dilakukan pemodelan GARCH, perlu dipastikan adanya efek ARCH atau heteroskedastisitas menggunakan uji Lagrange Multiplier.

2.3. GARCH Student-t

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) merupakan pengembangan model ARCH yang diperkenalkan oleh (Bollerslev, 1986) Bollerslev (1986). Model GARCH dikembangkan dengan tujuan menghindari orde model ARCH yang terlalu tinggi. Model variansi yang memenuhi model GARCH (p,q) adalah model yang menghubungkan variansi residual pada waktu ke-t dengan variansi residual dan kuadrat residual pada periode sebelumnya. Model GARCH (p, q) dituliskan sebagai berikut [20].

$$h_t = \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad \varepsilon_t = \sqrt{h_t} x_t \quad (2.9)$$

dengan x_t adalah *noise* IID berdistribusi tertentu, untuk $\omega > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j \geq 0$, dan $\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$.

Dalam kasus klasik, inovasi x_t diasumsikan berdistribusi normal standar. Namun pada penerapannya, *return* asset seringkali memiliki ekor lebih tebal sehingga distribusi normal tidak bisa menangkap pola ini dengan baik. Untuk itu, inovasi x_t sering diasumsikan berdistribusi *t* karena memiliki derajat bebas ν yang bisa menyesuaikan ketebalan ekor sehingga model GARCH Student-t lebih fleksibel dalam menyelesaikan karakteristik data *return* khususnya untuk kurtosis tinggi [17].

2.4. Value-at-Risk Student-t

Value at Risk (VaR) adalah sebuah metrik kuantitatif yang digunakan untuk mengukur risiko finansial dengan memperkirakan kerugian maksimum yang bisa terjadi pada suatu portofolio investasi atau posisi keuangan selama periode waktu tertentu dengan tingkat keyakinan yang telah ditetapkan [6]. Implikasi dari penerapan VaR cukup signifikan bagi manajemen risiko dan pengambilan keputusan investasi. Dengan VaR, investor atau manajer portofolio memperoleh ukuran risiko downside yang mudah dikomunikasikan serta memungkinkan mereka untuk membandingkan risiko antar aset atau portofolio, menentukan batas toleransi risiko, dan mengambil keputusan alokasi aset dengan lebih bijak. Metode perhitungan VaR sangat beragam mulai dari parametrik seperti VaR Variance-Covariance, maupun nonparametrik dengan menggunakan simulasi Monte Carlo.

Dalam banyak analisis risiko finansial, *return* aset tidak jarang menunjukkan sifat *heavy-tail* dan volatilitas yang berubah-ubah. Oleh karena itu, VaR dengan asumsi distribusi Student-t dapat menjadi pilihan karena dengan asumsi distribusi tersebut, VaR menjadi lebih konservatif dalam

mendeteksi risiko ekstrem. Hal ini disebabkan karena distribusi t mengalokasikan probabilitas lebih besar ke ekor kurva dibanding distribusi normal. Hasilnya pun bisa jadi lebih realistis terutama untuk data dengan leptokurtosis karena dapat mengurangi risiko underestimate kerugian ekstrem. Misalkan *return* dari aset diasumsikan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas v , maka pada level kepercayaan $(1-\alpha)$ bentuk umum VaR Student-t dapat ditulis sebagai berikut [9].

$$VaR_{\alpha} = -W_0 \left(\mu + \sigma t_{\alpha,v} \sqrt{\frac{v-2}{v}} \right) \quad (2.10)$$

dengan

W_0 = Nilai awal portofolio

μ = Mean *return*

σ = Standar deviasi atau volatilitas *return*

$t_{\alpha,v}$ = Kuantil dari distribusi Student-t dengan derajat bebas v pada level kepercayaan α

Karena distribusi t memiliki ekor yang lebih berat, nilai $t_{\alpha,v}$ untuk kuantil ekor akan lebih besar daripada kuantil normal, sehingga VaR student-t lebih tinggi dibanding VaR normal.

2.5. Ekspansi Cornish Fisher

Pendekatan Cornish-Fisher terhadap VaR muncul sebagai perluasan dari metode VaR parametris klasik, yang mengasumsikan *return* normal. VaR Ekspansi Cornish-Fisher atau VaR ECF ini dikembangkan untuk mengakomodasi deviasi dari normalitas, yaitu skewness dan kurtosis pada distribusi *return* karena banyak *return* aset finansial menunjukkan ekor tebal (fat tails) dan asimetri (skewness), sehingga asumsi normal seringkali tidak realistis sehingga VaR normal cenderung meremehkan risiko tail.

Dalam Cornish-Fisher, kuantil distribusi *return* yang digunakan untuk menentukan VaR disesuaikan atau dikoreksi dengan memasukkan skewness dan kurtosis. Secara matematis, kuantil α -level yang sudah dikoreksi dirumuskan sebagai:

$$z_{\alpha}^{CF} = z_{\alpha} + \frac{(z_{\alpha}^2 - 1)}{6} S + \frac{(z_{\alpha}^3 - 3z_{\alpha})}{24} (K - 3) - \frac{(2z_{\alpha}^3 - 5z_{\alpha})}{36} S^2 \quad (2.11)$$

dengan

z_{α} = $\Phi^{-1}(\alpha)$ adalah kuantil pada distribusi normal standar

S = Skewness empiris *return*

K = Kurtosis empiris *return*

Setelah mendapatkan z_{α}^{CF} , VaR pada tingkat kepercayaan $(1 - \alpha)$ dan pada posisi awal W_0 serta volatilitas σ dapat dihitung sebagai

$$VaR_{\alpha}^{CF} = -W_0 (\mu + z_{\alpha}^{CF} \sigma) \quad (2.12)$$

[3].

2.6. Langkah Penelitian

Langkah analisis dalam penelitian ini dilakukan secara runtut sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data harga penutupan harian saham PTBA dari sumber resmi.
2. Menghitung *return* harian menggunakan log *return* dari harga penutupan.
3. Melakukan statistika deskriptif untuk melihat karakteristik *return* (mean, deviasi, skewness, kurtosis).
4. Melakukan uji stasioneritas (ADF) untuk memastikan *return* sudah stasioner.
5. Mengidentifikasi model ARIMA melalui plot ACF, PACF, dan EACF.

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmada, M.
Fariz Fadillah Mardianto

6. Mengestimasi dan mengevaluasi model ARIMA melalui uji signifikansi, uji white noise, dan uji normalitas residual.
7. Mengujii heteroskedastisitas (ARCH-LM) pada residual ARIMA.
8. Membangun model GARCH Student-t untuk menangkap volatilitas dan fat tails.
9. Memilih model terbaik berdasarkan nilai AIC dan uji ARCH-LM lanjutan.
10. Mengevaluasi performa prediksi menggunakan MSE dan MAE.
11. Menghitung Value at Risk (VaR) menggunakan pendekatan Student-t dan Cornish-Fisher.
12. Menarik kesimpulan mengenai volatilitas dan tingkat risiko saham PTBA.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

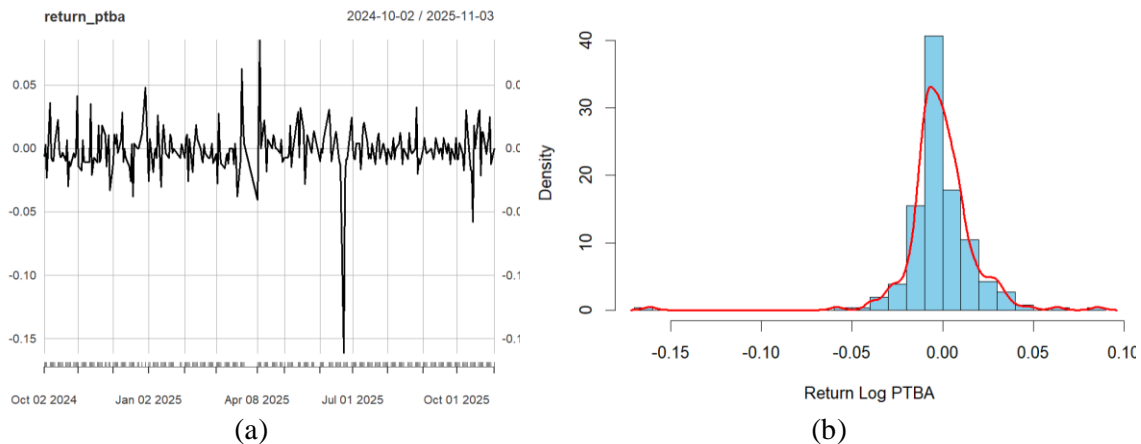
3.1. Statistika Deskriptif

Tabel 1 berikut menyajikan statistika deskriptif dari *return* saham PTBA untuk periode 2 Oktober 2024 hingga 3 November 2025.

Tabel 1. Statistika Deskriptif *return* saham PTBA

PTBA	
Mean	-0,0009542
StDev	0,0187596
Variansi	0,0003519
Max	0,0856554
Min	-0,1615224
Skewness	-1,827133
Kurtosis	21,650147

Berdasarkan Tabel 1 diketahui bahwa rata-rata *return* saham PTBA harian adalah sebesar -0,0009542 dengan standar deviasi 0,01875. *Return* terendah sebesar -0,16152 terjadi pada tanggal 23 Juni 2025, sedangkan *return* tertinggi sebesar 0,0856 terjadi pada tanggal 10 April 2025. Berikut disajikan plot time series dan plot histogram dari *return* saham PTBA.



Gambar 1. (a) Plot *Time Series* Data *Return* Saham PTBA, (b) Histogram *Return* PTBA

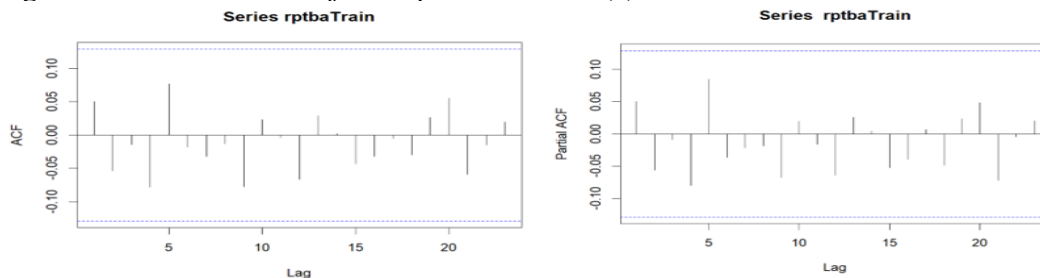
Berdasarkan Gambar 1 (a), dapat diketahui bahwa pergerakan harian *return* PTBA sangat fluktuatif. Sebagian besar *return* berada di dekat 0, tetapi ada beberapa lonjakan positif dan negatif yang ekstrem, khususnya pada pertengahan 2025. Sementara itu, Gambar 1 (b) juga menunjukkan hasil yang serupa, dimana distribusi *return* menunjukkan puncak tertinggi di sekitar 0 dan ekor

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmada, M. Fariz Fadillah Mardianto

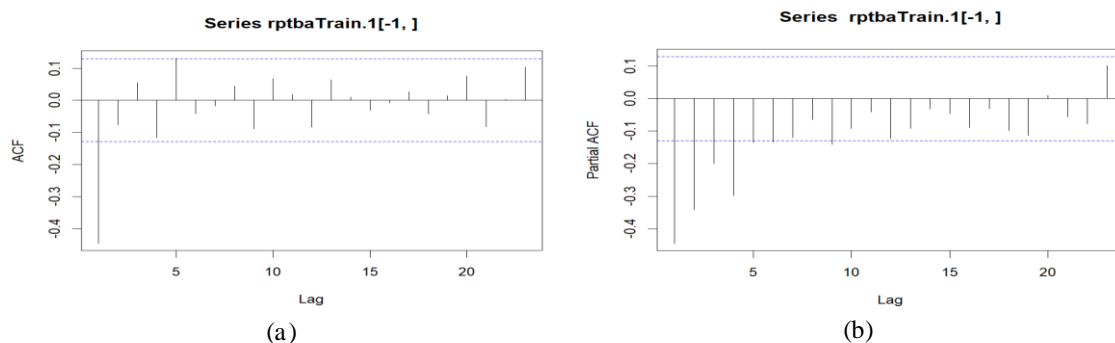
lebih tebal di sisi kiri yang menunjukkan adanya pencilan ekstrem sehingga distribusi bersifat leptokurtik.

3.2. Pemodelan ARIMA

Sebelum melakukan pemodelan ARIMA, terlebih dahulu harus dipastikan stasioneritas data yang digunakan. Uji ADF dilakukan untuk memastikan apakah data *return* PTBA telah stasioner dalam mean. Hasil uji ADF pada data training menghasilkan nilai statistik $-5,8285$ dengan $p\text{-value} < 0,01$ sehingga disimpulkan bahwa data *return* PTBA telah stasioner. Selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA menggunakan plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF berdasarkan Gambar 2 menunjukkan tidak ada lag yang signifikan sehingga perlu dilakukan *differencing*. Plot ACF dan PACF *differencing* 1 diperoleh pada Gambar 3 (a) dan (b). Untuk mendukung dan memudahkan pemilihan model berbasis fungsi autokorelasi, digunakan EACF atau *Extended Autocorrelation Function* yang menunjukkan bahwa model IMA (1,1) merupakan model yang paling sesuai. Plot EACF ditunjukkan pada Gambar 3 (c).



Gambar 2. Plot ACF dan PACF *Return* Saham PTBA



(a)

(b)

AR/MA	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
1	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
2	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	o	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	x	o	o	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	x	o	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o

(c)

Gambar 3. (a) Plot ACF, (b) Plot PACF, dan (c) Plot EACF *Differencing* 1 *Return* Saham PTBA

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmanda, M.
Fariz Fadillah Mardianto

Setelah ditelusuri, model ARIMA (0,1,1) adalah spesifikasi model dengan nilai AIC terkecil sebesar -1175,08. Model ARIMA (0,1,1) kemudian dilakukan uji signifikansi parameter dan uji diagnostic sebagai berikut.

Tabel 3. Estimasi Parameter Model ARIMA dan Uji Signifikansi

Model	Koefisien	P-Value
IMA (1,1)	-0,984407	< 0,0001

Hasil uji signifikansi pada Tabel 3 menunjukkan bahwa estimasi parameter model ARIMA (0,1,1) diperoleh nilai sebesar -0,9844 dengan *p-value* kurang dari taraf kesalahan $\alpha = 5\%$ sehingga disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,1) adalah model yang signifikan atau dapat digunakan. Selanjutnya, pada residual model dilakukan uji Ljung-Box untuk mengetahui apakah terdapat autokorelasi pada residual model IMA (1,1). Hasil uji *white noise* residual pada Tabel 4 menunjukkan tidak terdapat autokorelasi residual yang dibuktikan oleh nilai *p-value* sebesar 0,806.

Tabel 4. Uji *White Noise* Residual

Statistik Q	Df (lags)	P-Value
6,1602	10	0,8016

Selain itu, berdasarkan Tabel 5 pengujian heteroskedastisitas dilakukan menggunakan uji ARCH-LM menunjukkan adanya heteroskedastisitas residual pada lag jangka panjang. Pengujian normalitas residual dilakukan menggunakan uji Kolmogorov Smirnov dan berdasarkan Tabel 6 diperoleh kesimpulan bahwa residual model IMA (1,1) tidak berdistribusi normal.

Tabel 4. Uji Heteroskedastisitas Residual ARCH-LM Model ARIMA

Lags	Statistik LM	P-Value
4	1406	< 0,0001
8	667	< 0,0001
12	413	< 0,0001

Tabel 5. Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov

Statistik D	P-Value
0,14766	< 0,0001

Oleh karena model ARIMA (0,1,1) memiliki varians residual yang heterogen atau bergantung pada waktu, dengan distribusi residual yang tidak normal, maka pemodelan dilanjutkan ke GARCH untuk mengatasi hal tersebut. Penggunaan inovasi dengan distribusi student-t pada kasus ini dirasa cocok karena adanya temuan distribusi *return* yang leptokurtik dan residual yang tidak terdistribusi secara normal. Namun, pada analisis ini, akan dibandingkan apakah model GARCH dengan distribusi Student-t lebih baik daripada model GARCH biasa dengan distribusi normal.

3.3. Pemodelan ARIMA-GARCH Student-t

Pemodelan residual model IMA (1,1) kemudian dilanjutkan ke model GARCH dengan inovasi berdistribusi t. Untuk memberikan perbandingan apakah penggunaan inovasi dengan distribusi student-t adalah hal yang bisa dijustifikasi selain residual yang distribusinya leptokurtik, Tabel 6 berikut menunjukkan perbandingan beberapa model GARCH dengan inovasi distribusi normal dan distribusi Student-t.

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmanda, M.
Fariz Fadillah Mardianto

Tabel 6. Perbandingan Nilai AIC Model GARCH Normal dan GARCH Student-t

GARCH Distribusi Normal		GARCH Distribusi t	
Model	AIC	Model	AIC
GARCH (1,1)	-5,0626	GARCH (1,1)	-5,6120
GARCH (1,2)	-5,0541	GARCH (1,2)	-5,5974
GARCH (2,1)	-5,0454	GARCH (2,1)	-5,6040
GARCH (2,2)	-5,0454	GARCH (2,2)	-5,5887

Berdasarkan Tabel 6, secara umum model GARCH dengan inovasi berdistribusi student-t memiliki nilai AIC yang lebih rendah dibandingkan dengan model GARCH dengan inovasi distribusi normal untuk spesifikasi yang sama. Model GARCH terbaik yang diperoleh berdasarkan kriteria AIC adalah model GARCH-t (1,1) dengan nilai AIC sebesar -5,612.

Selanjutnya, untuk menguji apakah model tersebut berhasil mengatasi heteroskedastisitas residual, uji ARCH-LM kembali dilakukan. Hasil uji ARCH-LM pada Tabel 7 menunjukkan bahwa heteroskedastisitas berhasil teratasi.

Tabel 7. Uji Heteroskedastisitas ARCH-LM Model GARCH

Lags	Statistik LM	P-Value
4	0,1741	0,9964
8	0,3368	0,9999
12	0,5828	0,9999

Hasil pengujian pada lag 4, 8, dan 12 menunjukkan nilai *p-value* yang lebih besar dari taraf kesalahan $\alpha = 5\%$ sehingga disimpulkan bahwa tidak terdapat heteroskedastisitas pada residual yang telah dimodelkan dengan menggunakan GARCH-t (1,1). Model GARCH-t yang diperoleh disajikan pada persamaan berikut.

$$\hat{\sigma}_t = 0,000166 + 0,230624\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + 0,424863\hat{\sigma}_{t-1}$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{\hat{\sigma}_t}x_t$$

dengan x_t berdistribusi t dengan derajat bebas 2,59967.

Berdasarkan hasil estimasi model GARCH(1,1) dengan distribusi Student-t, diperoleh bahwa volatilitas *return* saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) dipengaruhi oleh komponen konstanta sebesar 0,000166, koefisien ARCH sebesar 0,230624, dan koefisien GARCH sebesar 0,424863. Nilai koefisien ARCH menunjukkan bahwa sekitar 23% volatilitas saat ini dipengaruhi oleh *shock* atau kejutan *return* pada periode sebelumnya, yang mengindikasikan bahwa pasar cukup responsif terhadap informasi baru. Sementara itu, koefisien GARCH sebesar 0,424863 menunjukkan adanya persistensi volatilitas, di mana sekitar 42% volatilitas saat ini dipengaruhi oleh volatilitas pada periode sebelumnya, sehingga mencerminkan adanya fenomena *volatility clustering*. Jumlah koefisien ARCH dan GARCH sebesar 0,655487 yang kurang dari satu mengindikasikan bahwa volatilitas bersifat stasioner dan cenderung kembali ke kondisi jangka panjang (*mean-reverting*).

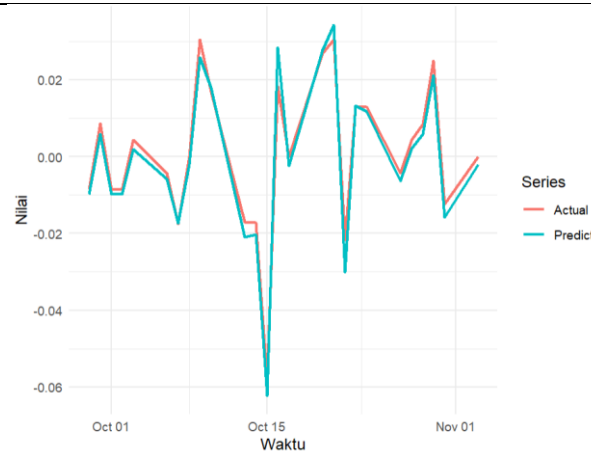
Lebih lanjut, penggunaan distribusi Student-t dengan derajat bebas sebesar 2,59967 menunjukkan adanya karakteristik heavy tails pada *return* saham PTBA, yang mengindikasikan probabilitas terjadinya pergerakan ekstrem lebih tinggi dibandingkan distribusi normal. Implikasi dari hasil ini adalah bahwa *return* saham PTBA tidak hanya dipengaruhi oleh dinamika volatilitas jangka pendek dan efek persistensi, tetapi juga memiliki risiko kejadian ekstrem yang signifikan. Hal ini penting bagi investor karena menunjukkan bahwa potensi kerugian besar dapat terjadi secara tiba-tiba, sehingga diperlukan pendekatan pengukuran risiko yang mampu mengakomodasi kondisi tersebut, seperti *Value at Risk*.

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Najwa Khoir Aldawiyah, Indana Zulfa Wulandari, Ahmad Wahyu Firmanda, M.
Fariz Fadillah Mardianto

Tabel 8 berikut menunjukkan hasil evaluasi model IMA (1,1) – GARCH-t (1,1) pada prediksi data training dan testing menggunakan metrik MSE dan MAE.

Tabel 8. Evaluasi Prediksi Model

Model	Training		Testing	
	MSE	MAE	MSE	MAE
IMA (1,1)	0,0003549	0,0121269	0,00036798	0,014702
IMA (1,1)-GARCH-t (1,1)	0,0000443	0,0017944	0,00001277	0,002789



GAMBAR 4. Plot Perbandingan Nilai Prediksi dan Nilai Aktual pada Data Testing

Hasil evaluasi prediksi pada Tabel 8 di atas menunjukkan bahwa performa model ARIMA (0,1,1)-GARCH-t (1,1) lebih baik dibandingkan model ARIMA (0,1,1) saja, dengan evaluasi pada data testing memperoleh MSE sebesar 0,00001277 dan MAE sebesar 0,002789 yang lebih kecil daripada model ARIMA biasa. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model ARIMA menunjukkan performa yang relatif baik, mode ARIMA-GARCH dengan inovasi student-t lebih unggul dalam kasus dimana data mengandung pencilan dengan distribusi yang leptokurtik.

3.4. Perhitungan *Value-at-Risk*

Dengan menggunakan informasi nilai *skewness* dan kurtosis pada Tabel 9, serta prediksi dari model ARIMA dan GARCH Student-t untuk satu periode di luar periode penelitian, nilai VaR Student-t dan VaR ekspansi Cornish-Fisher pada taraf kepercayaan 95% dan 99% disajikan pada Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Nilai *Value at Risk* Student-t dan Ekspansi Cornish Fisher

Jenis VaR	95%	99%
VaR Student-t	0,02318865	0,04631877
VaR Ekspansi Cornish Fisher	0,03267455	0,1247246

Untuk VaR Student-t, pada tingkat kepercayaan 95%, diperoleh nilai VaR sebesar 0,02318865. Artinya, dengan probabilitas 95%, kerugian maksimum harian pada *return* saham PTBA diperkirakan tidak akan melebihi 2,3188%. Sementara itu, pada tingkat kepercayaan 99%, nilai VaR meningkat menjadi 0,046318. Ini menunjukkan bahwa dengan tingkat keyakinan 99%, kerugian harian diperkirakan tidak akan melampaui 4,6318%. Di lain sisi, VaR ekspansi Cornish-Fisher menunjukkan nilai VaR yang lebih tinggi dan konservatif. Pada tingkat kepercayaan 95%,

nilai VaR sebesar 0,032674 menunjukkan bahwa kerugian maksimum harian pada level keyakinan ini diperkirakan tidak melebihi 3,2674%. Pada tingkat kepercayaan 99%, nilai VaR Cornish-Fisher sebesar 0,124724 menunjukkan bahwa dengan tingkat keyakinan 99%, kerugian maksimum yang mungkin terjadi dapat mencapai 12,4724%. Nilai ini jauh lebih besar dibandingkan estimasi Student-t, menunjukkan bahwa pendekatan Cornish-Fisher sangat sensitif terhadap *skewness* dan kurtosis distribusi *return*, sehingga menghasilkan estimasi risiko yang lebih tinggi pada kondisi pasar ekstrem.

Sebagai ilustrasi, apabila seorang investor menanamkan dana sebesar Rp100.000.000 pada saham PTBA, maka berdasarkan VaR Student-t pada tingkat kepercayaan 95%, potensi kerugian maksimum harian diperkirakan sekitar Rp2.318.800. Pada tingkat kepercayaan 99%, potensi kerugian meningkat menjadi sekitar Rp4.631.800. Namun, jika menggunakan pendekatan Cornish-Fisher, estimasi kerugian menjadi lebih konservatif, yaitu sekitar Rp3.267.400 (95%) dan dapat mencapai Rp12.472.400 (99%). Hal ini menunjukkan bahwa dalam kondisi pasar normal hingga moderat, risiko relatif masih terkendali, tetapi dalam kondisi ekstrem, potensi kerugian dapat meningkat secara signifikan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis volatilitas dan risiko *return* saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) menggunakan pendekatan ARIMA-GARCH dengan distribusi Student-t. Berdasarkan hasil analisis, *return* saham PTBA memiliki karakteristik volatilitas yang tinggi, ekor tebal (*fat tails*), serta pencilan ekstrem yang terlihat dari nilai *skewness* negatif dan kurtosis yang sangat besar. Model terbaik yang diperoleh adalah kombinasi IMA (1,1) – GARCH-t (1,1), yang terbukti mampu menangkap dinamika volatilitas secara lebih akurat dibandingkan model ARIMA saja, ditunjukkan oleh nilai MSE dan MAE yang lebih rendah.

Perhitungan *Value at Risk* (VaR) menunjukkan bahwa VaR Student-t memberikan estimasi risiko moderat, sedangkan pendekatan Cornish-Fisher menghasilkan nilai VaR yang lebih besar dan konservatif terutama pada tingkat kepercayaan 99%. Hal ini menunjukkan sensitivitas Cornish-Fisher terhadap *skewness* dan kurtosis pada distribusi *return*. Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa penggunaan model GARCH dengan distribusi *heavy-tailed* sangat diperlukan pada data keuangan yang menunjukkan volatilitas tinggi agar estimasi risiko menjadi lebih realistis dan tidak mengabaikan potensi kerugian ekstrem.

ACKNOWLEDGEMENT

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang telah mendukung terselesainya penelitian ini. Ucapan terima kasih khusus disampaikan kepada Program Studi Statistika Universitas Airlangga atas fasilitas dan dukungan yang diberikan selama proses pengumpulan dan analisis data.

CONFLICT OF INTEREST

The authors declare that there is no conflict of interest

REFERENCES

- [1] Albanese, M., Caporale, G. M., Colella, I., & Spagnolo, N., 2025. The effects of physical and transition climate risk on stock markets: Some multi-Country evidence. *International Economics*, 181(100571). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inteco.2024.100571>

- [2] Ampadu, S., Mensah, E. T., Aidoo, E. N., Boateng, A., & Maposa, D., 2024. A comparative study of error distributions in the GARCH model through a Monte Carlo simulation approach. *Scientific African*, 23(e01988). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01988>
- [3] Ampountolas, A., 2024. Enhancing Forecasting Accuracy in Commodity and Financial Markets : Insights from GARCH and SVR Models. *International Journal of Financial Studies*, 12(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/ijfs12030059>
- [4] Amri, I. F., Puspitasari, L., Priambodo, D., Aazzahrani, R. D., & Al Haris, M., 2024. Estimasi Risiko pada Saham PT. Gojek Tokopedia Tbk dan Expected Shortfall Menggunakan ARIMA-GARCH Model. *Jambura: Journal of Probability and Statistics*, 5(2), 36–41.
- [5] Bollerslev, T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Economics*, 31, 307–327.
- [6] Chairunnisa, C. A., Yozza, H., & Devianto, D., 2018. Pengukuran Nilai Risiko Portofolio berdasarkan Mean-VaR. *Jurnal Matematika UNAND*, 7(4), 24–32.
- [7] Christova, R., Satyahadewi, N., & Rizki, S. W., 2022. Analisis Value at Risk pada Portofolio Saham dengN Student-t Copula. *Buletin Ilmiah Math, Stat, Dan Terapannya (Bimaster)*, 11(3).
- [8] Fauzani, S. P., & Rahmi, D., 2023. Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 2(4), 269–277. <https://doi.org/10.55826/tmit.v2i4.283>
- [9] Iqbal, R., Sorwar, G., Baker, R., & Choudhry, T., 2020. Multiday expected shortfall under generalized t distributions : evidence from global stock market. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 55(3), 803–825. <https://doi.org/10.1007/s11156-019-00860-1>
- [10] Kastari, J., Martha, S., & Imroah, N., 2023. Estimasi Indeks Harga Saham gabungan dengan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity berdistribusi Student-t. *Buletin Ilmiah Math, Stat, Dan Terapannya (Bimaster)*, 12(2).
- [11] Mayari, D. K. P., Cupian, & Noven, S. A., 2025. Estimasi Peramalan Volatilitas Return Saham Perusahaan Sektor Energi Pada Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). *Jurnal Inovasi Ekonomi Syariah Dan Akuntansi (JIESA)*, 2(1).
- [12] Nissa, Q., Satyahadewi, N., & Perdana, H., 2020. Penentuan harga opsi beli tipe eropa menggunakan metode trinomial. *Buletin Ilmiah Math, Stat, Dan Terapannya (Bimaster)*, 09(3), 379–386.
- [13] Nugroho, D. B., Setiawan, A., & Morimoto, T., 2025. Modelling and Forecasting Financial Volatility with Realized GARCH Model: A Comparative Study of Skew-t Distributions Using GRG and MCMC Methods. *Econometrics*, 13(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/econometrics13030033>
- [14] Nuryadin, D., Sarayuda, I. B. P. C. P., & Nada, D. Q., 2022. Forecasting the Stock Price of Coal and Coal Commodity Companies using the ARIMA and ARCH/GARCH Models for 2011-2022. *Jurnal Samudra Ekonomi Dan Bisnis*, 11(3).
- [15] Paningrum, D., 2022. *Buku Referensi Investasi Pasar Modal*. Lembaga Chakra Brahma Lentera.

- [16] Pradista, A. S., & Kusumawati, E., 2022. Analisis Pengaruh Pengungkapan CSR, Perubahan Ukuran Perusahaan, Likuiditas, Leverage, dan Profitabilitas terhadap *Return Saham* (Studi Empiris pada perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia 2018-2020). *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, 11(1), 761–776.
- [17] Salim, F. C., Nugroho, D. B., & Susanto, B., 2016. Model Volatilitas GARCH(1,1) dengan Error Student-T untuk Kurs Beli EUR dan JPY terhadap IDR. *Jurnal MIPA*, 39(1), 63–69.
- [18] Sari, L. K., Palupiningrum, A. W., & Nuraisyah, A., 2024. Dampak Spillover antara Harga Komoditas dan Dinamika Pasar Keuangan. *Jurnal Aplikasi Bisnis Dan Managemen (JABM)*, 10(2).
- [19] Septiana, N., Hasanah, P., & Soemarsono, A. R., 2021. Analisis Volatilitas Harga Saham Sektor Minyak dan Gas di Indonesia pada Masa Pandemi COVID-19 dengan Metode ARIMA-GARCH. *Jurnal Ilmiah Teori Dan Aplikasi Statistika*, 14(2).
- [20] Tsay, R. S., 2010. *Analysis of Financial Time Series* (3rd ed.). Jon Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1198/tech.2006.s405>
- [21] Utami, M. A., 2024. The Effect of Coal Prices, Company Profitability and Dividend Policy on the Company Value of PT Bukit Asam Tbk. *Jurnal Multidisplin Indonesia*, 3(11).
- [22] Wei, W. W. S., 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). Pearson Addison Wesley.
- [23] Zhang, Y., Li, W., & Yang, L., 2025. Do Physical and Transition Climate Risks Drive the Volatility and Dynamic Correlations Between Fossil Energy Markets and Stocks Prices of Clean Energy? *Sustainability*, 17(20). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/su17209044>