

Evaluasi Kinerja ARMA-GARCH dalam Pemodelan Volatilitas Pasar dan Peramalan *Return* Saham BBKA

Muhammad Rafli¹, Adisty Sungkar², Fijriyah Fitriyani³, Embay Rohaeti^{4*}

^{1,2,3,4} Program Studi Matematika, Universitas Pakuan, Indonesia

e-mail: embay.rohaeti@unpak.ac.id

Abstrak

Pergerakan harga saham yang tidak stabil mencerminkan adanya ketidakpastian pasar yang perlu dipahami oleh investor. Saham BBKA dipilih karena memiliki pengaruh besar di pasar modal Indonesia serta menunjukkan pola return yang tidak stabil, sehingga memerlukan pendekatan pemodelan volatilitas yang lebih tepat. Penelitian ini memanfaatkan data return harian periode November 2022 hingga November 2025. Tahapan analisis meliputi uji stasioneritas, penentuan model ARMA untuk memodelkan komponen mean, langkah analisis yang dilakukan mencakup pemeriksaan sifat stasioner, penentuan model ARMA sebagai representasi komponen mean, pengujian keberadaan efek ARCH, pemilihan model GARCH yang paling optimal berdasarkan kriteria informasi, serta penilaian akurasi peramalan melalui ukuran error. Hasil penelitian menunjukkan bahwa return bersifat stasioner dan terdapat efek ARCH yang signifikan. Model ARMA(1,3) GARCH(1,1) dipilih berdasarkan perbandingan kriteria AIC dan BIC yang menghasilkan nilai terendah. Model ini mampu memberikan estimasi volatilitas yang akurat dengan nilai MAE sebesar 0,0122 dan RMSE sebesar 0,0164, mampu menangkap perilaku volatilitas yang bersifat persisten. Nilai galat peramalan yang rendah mengindikasikan bahwa model ini dapat menghasilkan estimasi volatilitas yang cukup akurat. Temuan ini memberikan wawasan penting mengenai tingkat risiko pada pergerakan saham BBKA dan dapat membantu investor dalam mengambil keputusan investasi yang lebih tepat.

Kata kunci—Volatilitas, ARMA-GARCH, return saham, peramalan, BBKA

1. PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan indikator penting dalam menggambarkan kondisi perekonomian suatu negara. Fluktuasi harga saham yang terjadi secara terus menerus mencerminkan sentimen investor dan ketidakpastian pasar, sehingga volatilitas menjadi aspek utama dalam pengambilan keputusan investasi (Tsay, 2002). Salah satu saham yang memiliki peran signifikan di Bursa Efek Indonesia adalah PT Bank Central Asia Tbk (BBKA), yang dikenal memiliki kapitalisasi pasar besar dan tingkat perdagangan yang tinggi (Wulandari et al., 2021). Namun, return saham BBKA menunjukkan sifat heteroskedastik dan *volatility clustering*, sehingga memerlukan pendekatan pemodelan statistik yang mampu menangkap dinamika variansi secara akurat (Hartati & Saluza, 2017).

Model ARMA hanya memodelkan nilai tengah (*mean*) deret waktu dan tidak mampu menangani variansi yang berubah-ubah. Oleh karena itu, model GARCH digunakan sebagai metode pelengkap untuk memodelkan volatilitas secara dinamis (Raneo & Muthia, 2018). Berbagai penelitian di Indonesia menunjukkan bahwa kombinasi ARMA-GARCH efektif dalam memprediksi volatilitas saham. Trimono dan Agista (2021) membuktikan bahwa model ARMA-GARCH dapat menghasilkan estimasi risiko yang stabil pada saham sektor perkebunan. Penelitian lain oleh Jumiati *et al.* (2024) juga mengonfirmasi bahwa model GARCH mampu mengidentifikasi perbedaan volatilitas saham perbankan BUMN di indeks LQ45. Selain itu, Indarti dan Purwanto (2019) menemukan bahwa ARCH-GARCH secara signifikan menangkap volatilitas return saham LQ45, sedangkan Komalasari dan Putra (2020) menunjukkan bahwa model berbasis ARIMA-GARCH memberikan hasil peramalan yang lebih akurat pada indeks saham syariah.

Meskipun model GARCH banyak digunakan, karakteristik pasar Indonesia yang dinamis, asimetris, serta rentan terhadap lonjakan volatilitas mendadak membuat evaluasi ulang terhadap kinerja model ARMA-GARCH tetap diperlukan. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model

ARMA-GARCH dalam memodelkan volatilitas dan meramalkan return saham BBKA menggunakan data terbaru, sehingga dapat memberikan gambaran risiko yang lebih akurat bagi investor.

Model ARMA-GARCH dipilih dalam penelitian ini karena memiliki keunggulan dalam menangkap dinamika volatilitas yang bersifat persisten dan *volatility clustering* yang umum terjadi pada data *return* saham di pasar berkembang seperti Indonesia. Dalam model ini, ARMA digunakan untuk memodelkan struktur rata-rata *return* saham, sedangkan GARCH berperan dalam memodelkan variansi bersyarat yang berubah-ubah dari waktu ke waktu. Dibandingkan model ARCH, GARCH lebih efisien karena menggunakan jumlah parameter yang lebih sedikit namun tetap mampu merepresentasikan variansi bersyarat secara akurat (Bollerslev, 1986). Selain itu, model ARMA-GARCH relatif lebih stabil dan banyak digunakan sebagai *benchmark* dalam penelitian volatilitas saham, sehingga hasil penelitian ini dapat dibandingkan secara langsung dengan studi-studi sebelumnya. Karakteristik pasar modal Indonesia yang sensitif terhadap sentimen global, kebijakan moneter, dan kondisi makroekonomi domestik menyebabkan volatilitas saham perbankan, termasuk BBKA, bersifat dinamis dan tidak konstan. Oleh karena itu, evaluasi kinerja model ARMA-GARCH pada data terbaru saham BBKA diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris dalam pengukuran risiko dan peramalan return saham bagi investor dan praktisi pasar modal.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder, yaitu harian *return* saham BBKA periode November 2022 hingga November 2025 yang diperoleh melalui situs resmi investing.com. Seluruh data disusun kembali dalam bentuk deret waktu, kemudian digunakan sebagai dasar perhitungan ARMA-GARCH. Data yang didapat diolah dengan menggunakan aplikasi RStudio.

2.2 Teknik Analisis Data

Tahapan penelitian ini dilakukan melalui beberapa langkah berikut:

1. Mengumpulkan data

Data yang digunakan merupakan data harian return saham BBKA periode 22 November 2022 hingga 21 November 2025. Setelah data terkumpul, dataset terbagi menjadi dua bagian, yaitu 80% digunakan untuk data latih dan 20% digunakan untuk data uji.

2. Uji kestasioneran data

Uji stasioneritas dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk dapat dipastikan bahwa data telah memenuhi sifat stasioner tanpa adanya akar unit. Hipotesis dalam pengujian ini adalah:

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Keputusan diambil berdasarkan $p\text{-value} < 0,05$. Jika H_0 ditolak, maka data dianggap stasioner (Gujarati, 2012)

3. Identifikasi model ARMA

Penentuan ordo model ARMA (p, q) dilakukan melalui analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada data yang telah stasioner. Pola *cut-off* dan *decay* pada ACF dan PACF digunakan untuk mengidentifikasi beberapa kandidat awal model ARMA. Selanjutnya, pemilihan model terbaik dikonfirmasi menggunakan prosedur auto ARIMA pada perangkat lunak R dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).

4. Uji Efek ARCH

Uji dilakukan dengan menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM Test) dari Engle (1982), yang menguji yang menguji apakah varian residual saat ini dipengaruhi oleh kuadrat residual pada periode sebelumnya. Dengan hipotesis:

H_0 : Tidak ada efek ARCH (residual *homoskedastik*)

H_1 : Terdapat efek ARCH (residual *heteroskedastik*)

Jika $p\text{-value} < 0,05$, maka H_0 ditolak, yang berarti terdapat efek ARCH dan model GARCH layak diterapkan (Engle, 1982).

5. Estimasi model GARCH

Setelah terdeteksi adanya efek ARCH, dilakukan estimasi beberapa kandidat model GARCH untuk memodelkan volatilitas residual. Pemilihan model GARCH terbaik dilakukan berdasarkan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) terkecil.

6. Uji Diagnosis Model

Setelah model GARCH terbentuk, dilakukan uji diagnosis untuk memastikan sisaan bersifat *white noise* dan tidak lagi mengandung efek ARCH.

7. Peramalan

Model ARMA-GARCH yang sudah tervalidasi digunakan untuk peramalan volatilitas dan *return* saham untuk periode ke depan.

2.3 Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ARMA(p, q) merupakan model gabungan dari dua komponen, yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), yang digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang telah bersifat stasioner. Pada model ini, p melambangkan orde dari bagian AR, dan q melambangkan orde dari bagian MA. Model AR menangkap ketergantungan linier antara nilai saat ini dan nilai masa lalu, sedangkan model MA merepresentasikan pengaruh *error* masa lalu terhadap nilai saat ini (Box et al., 2015).

Model ini hanya dapat diterapkan pada data yang telah stasioner, tanpa memerlukan *differencing*, tidak seperti ARIMA yang mencakup komponen integrasi (Tsay, 2010). Bentuk umum dari model ARMA (p, q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Z_{t-i} + a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad (1)$$

Keterangan:

- Z_t : Nilai deret waktu pada waktu ke- t
 α : Konstanta model
 ϕ_i : Parameter AR ke- i
 θ_j : Parameter MA ke- j
 a_t : *Error white noise* pada waktu ke- t

2.4 Generalized ARCH (GARCH)

Engle (1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) untuk menangani masalah *heteroskedastisitas* pada data deret waktu, khususnya dalam lingkup ekonomi dan keuangan. Model ini memungkinkan varians *error* (residual) berubah-ubah dari waktu ke waktu dan bergantung pada kuadrat residual masa lalu.

Dengan mempertimbangkan varians bersyarat, model ARCH memberikan estimasi parameter yang lebih akurat dibandingkan model yang mengasumsikan varians konstan (Engle, 1982). Kemudian, model ini dikembangkan lebih lanjut oleh Bollerslev (1986) menjadi model *Generalized ARCH* (GARCH) dengan menambahkan elemen autoregresif pada varians itu sendiri. Model GARCH dapat menangkap *volatility clustering*, yang umum terjadi pada data keuangan seperti *return* saham (Bollerslev, 1986). Bentuk umum GARCH (p, q) :

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

Keterangan:

- σ_t^2 : Varian residual pada waktu ke- t
 α_{t-i}^2 : Kuadrat residual masa lalu

α_i, β_j : Parameter Model
 α_0 : Konstanta

2.5 Akurasi Peramalan

Hodson (2022) menyatakan bahwa *Root mean squared error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) merupakan dua metrik standar yang digunakan dalam evaluasi model. Untuk suatu sampel yang terdiri atas n observasi y (y_i) dan n prediksi model yang bersesuaian, nilai MAE dan RMSE dihitung sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3)$$

Di mana (y_t) merupakan nilai sebenarnya, (\hat{y}_t) menunjukkan nilai hasil prediksi, dan (n) adalah total jumlah pengamatan, sementara MAE digunakan untuk menghitung rata-rata dari nilai mutlak selisih antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan (Xu *et al.*, 2025). MAE tidak memperhitungkan arah kesalahan, sehingga cocok digunakan ketika fokus evaluasi adalah pada besarnya kesalahan secara umum.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (4)$$

Nilai MAE dan RMSE yang semakin rendah menunjukkan bahwa model memiliki performa prediksi yang baik (Cahyo & Sulistyono, 2025).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data Pergerakan Harga dan Return Saham

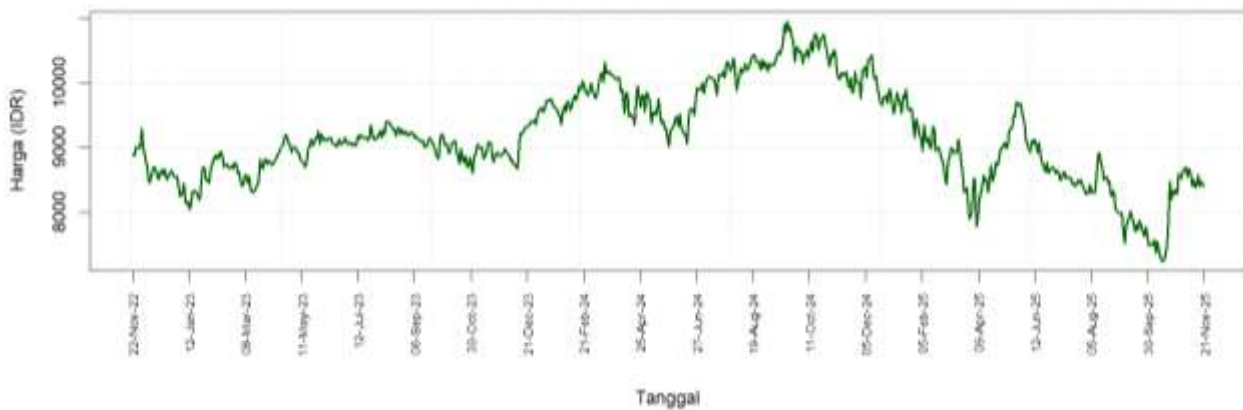
Data yang dioalah pada penelitian ini merupakan data historis saham harian emiten BBKA (PT Bank Central Asia Tbk) periode 22 November 2022 sampai 21 November 2025. Proses analisis membagi dataset ke dalam dua proporsi, yakni himpunan data latih (*training data*) sebesar 80% (573 observasi) dan himpunan data uji (*testing data*) sebesar 20% (143 observasi).

Langkah awal analisis dimulai dengan mengamati plot data harga penutupan (*Closing Price*) dan *return* saham untuk melihat pola pergerakan data secara visual. Berikut adalah data harga penutupan dan perhitungan *return* yang digunakan dalam analisis:

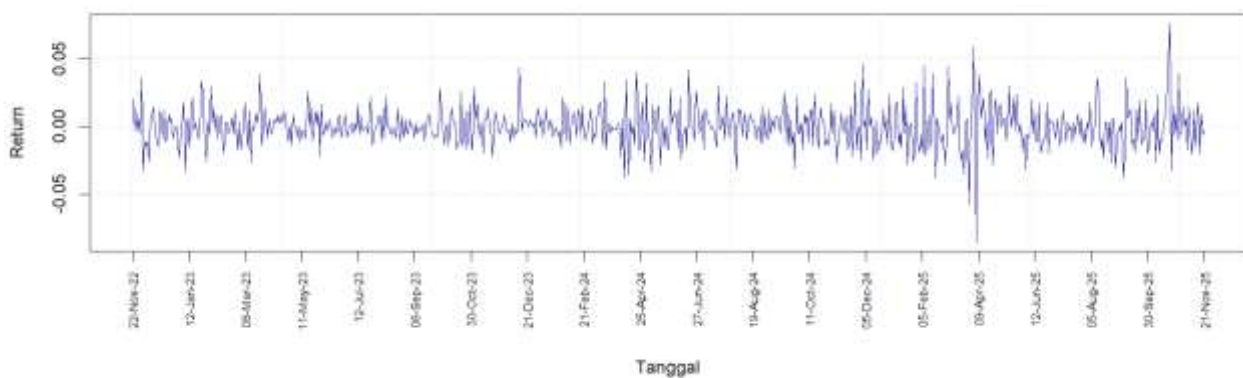
Tabel 1 Data harga penutupan & *return* harian saham BBKA

Tanggal	Close Price (IDR)	Return (Log/Percentage)
11/22/2022	8900	0.0201
11/23/2022	8875	-0.0028
11/24/2022	9000	0.0141
11/25/2022	8975	-0.0028
11/28/2022	9025	0.0056
11/29/2022	8975	-0.0055
11/30/2022	9300	0.0362
12/01/2022	9000	-0.0323
...
11/21/2025	8400	-0.0030

Secara visual, pergerakan harga saham dan fluktuasi *return* Sebagaimana terlihat pada grafik berikut ini:



Gambar 1 Plot harga penutupan saham BBCA



Gambar 2 Pola *return* saham BBCA

Berdasarkan Gambar 1, harga saham BBCA menunjukkan tren yang fluktuatif sepanjang periode pengamatan. Sementara itu, Gambar 2 memperlihatkan bahwa data *return* berfluktuasi di sekitar nilai nol (0), namun terdapat periode-periode tertentu di mana fluktuasi (*volatilitas*) meningkat secara tajam dan kemudian mereda (berkelompok). Fenomena ini mengindikasikan adanya *volatility clustering*, yang menjadi sinyal awal perlunya pemodelan GARCH.

3.2 Uji Stasioneritas Data

Pemodelan deret waktu mensyaratkan data harus stasioner. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) diterapkan pada data *return* (data latih) untuk memverifikasi hal ini.

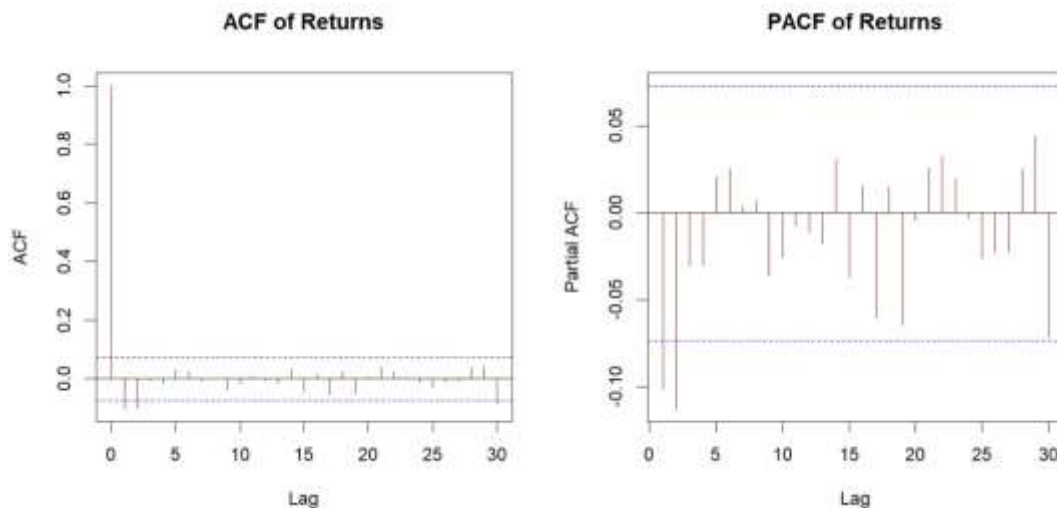
Tabel 2 Hasil Uji ADF

statistik <i>Dickey-Fuller</i>	<i>Probability</i>
-8.6539	0.01

Berdasarkan Tabel 2 hasil uji ADF, menunjukan angka statistik *Dickey-Fuller* sebesar -8.6539 dengan nilai probabilitas (*p-value*) sebesar 0.01. Karena nilai *p-value* dibawah taraf signifikan 0.05, maka hipotesis nol (H_0) dapat ditolak. Hal ini menyimpulkan bahwa data *return* saham BBCA sudah stasioner dan dapat dilanjutkan ke tahap pemodelan rata-rata (*mean*).

3.3 Pemodelan Mean (ARMA) dan Uji Efek ARCH

Untuk Identifikasi model *Box-Jenkins* (ARMA) dilakukan dengan *maximum likelihood* orde p, q dapat dilihat pada ACF (*correlogram Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autorrelation Function*). *Correlogram* ACF dan PACF dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 3 Korelogram ACF dan PACF untuk data return saham BBKA

Analisis terhadap korelogram pada Gambar 3, memperlihatkan pada ACF garis melewati batas interval hingga *lag*-2 sedangkan PACF terpotong pada *lag* pertama dan kedua. Sehingga, berdasarkan pola *cut-off* yang teridentifikasi, terdapat beberapa kandidat model ARMA yang paling kuat untuk diuji, mencakup berbagai kombinasi model dengan ordo rendah.

Berdasarkan hasil identifikasi auto ARIMA pada *software* RStudio bahwa perolehan model *Box-Jenkins* (ARMA) paling optimal yaitu ARMA (1,3). Setelah mendapatkan model ARMA, dilakukan pengujian terhadap sisaan (*residuals*) model untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas (efek ARCH) melalui uji ARCH-LM Test.

Tabel 3 Hasil Uji ARCH-LM

<i>Chi-Square</i>	df	<i>p-value</i>
67.76	10	1.198×10^{-10}

Hasil uji ARCH-LM menunjukkan *p-value* yang sangat signifikan (< 0.05), yang berarti terdapat efek ARCH pada residual model ARIMA. Oleh karena itu, *varians error* tidak konstan, sehingga pemodelan harus dilanjutkan dengan metode GARCH untuk mengatasi heteroskedastisitas tersebut.

3.4 Pemilihan Model GARCH Terbaik

Untuk memodelkan volatilitas, beberapa kandidat model GARCH (*p,q*) diuji dan dibandingkan berdasarkan parameter *Akaike Information Criterion* (AIC) serta *Bayesian Information Criterion* (BIC). Model yang memiliki skor AIC paling minimum dianggap sebagai model paling optimal.

Tabel 4 Perbandingan Kriteria Informasi Model GARCH

Model	AIC	BIC	LogLik
ARMA(1,3)-GARCH(1,1)	-5.8041	-5.7433	1670.87
ARMA(1,3)-GARCH(1,2)	-5.8008	-5.7325	1670.94
ARMA(1,3)-GARCH(2,1)	-5.8006	-5.7322	1670.87
ARMA(1,3)-GARCH(2,2)	-5.7982	-5.7223	1671.19

Berdasarkan tabel perbandingan kriteria informasi, pemilihan model tidak hanya didasarkan pada satu kandidat tunggal, melainkan melalui evaluasi beberapa kombinasi model GARCH. Model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) menghasilkan nilai AIC dan BIC paling rendah dibandingkan model alternatif lainnya, yang menunjukkan keseimbangan terbaik antara kompleksitas model dan kemampuan dalam menjelaskan data. Pemilihan ini diperkuat oleh hasil uji diagnostik yang memastikan bahwa model tersebut efektif

menghilangkan efek ARCH pada sisaan, menjadikannya representasi paling valid untuk menangkap struktur volatilitas pasar tanpa overfitting. Oleh karena itu, model ini dipilih sebagai model paling optimal untuk memodelkan volatilitas dan melakukan peramalan *return* saham BBKA.

3.5 Estimasi Parameter Model

Parameter model terpilih, yaitu ARMA(1,3)-GARCH(1,1), diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Hasil estimasi koefisien disajikan sebagai berikut:

Tabel 5 Estimasi parameter Model ARMA(1,3)-GARCH(1,1)

Parameter	Koefisien
Mean Model (ARMA)	
AR(1)	-0.9861
MA(1)	0.8062
MA(2)	-0.3019
MA(3)	-0.1248
Mean (μ)	0.00046
Varian Model (GARCH)	
Omega (ω)	1.99×10^{-6}
Alpha (α_1)	0.0592
Beta (β_1)	0.9337

Persamaan ragam bersyarat (volatilitas) dapat dituliskan sebagai:

$$\sigma_t^2 = 0.000000199 + 0.0592\varepsilon_{t-1}^2 + 0.9337\sigma_{t-1}^2$$

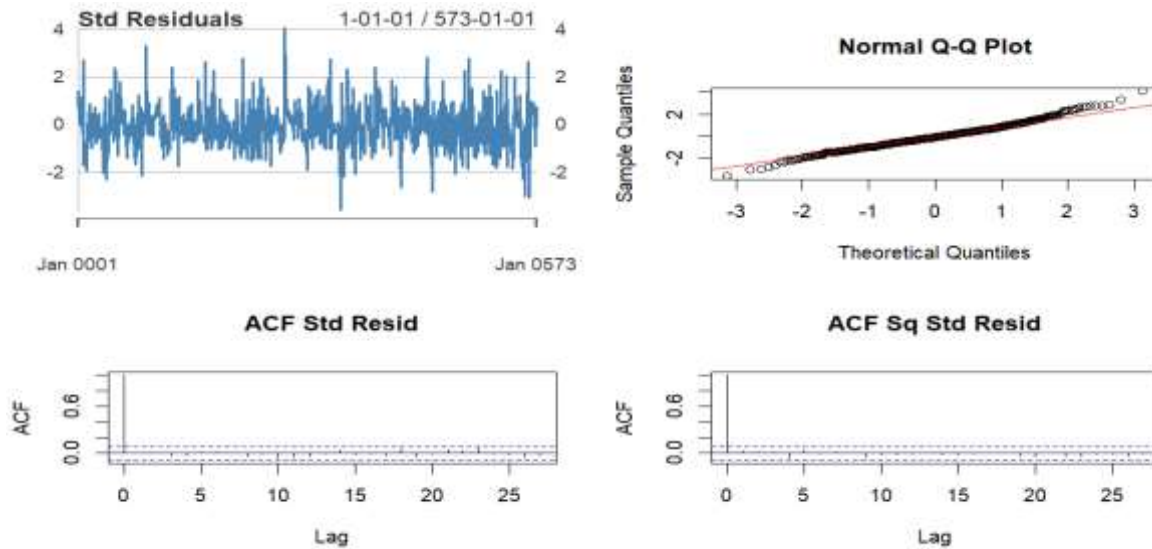
Nilai $\alpha_1 + \beta_1 = 0.0592 + 0.9337 = 0.9929$. Jumlah ini mendekati 1 namun masih di bawahnya, menandakan persistensi volatilitas yang sangat tinggi. Secara ekonomis, hal ini bermakna bahwa pasar memiliki “ingatan panjang”, di mana guncangan (*shock*) terhadap saham BBKA tidak segera hilang melainkan meluruh perlahan. Dominasi β_1 (0.9337) menegaskan bahwa volatilitas masa lalu menjadi prediktor utama risiko di masa depan, sehingga periode risiko tinggi cenderung berlangsung lama. Bagi investor, ini menjadi sinyal peringatan untuk menghindari spekulasi jangka pendek saat volatilitas memuncak. Strategi defensif atau *hedging* lebih disarankan karena risiko pasar terbukti tidak akan mereda secara instan, menuntut horizon investasi jangka menengah-panjang.

Sementara itu, komponen AR(1) bernilai negatif signifikan (-0.9861), menunjukkan adanya pola *return* tinggi yang cenderung diikuti koreksi pada hari berikutnya. Komponen MA(1)–MA(3) menandakan bahwa guncangan acak hingga tiga hari sebelumnya masih berpengaruh terhadap *return* saat ini, mencerminkan penyesuaian pasar yang tidak instan terhadap informasi baru.

3.6 Verifikasi Kelayakan Model (Diagnosis)

Setelah mendapatkan estimasi parameter model terbaik yaitu ARMA(1,3)-GARCH(1,1), langkah selanjutnya adalah melakukan uji diagnosis (*diagnostic checking*) terhadap sisaan (*residuals*) model. Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang terbentuk telah memenuhi asumsi goodness of fit, yaitu sisaan bersifat acak (*white noise*), berdistribusi normal, dan tidak lagi mengandung efek heteroskedastisitas (efek ARCH).

Evaluasi dilakukan dengan mengamati plot sisaan yang dibakukan (*standardized residuals*). Hasil plot diagnosis model disajikan pada Gambar berikut:



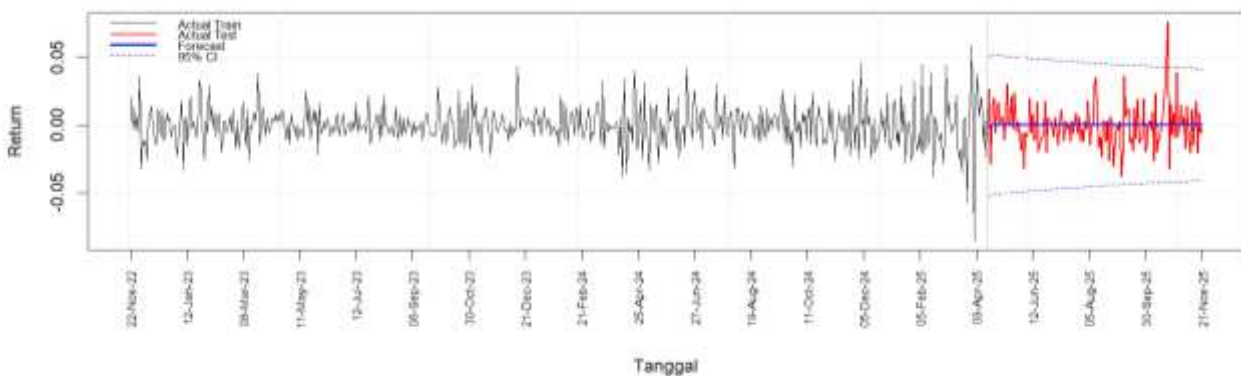
Gambar 4 Plot Diagnosis Model ARMA(1,3)-GARCH(1,1)

Berdasarkan keempat panel pada Gambar 4, model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) dinyatakan valid dapat digunakan. Plot ACF sisaan menunjukkan tidak adanya autokorelasi signifikan, menandakan sisaan bersifat *white noise*. ACF kuadrat sisaan juga berada dalam batas signifikansi, menunjukkan tidak ada efek ARCH yang tersisa. Q-Q plot menunjukkan penyebaran data mendekati normal, meskipun terdapat *fat tails*, yaitu adanya kemungkinan pergerakan ekstrem yang memiliki probabilitas kejadian lebih tinggi daripada asumsi sebaran *Gaussian*. Hal ini umum terjadi pada data keuangan karena pasar dapat mengalami perubahan yang tajam akibat faktor ekonomi atau sentimen investor. Plot time series sisaan menunjukkan fluktuasi acak di sekitar nol tanpa pola tertentu, menandakan kestasioneran.

Meskipun asumsi *white noise* telah terpenuhi, temuan *fat tails* pada Q-Q Plot memberikan catatan penting. Penyimpangan data dari garis diagonal di bagian ujung distribusi menunjukkan bahwa kejadian ekstrem (kenaikan atau penurunan harga yang drastis) terjadi lebih sering daripada yang diprediksi oleh distribusi normal. Hal ini mengimplikasikan bahwa meskipun model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) ini sudah memadai untuk menangkap pola umum volatilitas, model ini mungkin sedikit menaksir terlalu rendah risiko pasar pada kondisi krisis atau *crash* pasar.

3.7 Hasil Peramalan (Forecasting)

Model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) diaplikasikan untuk meramalkan *return* dan volatilitas untuk periode pengujian (data *test*). Hasil visualisasi perbandingan antara data aktual dan hasil *forecast* tersaji pada grafik di bawah ini:



Gambar 5 Grafik perbandingan *return* aktual vs *forecast* dan interval kepercayaan

Pada Gambar 4 memperlihatkan garis biru (*forecast*) yang berada di sekitar rata-rata nol dengan pita interval kepercayaan (*confidence interval*) putus-putus yang melebar dan menyempit mengikuti prediksi volatilitas (σ) dari model GARCH. Garis merah adalah data aktual. Model mampu menangkap pergerakan volatilitas data aktual dengan cukup baik.

Berikut adalah tabel detail hasil peramalan *return* dan volatilitas untuk beberapa periode observasi:

Tabel 6 Hasil *forecast return* dan volatilitas BBKA

Tanggal	<i>Actual Return</i>	<i>Forecast Return</i>	<i>Forecast Volatility</i>	<i>Error</i>
23 April 2025	0.02647	-0.00017	0.02574	0.02664
24 April 2025	-0.02865	-0.00196	0.02569	-0.02669
25 April 2025	0.01475	0.00036	0.02564	0.01438
28 April 2025	0.02035	0.00056	0.02559	0.01978
...
19 November 2025	0.00893	0.00045	0.02063	0.00847
20 November 2025	-0.00589	0.00047	0.02061	-0.00637
21 November 2025	-0.00296	0.00045	0.02059	-0.00341

Berdasarkan Tabel 6, dapat diamati bahwa *point forecast* (prediksi nilai tunggal) untuk *return* harian memiliki selisih arah dengan data aktual pada beberapa titik observasi, seperti pada tanggal 23 April 2025 dimana aktual bernilai positif (0.02647) sedangkan hasil *forecast* sedikit negatif (-0.00017). Hal ini wajar terjadi mengingat pergerakan harga saham harian memiliki komponen *random walk* yang sangat dominan dan sulit diprediksi secara tepat arahnya.

Namun, kontribusi utama dari model ini bukan terletak pada prediksi arah harga semata, melainkan pada kolom *Forecast Volatility*. Model berhasil memberikan estimasi risiko yang dinamis (lihat rentang *Confidence Interval* pada Gambar 5), yang krusial bagi manajemen risiko. Meskipun *point forecast return* cenderung datar mendekati nol (sesuai sifat stasioneritas), estimasi volatilitas memberikan sinyal kapan investor harus waspada terhadap ketidakpastian pasar yang tinggi.

Untuk mengevaluasi akurasi peramalan secara kuantitatif, digunakan metrik MAE (*Mean Absolute Error*) dan RMSE (*Root Mean Squared Error*). Berdasarkan perhitungan terhadap data *test*, diperoleh nilai sebagai berikut:

Tabel 7 Evaluasi Model

Model	MAE	RMSE
ARMA(1,3) - GARCH(1,1)	0.012248	0.016406

Nilai *error* yang kecil ini menegaskan bahwa model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) cukup layak digunakan dalam memproyeksikan risiko (volatilitas) saham BBKA, meskipun prediksi *point forecast* untuk *return* harian saham memang secara alami sulit dilakukan karena sifatnya yang acak (*random walk*). Namun, estimasi volatilitas (σ) memberikan informasi risiko yang sangat berharga bagi investor.

Penelitian ini memiliki keterbatasan pada asumsi linearitas model. Pendekatan *Machine Learning* (seperti LSTM) dapat menjadi alternatif masa depan untuk menangkap pola non-linear dan meningkatkan akurasi prediksi arah harga. Selain itu, model GARCH simetris yang digunakan belum mengakomodasi leverage effect, di mana model asimetris seperti EGARCH mungkin lebih sensitif dalam merespons dampak berita buruk terhadap volatilitas.

4. KESIMPULAN

Mengacu pada hasil evaluasi data imbal hasil harian saham BBKA menggunakan pemodelan ARMA-GARCH, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

4.1 Hasil Utama yang Diperoleh

- a. Data return saham BBKA telah terbukti stasioner dan mengandung efek *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) yang signifikan, menjadikannya layak dimodelkan menggunakan GARCH.
- b. Model terbaik yang berhasil menangkap struktur *mean* dan *variance* data yaitu model *hybrid* ARMA(1,3)-GARCH(1,1), dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terendah.
- c. Hasil ARCH-LM Test menunjukkan efek ARCH yang sangat signifikan ($p\text{-value } 1.198 \times 10^{-10}$), menegaskan bahwa data *return* BBKA mengandung fenomena *volatility clustering* (varians tidak konstan), sehingga model GARCH sangat dibutuhkan.
- d. Koefisien GARCH menunjukkan bahwa volatilitas saham BBKA memiliki persistensi yang tinggi ($\alpha_1 + \beta_1 = 0.9929$), dimana gejala risiko pasar pada saham BBKA cenderung bertahan lama dan tidak mereda dengan cepat.
- e. Kinerja peramalan model yang dilakukan selama 20 hari menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah dengan nilai RMSE sebesar 0.0164 dan MAE sebesar 0.0122. Akurasi ini menegaskan bahwa model ARMA(1,3)-GARCH(1,1) layak digunakan guna memprediksi *return* dan varians volatilitas saham BBKA di masa mendatang.

4.2 Saran pengembangan selanjutnya

- a. Menggunakan model GARCH asimetris, seperti EGARCH atau GJR-GARCH, untuk menangkap adanya efek asimetris antara berita baik dan berita buruk terhadap volatilitas.
- b. Menguji stabilitas serta akurasi model menggunakan teknik *rolling window forecasting* agar performa model dapat dievaluasi pada berbagai rentang waktu.
- c. Meskipun model ARMA-GARCH efektif dalam memodelkan volatilitas saham BBKA, model ini memiliki keterbatasan dalam memprediksi arah *return* harian karena dominannya sifat acak (*random walk*) serta belum mempertimbangkan faktor eksternal seperti kondisi makroekonomi, kebijakan moneter, dan sentimen pasar. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model GARCH asimetris atau pendekatan *machine learning* untuk meningkatkan akurasi peramalan. *Random Forest*, *Support Vector Regression* (SVR), dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk meningkatkan akurasi peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *J. Econometrics*, Vol. 31, No. 3, hal. 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](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*, Ed. 5, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Cahyo, S. A. N., & Sulistyono, M. Y. T. 2025. *Comparison of multiple linear regression and random forest methods for predicting national rice production in Indonesia. Journal of Applied Informatics and Computing*.
- Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation, *Econometrica*, Vol. 50, No. 4, hal. 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Gujarati, D. N. 2012. *Dasar-Dasar Ekonometrika*, Ed. 5, Salemba Empat, Jakarta.
- Hartati, I., dan Saluza. 2017. Aplikasi GARCH dalam Mengatasi Volatilitas pada Data Keuangan, *J. Matematika*, Vol. 7, No. 2, hal. 107–118.
- Hodson, J. 2022. *Statistical Metrics for Model Evaluation: MAE, MSE, RMSE Explained*, Quantitative Research Methods Press, New York.
- Indarti, M. G., & Purwanto, N. (2019). Analisis Volatilitas Return Saham Menggunakan Model ARCH-GARCH pada Indeks LQ45. *Jurnal Eksplorasi Akuntansi*, 1(1), 319–335. <https://jea.ppj.unp.ac.id/index.php/jea/article/view/57>
- Jumiati, L., Pimpi, L., Muhtar, N., Abapihi, B., Aswani, A., dan Ningtyas, R. A. 2024. Analisis Volatilitas Saham Sektor Perbankan Menggunakan Metode GARCH (Studi Kasus Bank BUMN pada Saham LQ45 di BEI), *J. Matematika, Komputasi dan Statistika*, Vol. 4, No. 2, hal. 663–674.

- Komalasari, R., & Putra, A. (2020). Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode ARIMA pada Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 18(2), 159–168. <https://journal.unpar.ac.id/index.php/jsti/article/view/4039>
- Raneo, A. P., dan Muthia, F. 2018. Penerapan Model GARCH dalam Peramalan Volatilitas di Bursa Efek Indonesia, *J. Manajemen dan Bisnis Sriwijaya (JMBS)*, Vol. 15, No. 3, hal. 195–202. Universitas Sriwijaya, Palembang
- Trimono, dan Agista, F. 2021. Model ARMA-GARCH Prediksi Value-at-Risk pada Saham PT Astra Agro Lestari Tbk, Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA), Surabaya, 5 November.
- Tsay, R. S. 2010. *Analysis of Financial Time Series*, Ed. 3, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Wulandari, S. S., Sufri, & Yurinanda, S. 2021. Penerapan Metode ARIMA Dalam Memprediksi Fluktuasi Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk. *BUANA Matematika: Jurnal Ilmiah Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 11(1), 53–68.
- Xu, C., Raymond, W. J. K., Mokhlis, H., & Illias, H. A. 2025. *Improving residential load forecasting accuracy through semi-supervised multi-binary classifier framework*. *IEEE Transactions on Smart Grid*. <https://ieeexplore.ieee.org/document/11222400>