

COMPARISON OF GARCH, GARCHX, AND GARCHX-T MODELS IN MODELING AND FORECASTING GOLD STOCK VOLATILITY

PERBANDINGAN MODEL GARCH, GARCHX, DAN GARCHX-T DALAM PEMODELAN DAN PREDIKSI VOLATILITAS SAHAM EMAS

Jokhanal Paskal¹, Retno Budiarti², and Nur Agustiani³

^{1,2,3}Divisi Matematika Ekonomi, Keuangan, dan Aktuaria, Sekolah Sains Data, Matematika,
dan Informatika, IPB University, Indonesia
‡corresponding author: jokhanalpaskal@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Jokhanal Paskal Bastanta Brahmana, Retno Budiarti, Nur Agustiani.
This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution
License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium,
provided the original work is properly cited.

Abstract

Stock volatility modeling is a fundamental topic in financial econometrics, particularly for gold mining stocks that are highly sensitive to gold commodity prices and market dynamics. This study compares the performance of GARCH, GARCHX, and GARCHX-T models using daily log *returns* of GOLD stock (Barrick Gold Corporation) from January 2020 to March 2024. GARCHX incorporates cross-sectional volatility derived from five gold mining stocks (NEM, AEM, GFI, KGC, and AU) as an exogenous variable, while GARCHX-T employs time-series market volatility derived from the S&P 500 index as an exogenous variable. Model order selection is based on the Akaike Information Criterion (AIC), and parameter estimation is conducted using Maximum Likelihood Estimation (MLE). All models identify GARCH(3,1) as the optimal order. In-sample evaluation based on log-likelihood, AIC, and BIC indicates that GARCHX-T(3,1) provides the best fit. Out-of-sample forecasting results over a three-month horizon confirm GARCHX-T as the most accurate model, demonstrating the importance of aggregate market volatility in improving volatility forecasts.

Keywords: Cross-Sectional Volatility, GARCHX, GARCHX-T, Gold Mining Stocks, Time-Series Volatility, Volatility Forecasting.

Abstrak

Pemodelan volatilitas saham merupakan aspek penting dalam ekonometrika keuangan, khususnya pada saham pertambangan emas yang memiliki sensitivitas tinggi terhadap harga komoditas emas dan dinamika pasar. Penelitian ini membandingkan kinerja model GARCH, GARCHX, dan GARCHX-T menggunakan data *log return* harian saham GOLD (Barrick Gold Corporation) selama periode Januari 2020 hingga Maret 2024. Model GARCHX menggunakan *cross-sectional volatility* yang diturunkan dari lima saham pertambangan emas (NEM, AEM, GFI, KGC, dan AU) sebagai variabel eksogen, sedangkan GARCHX-T menggunakan *time-series market volatility* yang diturunkan dari indeks S&P 500 sebagai variabel eksogen. Pemilihan ordo model dilakukan menggunakan Akaike Information Criterion (AIC), sedangkan estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Ketiga model menghasilkan ordo optimal GARCH(3,1). Evaluasi *in-sample* berdasarkan *log-likelihood*, AIC, dan BIC menunjukkan bahwa GARCHX-T(3,1) memberikan kecocokan terbaik. Hasil peramalan *out-of-sample* selama tiga bulan juga menunjukkan bahwa GARCHX-T memiliki akurasi tertinggi, sehingga volatilitas pasar agregat terbukti meningkatkan kualitas peramalan volatilitas saham pertambangan emas.

Kata Kunci: *Cross-Sectional Volatility*, GARCHX, GARCHX-T, Peramalan Volatilitas, Saham Pertambangan Emas, *Time-Series Volatility*.

1. Pendahuluan

Volatilitas saham merupakan indikator utama risiko pasar yang mencerminkan tingkat fluktuasi harga saham dalam suatu periode tertentu (Raihan *et al.* 2023). Pemahaman terhadap volatilitas sangat penting bagi investor dan manajer portofolio karena memengaruhi keputusan investasi, strategi lindung nilai, serta alokasi aset. Penelitian ini berfokus pada saham perusahaan pertambangan emas karena sektor tersebut memiliki sensitivitas tinggi terhadap perubahan harga emas dunia, kondisi pasar saham, dan ketidakpastian global, sehingga cenderung menunjukkan volatilitas yang lebih tinggi dibandingkan sektor lainnya (Erdogan 2023).

Salah satu metode yang banyak digunakan untuk memodelkan volatilitas adalah *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) yang dikembangkan oleh Bollerslev (1986) dari model ARCH milik Engle (1982). Model ini mampu menangkap fenomena *volatility clustering*, tetapi sering kali kurang mampu mengakomodasi pengaruh faktor eksternal terhadap volatilitas, terutama pada kondisi pasar yang bergejolak. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan model GARCH dengan variabel eksogen (GARCHX) yang memasukkan informasi tambahan yang relevan terhadap volatilitas (Hwang dan Satchell 2001).

Dalam penelitian ini digunakan dua pengembangan model, yaitu GARCHX dengan variabel eksogen *cross-sectional volatility* dan GARCHX-T dengan variabel eksogen *time-series market volatility*. *Cross-sectional*

volatility merepresentasikan variasi *return* antar saham dalam sektor yang sama, sedangkan *time-series market volatility* menggambarkan risiko pasar agregat yang diperoleh dari volatilitas *return* pasar. Kedua variabel tersebut terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap dinamika volatilitas dibandingkan model GARCH standar (Song *et al.* 2025).

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja model GARCH, GARCHX, dan GARCHX-T dalam mengestimasi serta memprediksi volatilitas *return* harian saham GOLD guna menentukan model yang memberikan tingkat akurasi terbaik.

2. Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan harian saham GOLD (Barrick Gold Corporation) dan lima saham pertambangan emas lainnya, yaitu NEM (Newmont Corporation), AEM (Agnico Eagle Mines), GFI (Gold Fields Limited), KGC (Kinross Gold Corporation), dan AU (AngloGold Ashanti), serta indeks pasar S&P 500 (^GSPC). Periode data estimasi adalah 1 Januari 2020 hingga 31 Desember 2023 dengan 1006 data harian, sedangkan periode evaluasi peramalan adalah Januari hingga Maret 2024.

2.2 Cross-Sectional Volatility

Cross-sectional volatility menggambarkan penyebaran *return* di antara sejumlah saham pada periode waktu yang sama dan mencerminkan tingkat heterogenitas risiko antar aset. Hwang dan Satchell (2001) mendefinisikan *cross-sectional volatility* sebagai:

$$\sigma_{CS,t}^2 = \sum_{i=1}^N w_{it}(r_{it} - \bar{r}_t)^2, \quad (1)$$

dengan $\bar{r}_t = \sum_{i=1}^N w_{it}r_{it}$ merupakan rata-rata tertimbang *return* seluruh saham pada periode ke- t , dan $w_{it} = \frac{1}{N}$ adalah bobot *equally weighted* untuk N saham dalam satu sektor. Nilai *cross-sectional volatility* yang tinggi mengindikasikan peningkatan varians antar saham, sebaliknya nilai rendah menggambarkan pergerakan *return* yang relatif searah (Vinęte dan Ausloos 2022).

2.3 Time-Series Volatility

Time series volatility menggambarkan perubahan risiko suatu aset atau pasar dari waktu ke waktu berdasarkan fluktuasi *return* yang terjadi secara dinamis. Menurut Hwang dan Satchell (2001), volatilitas ini didefinisikan sebagai varians yang diperoleh dari kuadrat *error* pada model *return*. Dalam penelitian ini, *return* pasar dimodelkan sebagai:

$$r_{m,t} = \mu_m + \varepsilon_{m,t}, \quad (2)$$

dengan $r_{m,t}$ menyatakan *return* pasar pada t , μ_m rata-rata *return* pasar, dan $\varepsilon_{m,t}$ *error* pasar. Selanjutnya, *time series volatility* dihitung sebagai kuadrat *error* pasar:

$$\sigma_{TS,t}^2 = \varepsilon_{m,t}^2, \quad (3)$$

2.4 Uji Autokorelasi

Suatu deret waktu dikatakan *white noise* apabila tidak memiliki autokorelasi yang signifikan pada berbagai *lag*, sehingga nilai pada periode tertentu tidak dipengaruhi oleh nilai pada periode sebelumnya (Elmarzouky *et al.* 2021). Salah satu metode yang umum untuk menguji autokorelasi adalah uji *Ljung-Box*. Statistik uji *Ljung-Box* dirumuskan sebagai berikut:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^l \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad (4)$$

dengan n merupakan banyaknya observasi, l adalah banyaknya *lag* yang diuji, $\hat{\rho}_k$ adalah koefisien autokorelasi pada *lag* ke- k . Hipotesis yang digunakan dalam uji *white noise* adalah sebagai berikut:

$H_0: \forall \rho_k = 0$ (data tidak memiliki autokorelasi / *white noise*),

$H_1: \exists \rho_k \neq 0$ (data memiliki autokorelasi)

2.5 Uji Heteroskedastisitas

Uji *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) adalah uji untuk mendeteksi keberadaan efek ARCH, yaitu ketika varians *error* pada periode sekarang bergantung pada kuadrat *error* periode sebelumnya (Engle *et al.* 2008). Uji dilakukan dengan meregresikan kuadrat *error* terhadap *lag*nya:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2 + v_t, \quad (5)$$

dengan u_t^2 merupakan variabel yang merepresentasikan kuadrat *error* pada periode ke- t , α_0 berfungsi sebagai konstanta yang mencerminkan nilai rata-rata varians, sedangkan α_p menunjukkan besarnya kontribusi masing-masing *lag* terhadap varians saat ini. Adapun v_t merupakan *error* acak. Nilai statistik uji LM dihitung dengan rumus:

$$LM = nR^2, \quad (6)$$

dengan R^2 adalah koefisien determinasi dari regresi di persamaan (5). Hipotesis yang digunakan pada uji ini adalah:

$H_0: \forall \alpha_p = 0$ (tidak terdapat efek ARCH),

$H_1: \exists \alpha_p \neq 0$ (terdapat efek ARCH).

2.6 Model GARCH

Model GARCH merupakan perluasan dari ARCH dengan menambahkan unsur varians bersyarat dari periode sebelumnya ke dalam model. Struktur umum GARCH(p, q) dapat ditulis sebagai:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}, \quad (7)$$

dengan $\omega > 0$ dan $\alpha_i, \beta_j \geq 0$, serta syarat stasioneritas $\sum_{j=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$. Nilai $\alpha_i + \beta_j$ yang mendekati satu menunjukkan bahwa guncangan terhadap varians memiliki efek jangka panjang. Karena pada periode awal tidak tersedia nilai ε_{t-i} dan h_{t-1} , maka digunakan pendekatan inisialisasi melalui metode *backcasting* dengan penggunaan varians jangka panjang (*unconditional variance*), yang secara teoritis dirumuskan sebagai berikut:

$$h_0 = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{i=1}^p \beta_i}, \quad (8)$$

Model GARCH banyak digunakan dalam analisis keuangan karena mampu menggambarkan perilaku volatilitas yang nyata pada *return* saham atau indeks pasar (Nugroho et al. 2025).

2.7 Model GARCHX

Model GARCHX merupakan pengembangan dari model GARCH standar dengan menambahkan variabel eksogen berupa *cross-sectional market volatility* dalam persamaan varians bersyarat. Persamaan umum GARCHX(p, q) sebagaimana dijelaskan oleh Hwang dan Satchell (2001) dituliskan sebagai berikut:

$$h_{i,t} = \omega_i + \sum_{j=1}^q \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{k=1}^p \beta_{ik} h_{i,t-k} + \theta \sigma_{CS,t-1}^2, \quad (9)$$

dengan $h_{i,t}$ adalah varians bersyarat *return* aset i pada waktu t , $\varepsilon_{i,t-j}^2$ merupakan kuadrat *error return* periode sebelumnya, dan $\sigma_{CS,t-1}^2$ melambangkan *cross-sectional market volatility* pada waktu $t - 1$ yang didefinisikan pada persamaan (1). Syarat kestasioneran dan nonnegativitas model ini yaitu $\sum_{j=1}^q \alpha_{ij} + \sum_{k=1}^p \beta_{ik} < 1$, $\theta > 0$, serta $\alpha_{ij}, \beta_{ik} \geq 0$. Sama halnya dengan GARCH, nilai varians awal GARCHX secara teoritis dirumuskan sebagai:

$$h_0 = \frac{\omega + \theta E[\sigma_{CS,t}^2]}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{i=1}^p \beta_i}, \quad (10)$$

dengan $E[\sigma_{CS,t}^2]$ adalah rata-rata dari *cross-sectional volatility* selama periode berlangsung. Pada persamaan (9), *cross-sectional volatility* diasumsikan memberi informasi tambahan yang signifikan terhadap proses pembentukan volatilitas saham.

2.8 Model GARCHX-T

Model GARCHX–T merupakan perluasan dari model GARCH standar yang menambahkan komponen volatilitas berbasis deret waktu (*time-series market volatility*) ke dalam persamaan varians bersyarat. Bentuk umum GARCHX–T(p, q) dituliskan sebagai:

$$h_{i,t} = \omega_i + \sum_{j=1}^q \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{k=1}^p \beta_{ik} h_{i,t-k} + \vartheta \sigma_{TS,t-1}^2, \quad (11)$$

dengan $\sigma_{TS,t-1}^2$ adalah volatilitas pasar *time-series volatility* periode sebelumnya. Syarat kestasioneran dan non-negativitas model ini mengikuti aturan umum model GARCHX. Sama halnya dengan GARCH, nilai varians awal GARCHX-T secara teoritis dirumuskan sebagai:

$$h_0 = \frac{\omega + \vartheta E[\sigma_{TS,t}^2]}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{i=1}^p \beta_i}, \quad (12)$$

dengan $E[\sigma_{TS,t}^2]$ adalah rata-rata dari *time-series volatility* selama periode berlangsung.

2.9 Evaluasi Model

2.9.1. Akaike Information Criterion dan Bayesian Information Criterion

AIC dan BIC digunakan untuk memilih model terbaik dengan mempertimbangkan kecocokan model serta jumlah parameter yang diestimasi (Zhang *et al.* 2023). AIC dirumuskan sebagai:

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k, \quad (13)$$

dengan L merupakan nilai *maximum likelihood* dan k jumlah parameter model. Selain itu, digunakan BIC yang dirumuskan sebagai:

$$BIC = -2 \ln(L) + k \ln(n), \quad (14)$$

dengan n menyatakan jumlah observasi. Model terbaik memiliki nilai AIC dan BIC yang lebih kecil.

2.9.2. Mean Absolute Forecast Error

MAFE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut hasil peramalan volatilitas dan dirumuskan sebagai:

$$MAFE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n | \hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2 |, \quad (15)$$

dengan $\hat{\sigma}_t^2$ merupakan volatilitas hasil peramalan, σ_t^2 volatilitas

aktual. Nilai MAFE yang lebih kecil menunjukkan akurasi peramalan yang lebih baik.

2.9.3. Mean Squared Forecast Error

MSFE mengukur kesalahan kuadrat rata-rata dari hasil peramalan volatilitas. Formulasnya sebagai berikut:

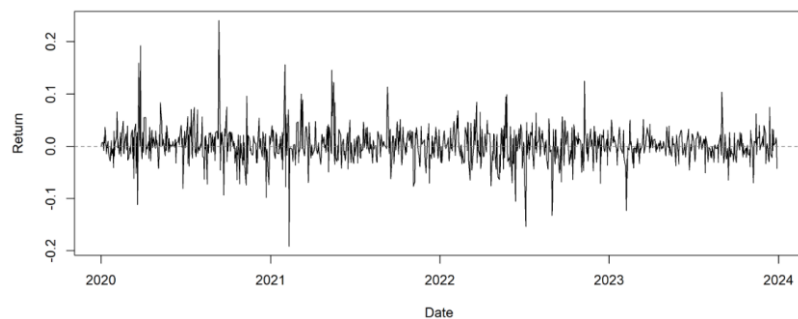
$$MSFE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2)^2, \quad (16)$$

MSFE lebih peka terhadap kesalahan prediksi berukuran besar karena perbedaan antara volatilitas aktual dan hasil ramalan dikuadratkan (Hodson 2022).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Return Logaritmik Saham

Dalam penelitian ini, *return* saham dihitung menggunakan *log return* untuk memperoleh sifat statistik yang lebih stabil dan aditif. Data *log return* saham GOLD selama periode penelitian kemudian divisualisasikan untuk menggambarkan pola pergerakan *return* dari waktu ke waktu. Grafik *log return* harian saham GOLD disajikan pada Gambar 1:



Gambar 1: Grafik *Log Return* Harian Saham *Barrick Gold Corporation* (GOLD).

3.2 Uji Prasyarat

Sebelum dilakukan estimasi model GARCH dan variannya, terlebih dahulu dilakukan pengujian syarat terhadap data *log return* saham GOLD. Pengujian ini meliputi uji autokorelasi dan Heteroskedastisitas. Pengujian dilakukan menggunakan uji *Ljung–Box* dan ARCH-LM. Berikut hasil uji pada saham GOLD:

Tabel 1: Hasil Uji Prasyarat pada GOLD.

Jenis uji	<i>p-value</i>
-----------	----------------

Autokorelasi	0.1444
Heteroskedastisitas	0.0162

Berdasarkan Tabel 1, nilai *p-value* autokorelasi dan Heteroskedastisitas menunjukkan bahwa *log return* saham GOLD tidak memiliki autokorelasi yang signifikan dan *error* memiliki heteroskedastisitas bersyarat pada *return* saham GOLD, sehingga model GARCH layak digunakan untuk memodelkan volatilitas.

3.3 Pemodelan GARCH

Sebelum dilakukan estimasi parameter, akan ditentukan spesifikasi ordo model GARCH yang paling sesuai untuk memodelkan volatilitas *return* saham GOLD. Penentuan ordo dilakukan dengan membandingkan beberapa kombinasi model berdasarkan kriteria informasi, yaitu AIC. Beberapa kombinasi ordo telah diuji dan terpilih ordo GARCH(3,1) yang memiliki nilai AIC terkecil sebesar -4.03466, ordo ini akan diaplikasikan pada GARCHX dan GARCHX-T juga

Setelah penentuan ordo model, dilakukan estimasi parameter pada model GARCH(3,1) untuk memodelkan volatilitas *return* saham GOLD. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2: Hasil Estimasi Parameter GARCH(3,1).

Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
μ	0.00134	0.16169
ω	0.00026	0.00001
α_1	0.11033	0.00599
α_2	$1.151e^{-08}$	0.99999
α_3	0.11929	0.04145
β_1	0.56355	$2.043e^{-14}$

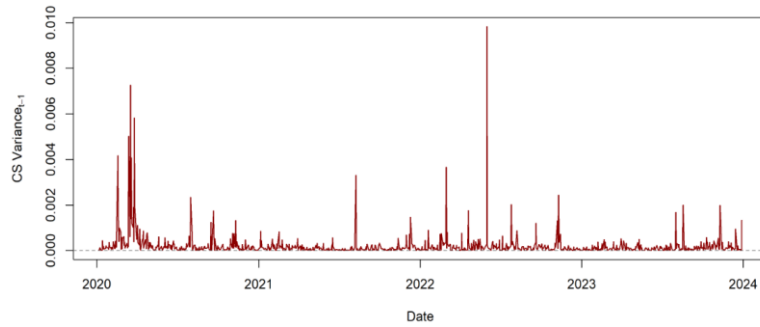
Berdasarkan Tabel 2 dan persamaan (7), persamaan varians GARCH (3,1) diperoleh dengan menggabungkan parameternya sebagai berikut:

$$h_t = 0.00026 + 0.11033 \varepsilon_{t-1}^2 + 1.151e^{-08} \varepsilon_{t-2}^2 + 0.11929 \varepsilon_{t-3}^2 + 0.56355 h_{t-1},$$

dengan nilai *unconditional variance* berdasarkan Tabel 2 dan persamaan (8) adalah $h_0 = 0.0001$.

3.4 Pemodelan GARCHX

Sebelum Melakukan Pemodelan GARCHX, diperlukan untuk membangkitkan nilai *cross sectional volatility*, dengan persamaan (1) diperoleh *cross-sectional volatility* pada waktu penelitian pada gambar berikut:

Gambar 3 *Cross-Sectional Volatility Plot*

Setelah Pembentukan *cross-sectional volatility* dilakukan estimasi parameter pada model GARCHX(3,1) untuk memodelkan volatilitas *return* saham GOLD. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 3

Tabel 3: Hasil Estimasi Parameter GARCHX(3,1).

Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
μ	0.00143	0.14149
ω	0.00022	0.00006
α_1	0.08857	0.03102
α_2	$3.076e^{-07}$	0.99999
α_3	0.05497	0.30162
β_1	0.61622	$1.276e^{-13}$
θ	0.23242	0.04640

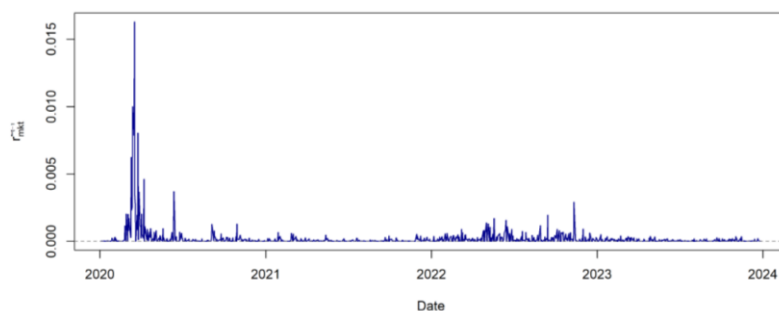
Berdasarkan Tabel 3 persamaan varians model GARCHX(3,1) diperoleh sebagai berikut:

$$h_t = 0.000223 + 0.088576 \varepsilon_{t-1}^2 + 3.076e^{-07} \varepsilon_{t-2}^2 + 0.054974 \varepsilon_{t-3}^2 + 0.616221 h_{t-1} + 0.232427 \sigma_{CS,t-1}^2,$$

dengan nilai varians awal, $h_0 = 0.0011$.

3.5 Pemodelan GARCHX-T

Sama halnya dengan GARCHX, perlu untuk membangkitkan nilai time series volatility. dengan persamaan (3) diperoleh *time series volatility* pada waktu penelitian pada gambar berikut:

Gambar 3: *Time-Series Volatility Plot*.

Setelah Pembentukan *time-series volatility* dilakukan, estimasi parameter pada model GARCHX-T(3,1) untuk memodelkan volatilitas *return* saham GOLD dengan saham ^GSPC sebagai variable eksogen. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 4

Tabel 4: Hasil Estimasi Parameter GARCHX-T(3,1).

Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
μ	0.00116	0.21301
ω	0.00011	0.00017
α_1	0.08277	0.02931
α_2	$2.327e^{-10}$	0.99999
α_3	$5.257e^{-08}$	0.99999
β_1	0.73042	$1.223e^{-15}$
ϑ	0.62197	0.000054

Berdasarkan Tabel 4, persamaan varians model GARCHX-T(3,1) diperoleh sebagai berikut:

$$h_t = 0.00011 + 0.08277 \varepsilon_{t-1}^2 + 2.327e^{-10} \varepsilon_{t-2}^2 + 5.257e^{-08} \varepsilon_{t-3}^2 + 0.73042 h_{t-1} + 0.6220 \sigma_{TS,t-1}^2,$$

dengan nilai varians awal, $h_0 = 0.0011$.

3.6 Diagnostik Error

Evaluasi diagnostik dilakukan menggunakan uji Ljung–Box terhadap *error* terstandarisasi (z_t) dan kuadrat *error* terstandarisasi (z_t^2). Pengujian pada z_t bertujuan mendeteksi autokorelasi *error*, sedangkan pengujian pada z_t^2 digunakan untuk mengidentifikasi sisa efek heteroskedastisitas bersyarat

Tabel 5: Hasil Uji *Ljung-Box*.

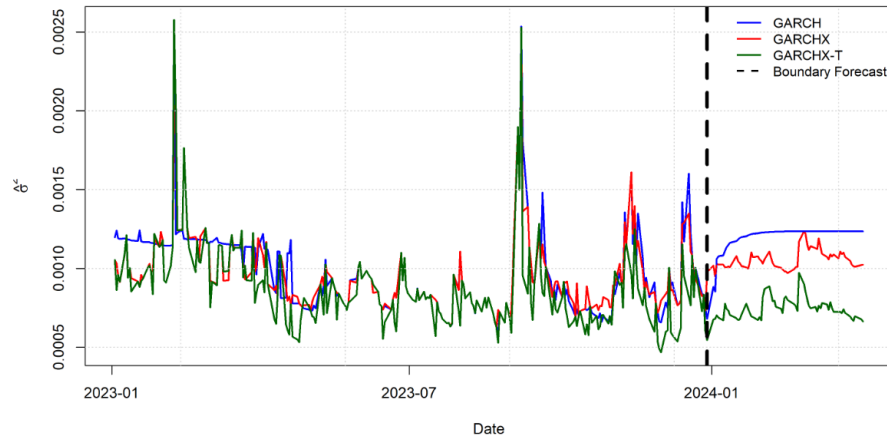
Model	$z_t (\chi^2)$	<i>p-value</i>	$z_t^2 (\chi^2)$	<i>p-value</i>
GARCH(3,1)	8.2552	0.6039	4.8986	0.8979
GARCHX(3,1)	8.7708	0.5540	4.6587	0.9128
GARCHX–T(3,1)	9.4566	0.4894	6.9376	0.7313

Berdasarkan Tabel 5, seluruh model menghasilkan *p-value* di atas taraf signifikansi 5% untuk z_t maupun z_t^2 . Hasil ini menunjukkan tidak terdapat autokorelasi yang signifikan pada *error* maupun kuadrat *error* hingga lag ke-10. Dengan demikian, ketiga model telah memenuhi asumsi *white noise* dan tidak menyisakan efek ARCH yang signifikan, sehingga spesifikasi model GARCH(3,1), GARCHX(3,1), dan GARCHX–T(3,1) dinilai memadai untuk analisis lebih lanjut.

3.7 Peramalan dan Evaluasi

Peramalan volatilitas dilakukan menggunakan model GARCH(3,1), GARCHX(3,1), dan GARCHX–T(3,1) yang telah diestimasi sebelumnya.

Berdasarkan persamaan masing-masing model yang telah disubstitusikan dengan parameter hasil estimasi, diperoleh deret volatilitas prediksi untuk periode *in-sample* dan *out-of-sample*.



Gambar 4 Grafik Perbandingan Peramalan Volatilitas.

Berdasarkan Gambar 4, ketiga model menunjukkan pola volatilitas yang relatif serupa pada periode estimasi. Namun, pada periode peramalan, GARCH menghasilkan prediksi yang lebih stabil, GARCHX lebih adaptif terhadap perubahan volatilitas, sedangkan GARCHX-T menghasilkan volatilitas prediksi yang relatif lebih rendah dibandingkan kedua model lainnya.

Evaluasi akurasi peramalan dilakukan pada horizon tiga bulan menggunakan MSFE, MAFE, dan MSE.

Tabel 6: Hasil Evaluasi Akurasi Peramalan (Horizon 3 Bulan).

Model	MSFE ($\times 10^{-7}$)	MAFE
GARCH	9.7718	0.0008948
GARCHX	8.1161	0.0007952
GARCHX_T	5.9232	0.0006209

Berdasarkan Tabel 6, model GARCHX-T menghasilkan nilai MSFE dan MAFE terendah, diikuti oleh GARCHX dan GARCH. MSFE dan MAFE digunakan secara bersamaan untuk memastikan konsistensi hasil evaluasi akurasi peramalan. Pada penelitian ini, kedua ukuran memberikan peringkat model yang sama, sehingga pemilihan model terbaik menjadi lebih meyakinkan. Hasil ini menunjukkan bahwa penambahan volatilitas pasar berbasis deret waktu sebagai variabel eksogen mampu meningkatkan akurasi peramalan volatilitas saham GOLD, sehingga GARCHX-T(3,1) menjadi model terbaik pada penelitian ini.

4. Simpulan dan Saran

Pada Penelitian ini berhasil membangun dan membandingkan model GARCH, GARCHX, dan GARCHX-T untuk memodelkan volatilitas saham GOLD. Berdasarkan kriteria informasi, model terbaik yang diperoleh adalah

GARCH(3,1), GARCHX(3,1), dan GARCHX-T(3,1). Penambahan variabel eksogen terbukti meningkatkan kemampuan model dalam menjelaskan volatilitas, dengan GARCHX-T memberikan akurasi peramalan terbaik berdasarkan nilai MAFE dan MSFE. Dengan demikian, GARCHX-T lebih efektif dalam memodelkan dan meramalkan volatilitas saham dibandingkan GARCH standar.

Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan model yang lebih fleksibel seperti EGARCH atau TGARCH, menggunakan distribusi *error heavy-tailed*, serta menambahkan variabel eksogen lain seperti suku bunga, inflasi, atau indeks volatilitas global. Pengujian pada saham atau sektor lain juga diperlukan untuk mengevaluasi konsistensi kinerja model.

Daftar Pustaka

- Elmarzouky M, Albitar K, Karim AE, Moussa AS. 2021. COVID-19 Disclosure: A Novel Measurement and Annual Report Uncertainty. *J Risk Financ Manag.* 14(12). doi:10.3390/jrfm14120616.
- Engle RF, Focardi SM, Fabozzi FJ. 2008. ARCH/GARCH Models in Applied Financial Econometrics. *Handb Financ.*, siap terbit.
- Erdogan B. 2023. The Volatility Relationship Among Financial Assets: TVP-VAR Model. *Int J Bus Econ Stud.* 5(4):225–237. doi:10.54821/uiecd.1392184.
- Hodson TO. 2022. Root-mean-square *error* (RMSE) or mean absolute *error* (MAE): when to use them or not. *Geosci Model Dev.* 15(14):5481–5487. doi:10.5194/gmd-15-5481-2022.
- Hwang S, Satchell SE. 2001. GARCH Model with Cross-sectional Volatility ; GARCHX Models Soosung Hwang and Steve Satchell GARCH Model with Cross-sectional Volatility ; GARCHX Models. *Appl Financ Econ.*, siap terbit.
- Nugroho DB, 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):1–27. doi:10.3390/econometrics13030033.
- Raihan AM, Windijarto, Ceilendra Saksana J. 2023. Analysis of Stock Price Index Volatility in Indonesia Using Macroeconomic Variables and Global Economic Uncertainty Index. Volume ke-13.
- Song Z, Chen L, Huang W. 2025. Estimation and Application of GARCH-X Model Based on High-Frequency Data. *Am J Ind Bus Manag.* 15(02):242–259. doi:10.4236/ajibm.2025.152012.
- Vințe C, Ausloos M. 2022. The Cross-Sectional Intrinsic Entropy—A Comprehensive Stock Market Volatility Estimator. *Entropy.* 24(5). doi:10.3390/e24050623.

Zhang J, Yang Y, Ding J. 2023. Information criteria for model selection.
Wiley Interdiscip Rev Comput Stat. 15(5). doi:10.1002/wics.1607.