

VOLATILITY ANALYSIS OF BITCOIN AND GOLD RETURNS USING GARCH FAMILY MODELS AND THEIR IMPLICATIONS FOR INVESTMENT RISK

ANALISIS VOLATILITAS RETURN BITCOIN DAN EMAS MENGGUNAKAN MODEL GARCH FAMILY SERTA IMPLIKASINYA TERHADAP RISIKO INVESTASI

Muhadzier Trysaputra¹, Endar Hasafah Nugrahani², and Nur Agustiani³

^{1,2,3}Division of Economics, Financial, and Actuarial Mathematics
School of Data Science, Mathematics, and Informatics, IPB University, Indonesia
‡corresponding author: Muhadzier.muhadzier@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Muhadzier Trysaputra, Endar Hasafah Nugrahani, and 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

Bitcoin and gold are often compared as alternative investment assets, but both have different risk and return characteristics. This study analyzes the return volatility of Bitcoin and gold and evaluates their investment risk using GARCH family models and Value at Risk. The data used are daily closing prices of Bitcoin and gold from January 1, 2020 to December 31, 2024. The analysis includes logarithmic return transformation, ARMA mean modeling, GARCH family estimation, conditional VaR estimation, and Kupiec backtesting. The results show that Bitcoin has a higher average return and much greater volatility than gold. The best volatility model for Bitcoin is EGARCH(1,1) Student-t, while the best model for gold is GJR-GARCH(1,1) Student-t. The daily VaR values at the 95% and 99% confidence levels are -4.01% and -7.94% for Bitcoin, and -1.36% and -2.30% for gold. The Kupiec backtesting results indicate that the VaR models are statistically accurate. These findings suggest that Bitcoin is more suitable for investors with high risk tolerance, while gold has a more stable risk profile.

Keywords: Bitcoin, Gold, GARCH Family, Value at Risk, Volatility.

Abstrak

Bitcoin dan emas sering dibandingkan sebagai aset investasi alternatif, tetapi keduanya memiliki karakteristik risiko dan imbal hasil yang berbeda. Penelitian ini menganalisis volatilitas return Bitcoin dan emas serta mengevaluasi risiko investasinya menggunakan model GARCH family dan Value at Risk. Data yang digunakan adalah harga penutupan harian Bitcoin dan emas periode 1 Januari 2020 sampai 31 Desember 2024. Tahapan analisis meliputi transformasi return logaritmik, pemodelan rata-rata ARMA, estimasi GARCH family, estimasi VaR bersyarat, dan backtesting Kupiec. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Bitcoin memiliki rata-rata return lebih tinggi dan volatilitas jauh lebih besar dibandingkan emas. Model volatilitas terbaik untuk Bitcoin adalah EGARCH(1,1) Student-t, sedangkan model terbaik untuk emas adalah GJR-GARCH(1,1) Student-t. Nilai VaR harian pada tingkat kepercayaan 95% dan 99% masing-masing sebesar -4,01% dan -7,94% untuk Bitcoin, serta -1,36% dan -2,30% untuk emas. Hasil backtesting Kupiec menunjukkan bahwa model VaR akurat secara statistik. Temuan ini menunjukkan bahwa Bitcoin lebih sesuai bagi investor dengan toleransi risiko tinggi, sedangkan emas memiliki profil risiko yang lebih stabil.

Kata Kunci: Bitcoin, Emas, GARCH Family, Value at Risk, Volatilitas.

1. Pendahuluan

Ketidakpastian pasar keuangan setelah pandemi COVID-19 meningkatkan kebutuhan investor terhadap pengukuran risiko berbasis data, terutama pada aset alternatif seperti emas dan Bitcoin. Emas dikenal sebagai aset *safe haven* karena relatif mampu mempertahankan nilai ketika pasar berada dalam kondisi krisis. Sebaliknya, Bitcoin merupakan aset digital global yang menarik, tetapi karakter spekulatifnya membuat volatilitas *return* cenderung tinggi. Dalam konteks COVID-19, emas menunjukkan kemampuan *safe haven* yang lebih konsisten dibandingkan Bitcoin, sedangkan peran Bitcoin sebagai *safe haven* masih menunjukkan hasil yang beragam (Kumar & Padakandla, 2022). Oleh karena itu, pengukuran risiko perlu dilakukan dengan model yang mampu menangkap dinamika volatilitas dan mengaitkannya dengan risiko investasi (Kang *et al.*, 2025).

Model GARCH banyak digunakan untuk memodelkan volatilitas aset finansial karena mampu menangkap *volatility clustering* (Sözen, 2025). Pengembangan model seperti EGARCH dan GJR-GARCH digunakan untuk mengakomodasi kemungkinan respons volatilitas yang tidak simetris terhadap *shock* positif dan negatif (Pasaribu & Sa'adah, 2025). Pengukuran volatilitas tersebut kemudian dapat dikaitkan dengan *Value at Risk* (VaR) untuk memperkirakan potensi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan tertentu. Akurasi VaR dievaluasi menggunakan Kupiec *Proportion of Failure Test* untuk membandingkan jumlah *actual violation*

dengan jumlah *expected violation* (Babiš, 2025).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis karakteristik *return* dan volatilitas Bitcoin serta emas, menentukan model volatilitas terbaik menggunakan GARCH *family*, menghitung risiko investasi menggunakan VaR pada tingkat kepercayaan 95% dan 99%, serta mengevaluasi akurasi VaR menggunakan Kupiec *Proportion of Failure Test*.

2. Metodologi

2.1 Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data sekunder berupa harga penutupan harian Bitcoin (BTC/USD) dan harga emas (XAU/USD) periode 1 Januari 2020 sampai 31 Desember 2024. Data diperoleh dari Investing.com, dengan jumlah observasi harga Bitcoin sebesar 1827 dan harga emas sebesar 1302 observasi. Perbedaan jumlah observasi disebabkan oleh perbedaan hari perdagangan kedua aset dan tidak memengaruhi analisis karena pemodelan dilakukan secara univariat.

2.2 Return Logaritmik

Harga penutupan diubah menjadi *return* logaritmik agar analisis berfokus pada perubahan relatif antarperiode dan sesuai untuk pemodelan volatilitas (Brooks, 2019).

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

dengan R_t menyatakan *return* pada periode t , P_t menyatakan harga penutupan pada periode t , dan P_{t-1} menyatakan harga penutupan periode sebelumnya.

2.3 Uji Normalitas

Normalitas *return* diuji menggunakan Jarque-Bera (JB) *test* pada taraf signifikansi 5% dengan H_0 : *return* berdistribusi Normal.

$$JB = \frac{n}{6} \left(s^2 + \frac{(K - 3)^2}{4} \right) \quad (2)$$

Pada Persamaan (2), n menyatakan jumlah observasi, s *skewness*, dan K kurtosis. H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$, sehingga *return* dinyatakan tidak berdistribusi Normal.

2.4 Uji Stasioneritas

Stasioneritas diuji dengan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) test* untuk mendeteksi keberadaan *unit root* (Zhou, 2025). Pengujian dilakukan pada taraf signifikansi 5% dengan H_0 : *return* tidak stasioner. Persamaan ADF dituliskan sebagai,

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

dengan Δy_t merupakan variabel deret waktu, α konstanta, βt tren waktu, γy_{t-1} *lag* variabel yang diuji, δ_i koefisien *lag* perubahan deret waktu, p jumlah *lag*, dan ε_t galat acak. H_0 ditolak jika *p-value* < 0,05, sehingga *return* dinyatakan stasioner.

2.5 Model ARMA untuk Persamaan Rataan

Model ARMA digunakan untuk menangkap dinamika rata-rata *return* sebelum pemodelan varians bersyarat, dengan komponen AR pada nilai masa lalu dan MA pada *shock* masa lalu (Parwati *et al.*, 2023). Persamaan ARMA dituliskan sebagai,

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4)$$

dengan r_t merupakan *return*, ϕ_i parameter AR, θ_j parameter MA, dan ε_t galat acak. Orde ARMA dipilih berdasarkan pola ACF, PACF, serta nilai AIC dan BIC terkecil. Jika AIC dan BIC memilih model yang berbeda, keputusan model perlu mempertimbangkan kesesuaian pola ACF-PACF dan prinsip parsimoni model (Brooks, 2019).

2.6 Uji Efek ARCH

Uji ARCH-LM digunakan untuk mendeteksi heteroskedastisitas bersyarat pada residual model rata-rata. Statistik uji dihitung dari regresi kuadrat residual pada Persamaan (5) dengan H_0 : tidak terdapat efek ARCH.

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + u_t \quad (5)$$

Pada persamaan (5), ε_t^2 merupakan kuadrat residual, α_0 konstanta, α_1 hingga α_q koefisien *lag* kuadrat residual, dan u_t galat uji. H_0 ditolak jika *p-value* < 0,05, sehingga *terdapat efek ARCH* dan model GARCH *family* layak diestimasi (Sözen, 2025).

2.7 Model GARCH Family

Penelitian GARCH(1,1) merupakan model dasar untuk menangkap pengaruh *shock* dan persistensi volatilitas yang dituliskan sebagai

(Pasaribu & Sa'adah, 2025),

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (6)$$

dengan σ_t^2 adalah varians bersyarat pada waktu ke- t , ω konstanta, ε_{t-1}^2 kuadrat residual periode sebelumnya, σ_{t-1} varians bersyarat periode sebelumnya, α pengaruh *shock* terhadap volatilitas, dan β persistensi volatilitas.

EGARCH(1,1) dan GJR-GARCH(1,1) digunakan untuk menangkap kemungkinan respons volatilitas yang tidak simetris terhadap *shock* positif dan negatif. Model EGARCH(1,1) dituliskan sebagai (Pasaribu & Sa'adah, 2025),

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (7)$$

dengan γ merupakan parameter asimetri. Jika parameter tersebut signifikan, maka volatilitas merespons *shock* positif dan negatif secara berbeda. Sementara itu, model GJR-GARCH(1,1) dituliskan sebagai (Pasaribu & Sa'adah, 2025),

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma I_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (8)$$

dengan $I_{t-1} = 1$ jika $\varepsilon_{t-1} < 0$ dan $I_{t-1} = 0$ jika $\varepsilon_{t-1} \geq 0$. Parameter γ digunakan untuk menangkap pengaruh *shock* negatif terhadap volatilitas. Setiap model diestimasi menggunakan dua distribusi galat, yaitu Normal dan *Student-t*.

2.8 Pemilihan Model dan Diagnostik

Pemilihan model volatilitas terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai AIC, BIC, Shibata, dan Hannan-Quinn. AIC dan BIC dirumuskan sebagai,

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k \quad (9)$$

$$BIC = -2 \ln(L) + k \ln(n) \quad (10)$$

dengan L menyatakan nilai *likelihood* maksimum, k jumlah parameter, dan n jumlah observasi (Pasaribu & Sa'adah, 2025). Model terbaik dipilih berdasarkan nilai kriteria informasi terkecil (Tardiana *et al.*, 2024). Apabila hasil pemilihan model terbaik berbeda, model dipilih berdasarkan mayoritas kriteria.

Setelah model terbaik diperoleh, diagnostik residual dilakukan

menggunakan Ljung-Box *test* pada residual standar dan residual kuadrat untuk mendeteksi autokorelasi (Ljung & Box, 1978), serta ARCH-LM *test* untuk memastikan tidak terdapat efek ARCH lanjutan. Pada uji Ljung-Box, H_0 : tidak terdapat autokorelasi pada residual. Sementara itu, pada uji ARCH-LM, H_0 : tidak terdapat efek ARCH lanjutan. Model dinyatakan memadai jika seluruh *p-value* uji diagnostik $> 0,05$, sehingga H_0 gagal ditolak.

2.9 Value at Risk dan Backtesting Kupiec

Value at Risk memperkirakan potensi kerugian maksimum harian pada tingkat kepercayaan tertentu. Dalam penelitian ini, VaR dihitung secara dinamis dari *mean* dan volatilitas bersyarat model GARCH terbaik (Babiš, 2025).

$$VaR_{t,\alpha} = \mu_t + q_\alpha \sigma_t \quad (11)$$

dengan μ_t adalah *mean* bersyarat *return*, σ_t volatilitas bersyarat *return*, dan q_α kuantil distribusi galat. Nilai VaR yang semakin kecil menunjukkan potensi kerugian harian yang semakin besar. Akurasi VaR dievaluasi menggunakan Kupiec *Proportion of Failure Test* dengan H_0 : proporsi *actual violation* sama dengan *expected violation*. Model dinyatakan akurat jika *p-value* $> 0,05$, sehingga H_0 gagal ditolak (Babiš, 2025).

2.10 Prosedur Analisis Data

Prosedur analisis data dalam penelitian ini dilakukan melalui tahapan berikut.

1. Mengeksplorasi data harga penutupan harian Bitcoin dan emas serta menghitung *return* logaritmik kedua aset.
2. Menguji normalitas dengan JB *test* dan stasioneritas dengan ADF *test*.
3. Mengidentifikasi dan mengestimasi model rata-rata menggunakan ARMA berdasarkan pola ACF, PACF, serta kriteria informasi AIC dan BIC.
4. Menguji efek ARCH pada residual model rata-rata menggunakan ARCH-LM *test*.
5. Mengestimasi GARCH(1,1), EGARCH(1,1), dan GJR-GARCH(1,1) dengan distribusi Normal dan *Student-t*.
6. Memilih model terbaik berdasarkan mayoritas kriteria informasi Akaike, Bayes, Shibata, dan Hannan-Quinn apabila hasil antar-kriteria berbeda.
7. Melakukan diagnostik residual model terbaik menggunakan Ljung-Box *test* dan ARCH-LM *test*.
8. Menghitung VaR pada tingkat kepercayaan 95% dan 99% dari

model terbaik.

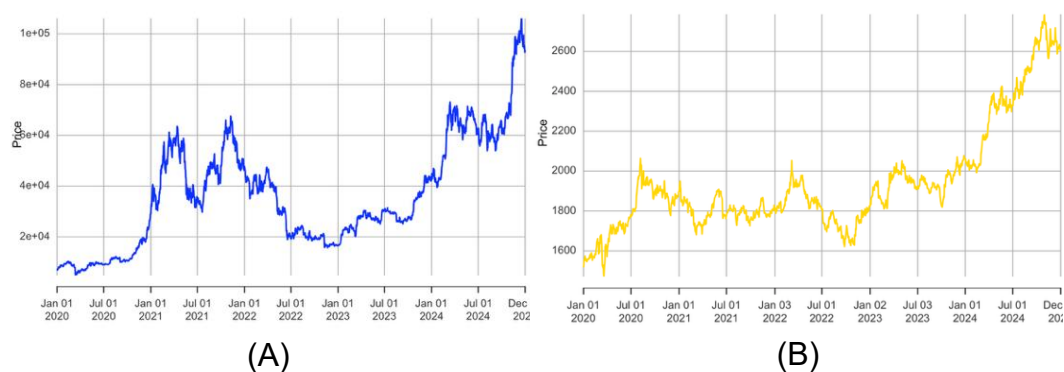
9. Mengevaluasi akurasi VaR menggunakan Kupiec *Proportion of Failure Test*.

10. Membandingkan volatilitas, VaR, dan hasil *backtesting* Bitcoin dan emas.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Preliminary Notes

Analisis awal menunjukkan bahwa Bitcoin dan emas memiliki pola harga yang berbeda selama periode pengamatan, yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1: Harga (A) Bitcoin dan (B) Emas.

Harga Bitcoin bergerak lebih fluktuatif dengan kenaikan dan penurunan tajam, sedangkan harga emas cenderung lebih gradual dan stabil. Selanjutnya, harga kedua aset ditransformasikan menjadi *return* logaritmik untuk dianalisis lebih lanjut.

3.2 Uji Normalitas dan Stasioneritas

Uji normalitas dilakukan untuk memastikan apakah *return* mengikuti distribusi Normal. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1: Uji normalitas Jarque-Bera dan uji stasioneritas ADF.

Aset	JB <i>squared</i>	X- JB <i>value</i>	p- ADF <i>statistic</i>	ADF <i>value</i>	p- Keputusan ADF
Bitcoin	50581	< 2,2e-16	-11,244	0,01	Stasioner
Emas	499,74	< 2,2e-16	-11,545	0,01	Stasioner

Berdasarkan Tabel 1, nilai *p-value* JB kedua aset < 0,05 sehingga *return* keduanya tidak berdistribusi Normal. Hasil ADF juga menunjukkan *p-value* < 0,05, sehingga *return* kedua aset telah stasioner dan layak dimodelkan. Ketidaknormalan ini mendukung penggunaan distribusi *Student-t* dalam model GARCH *family* karena data memiliki indikasi ekor tebal.

3.3 Identifikasi dan Estimasi Model ARMA

Identifikasi pola ACF dan PACF menunjukkan adanya autokorelasi pada beberapa *lag* awal *return* Bitcoin, sedangkan *return* emas relatif tidak memiliki autokorelasi kuat. Temuan ini mengindikasikan bahwa komponen rata-rata Bitcoin membutuhkan model yang lebih kompleks dibandingkan emas.

Tabel 2: Hasil estimasi model ARMA.

Aset	Model	Parameter	Koefisien	Std. Error
Bitcoin	ARMA(1,1)	AR(1) / ϕ	-0,6543	0,1229
	ARMA(1,1)	MA(1) / θ	0,5835	0,1312
	ARMA(1,1)	Mean / μ	0,0014	0,0008
Emas	ARMA(0,0)	Mean / μ	0,0004	0,0003

Tabel 3: Kriteria informasi model ARMA.

Aset	Model	Log-Likelihood	AIC	BIC
Bitcoin	ARMA(1,1)	3557,92	-7107,83	-7085,79
Emas	ARMA(0,0)	4200,78	-8397,55	-8387,21

Berdasarkan hasil estimasi, model rata-rata terbaik adalah ARMA(1,1) untuk Bitcoin dan ARMA(0,0) untuk emas. Komponen AR dan MA pada Bitcoin menunjukkan bahwa *return* dan *shock* periode sebelumnya masih berkontribusi terhadap *return* saat ini. Sebaliknya, ARMA(0,0) pada emas menunjukkan bahwa *return* emas tidak memiliki ketergantungan jangka pendek yang kuat.

3.4 Uji Efek ARCH dan Volatility Clustering

Uji ARCH-LM dilakukan terhadap residual model rata-rata untuk memastikan apakah varians residual bersifat konstan atau berubah terhadap waktu.

Tabel 4: Uji efek ARCH.

Aset	Chi-squared	df	p-value	Keputusan
Bitcoin	30,667	12	0,002214	Terdapat efek ARCH
Emas	59,598	12	2,672e-08	Terdapat efek ARCH

Pada Tabel 4, *p-value* kedua aset lebih kecil dari 0,05, sehingga residual keduanya mengandung heteroskedastisitas bersyarat. Pola *squared return* juga menunjukkan *volatility clustering*, sehingga pemodelan GARCH *family* layak digunakan.

3.5 Pemilihan Model GARCH Family

Pemodelan volatilitas dilakukan dengan membandingkan GARCH(1,1), EGARCH(1,1), dan GJR-GARCH(1,1) pada asumsi distribusi galat Normal dan *Student-t*.

Tabel 5: Perbandingan model volatilitas Bitcoin.

Model	Distribusi	Akaike	Bayes	Shibata	Hannan-Quinn
GARCH	Normal	-3,994239	-3,976134	-3,994260	-3,987560
	<i>Student-t</i>	-4,244054	-4,222932	-4,244083	-4,236263
EGARCH	Normal	-4,008499	-3,987377	-4,008529	-4,000708
	<i>Student-t</i>	-4,252614	-4,228475	-4,252653	-4,243710
GJR-GARCH	Normal	-4,007798	-3,986676	-4,007827	-4,000007
	<i>Student-t</i>	-4,243442	-4,219302	-4,243480	-4,234538

Tabel 6: Perbandingan model volatilitas emas.

Model	Distribusi	Akaike	Bayes	Shibata	Hannan-Quinn
GARCH	Normal	-6,510316	-6,494418	-6,510335	-6,504352
	<i>Student-t</i>	-6,568905	-6,549032	-6,568934	-6,561449
EGARCH	Normal	-6,515264	-6,495391	-6,515293	-6,507808
	<i>Student-t</i>	-6,569661	-6,545814	-6,569703	-6,560714
GJR-GARCH	Normal	-6,517416	-6,497543	-6,517445	-6,509960
	<i>Student-t</i>	-6,570643	-6,546795	-6,570685	-6,561695

Berdasarkan hasil, seluruh kriteria informasi memilih EGARCH(1,1) *Student-t* sebagai model terbaik untuk Bitcoin. Sementara itu, model terbaik untuk emas adalah GJR-GARCH(1,1) *Student-t* karena dipilih oleh mayoritas kriteria informasi, yaitu Akaike, Shibata, dan Hannan-Quinn. Secara umum, distribusi *Student-t* memberikan hasil lebih baik dibandingkan distribusi Normal pada kedua aset.

3.6 Estimasi Parameter Model Terbaik

Setelah model terbaik dipilih, interpretasi parameter dilakukan menggunakan *robust standard errors*. Model terpilih untuk Bitcoin adalah ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) *Student-t* dengan persamaan sebagai berikut.

$$r_t = 0,001034 - 0,311874 r_{t-1} + 0,232242 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (12)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,054557 + 0,991743 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0,010008 \frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} + 0,134911 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (13)$$

Sementara itu, model terpilih untuk emas adalah ARMA(0,0)-GJR-GARCH(1,1) *Student-t* dengan persamaan sebagai berikut.

$$r_t = 0,000653 + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$\sigma_t^2 = 0,000004 + 0,087962\varepsilon_{t-1}^2 - 0,053294I_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2 + 0,897265\sigma_{t-1}^2 \quad (15)$$

Pada Bitcoin, parameter AR(1) dan MA(1) signifikan, sehingga dinamika rata-rata jangka pendek masih perlu dipertahankan. Parameter β sebesar 0,991743 dan signifikan menunjukkan persistensi volatilitas yang sangat tinggi. Namun, parameter γ tidak signifikan pada taraf 5%, sehingga bukti efek asimetris belum cukup kuat. Pada emas, parameter μ , ω , α , dan β signifikan, sedangkan γ tidak signifikan pada taraf 5%. Parameter *shape* pada kedua aset signifikan, sehingga distribusi *Student-t* relevan untuk menangkap karakter ekor tebal pada *return* Bitcoin dan emas.

3.7 Diagnostik Residual dan Volatilitas Bersyarat

Berdasarkan Tabel 7, seluruh *p-value* uji diagnostik $> 0,05$. Hal ini menunjukkan bahwa residual standar dan residual kuadrat tidak mengandung autokorelasi signifikan serta tidak terdapat efek ARCH lanjutan. Dengan demikian, model EGARCH(1,1) *Student-t* untuk Bitcoin dan GJR-GARCH(1,1) *Student-t* untuk emas telah memadai secara statistik untuk digunakan dalam estimasi VaR.

Tabel 7: Diagnostik residual model terbaik.

Aset	Uji diagnostik	<i>p-value</i>	Keputusan
Bitcoin	Ljung-Box residual standar	0,05784	Gagal tolak H0
Bitcoin	Ljung-Box residual kuadrat	0,9995	Gagal tolak H0
Bitcoin	ARCH-LM residual standar	0,9772	Gagal tolak H0
Emas	Ljung-Box residual standar	0,3549	Gagal tolak H0
Emas	Ljung-Box residual kuadrat	0,9808	Gagal tolak H0
Emas	ARCH-LM residual standar	0,9792	Gagal tolak H0

Volatilitas bersyarat Bitcoin bergerak lebih tajam daripada emas, sehingga menunjukkan sensitivitas lebih tinggi terhadap *shock* pasar. Temuan ini memperkuat bahwa Bitcoin memiliki profil risiko lebih tinggi, sementara emas lebih moderat.

3.8 Value at Risk, Backtesting, dan Implikasi Risiko

VaR 95% dan 99% dihitung berdasarkan *mean* dan volatilitas bersyarat model terbaik. Berdasarkan Tabel 8, VaR Bitcoin lebih besar secara absolut dibandingkan emas. Pada tingkat 95%, VaR Bitcoin sebesar -4,01%, sedangkan emas sebesar -1,36%. Pada tingkat 99%, VaR Bitcoin mencapai -7,94%, sedangkan emas sebesar -2,30%. Hal ini menunjukkan bahwa Bitcoin memiliki potensi kerugian harian yang lebih besar.

Tabel 8: Perbandingan VaR berdasarkan model terbaik.

Aset	Model terbaik	VaR 95%	VaR 99%
------	---------------	---------	---------

Bitcoin	EGARCH(1,1) <i>Student-t</i>	-0,04008224	-0,07935396
Emas	GJR-GARCH(1,1) <i>Student-t</i>	-0,01356936	-0,02299929

Hasil *backtesting* pada Tabel 9 dan Tabel 10 menunjukkan bahwa *p-value* Kupiec pada VaR 95% dan 99% untuk kedua aset > 0,05. Dengan demikian, jumlah *actual violation* sesuai dengan *expected violation* dan model VaR akurat secara statistik.

Tabel 9: Hasil *backtesting* VaR 95%.

Aset	<i>Actual violation</i>	Total observasi	<i>Expected violation</i>	LR Kupiec	<i>p-value</i>	Keputusan
Bitcoin	95	1826	91,30	0,1558 572	0,69299 97	Akurat
Emas	81	1301	65,05	3,8321 846	0,05027 736	Akurat

Tabel 10: Hasil *backtesting* VaR 99%.

Aset	<i>Actual violation</i>	Total observasi	<i>Expected violation</i>	LR Kupiec	<i>p-value</i>	Keputusan
Bitcoin	15	1826	18,26	0,6259 952	0,42882 81	Akurat
Emas	16	1301	13,01	0,6468 003	0,42125 90	Akurat

Secara keseluruhan, Bitcoin memiliki rata-rata *return* lebih tinggi, tetapi disertai volatilitas, persistensi volatilitas, dan VaR yang lebih besar dibandingkan emas. Dengan demikian, Bitcoin lebih sesuai bagi investor bertoleransi risiko tinggi, sedangkan emas lebih sesuai bagi investor berisiko rendah dan dapat berperan sebagai aset yang lebih stabil dalam portofolio.

4. Simpulan dan Saran

Penelitian ini menunjukkan bahwa Bitcoin memiliki rata-rata *return* harian lebih tinggi dibandingkan emas, tetapi disertai volatilitas, persistensi volatilitas, dan VaR yang lebih besar. Model terbaik untuk Bitcoin adalah EGARCH(1,1) *Student-t*, sedangkan model terbaik untuk emas adalah GJR-GARCH(1,1) *Student-t*. Hasil diagnostik dan *backtesting* Kupiec menunjukkan bahwa kedua model memadai secara statistik dan VaR yang dihasilkan akurat pada tingkat kepercayaan 95% maupun 99%. Dengan demikian, Bitcoin lebih sesuai bagi investor dengan toleransi risiko tinggi, sedangkan emas memiliki profil risiko lebih stabil.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan ukuran risiko tambahan seperti *Expected Shortfall*, membagi periode penelitian ke dalam beberapa subperiode, serta membandingkan model volatilitas lain seperti APARCH, FIGARCH, atau model multivariat.

Daftar Pustaka

- Babiš, A. (2025) "Performance evaluation of a family of GARCH processes based on Value at Risk forecasts: Data Envelopment Analysis approach," *Computational Economics*, 66, pp. 1379–1411.
- Brooks, C. (2019) *Introductory Econometrics for Finance*. 4th edn. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kang, D., Ryu, D. and Webb, R. I. (2025) "Bitcoin as a financial asset: a survey," *Financial Innovation*, 11, 101.
- Kumar, A. S. and Padakandla, S. R. (2022) "Testing the safe-haven properties of gold and bitcoin in the backdrop of COVID-19: A wavelet quantile correlation approach," *Finance Research Letters*, 47, 102707.
- Ljung, G. M. and Box, G. E. P. (1978) "On a measure of lack of fit in time series models," *Biometrika*, 65(2), pp. 297–303.
- Parwati, L. S., Nugrahani, E. H. and Budiarti, R. (2023) "Forecasting stock price using ARMAX-GARCHX model during the COVID-19 pandemic," *Mathline: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 8(2), pp. 489–502.
- Pasaribu, A. A. and Sa'adah, A. (2025) "Comparison of the volatility of GARCH family model in the cryptocurrency market: Symmetry versus asymmetry," *BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications*, 19(4), pp. 2571–2582.
- Sözen, Ç. (2025) "Volatility dynamics of cryptocurrencies: A comparative analysis using GARCH-family models," *Future Business Journal*, 11, 59.
- Tardiana, A. L., Akbar, H., Firmansyah, G. and Widodo, A. M. (2024) "Integration of GARCH models and external factors in gold price volatility prediction: Analysis and comparison of GARCH-M approach," *Eduvest: Journal of Universal Studies*, 4(6), pp. 4912–4926.
- Zhou, X. (2025) "Bitcoin's impact on gold price volatility: Evidence from ARMA-GARCH models," *SHS Web of Conferences*, 225, 02010.