

Peramalan dan Permodelan Volatilitas Harga Penutupan *Crypto Tether* dengan Metode GARCH pada Periode Januari - Juni 2024

Ihsan Fathoni Amri^{1*}, Nabbila Dyah Syaharani², Muhammad Alvaro Khikman², Annisa Cahyaningrum Watur², Siti Nurasriyanti Wahid², M. Al Haris²

¹Program Studi S1 Sains Data, Universitas Muhammadiyah Semarang, Jl. Kedungmundu Raya No.18, Tembalang, Kota Semarang, 50275, Indonesia

²Program Studi S1 Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang, Jl. Kedungmundu Raya No.18, Tembalang, Kota Semarang, 50275, Indonesia

*Corresponding author : ihsanfathoni@unimus.ac.id



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 04 April 2024
Direvisi: 25 Juni 2024
Diterima: 23 Oktober 2024

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan meramalkan volatilitas harga penutupan *cryptocurrency Tether (USDT)* menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)* pada periode Januari - Juni 2024. Data diperoleh dari platform *investing.com*. Metode GARCH digunakan karena volatilitas tinggi dalam harga *cryptocurrency*. Hasil analisis menunjukkan bahwa harga penutupan *Tether* memiliki rata-rata sebesar 1.000016 dengan standar deviasi 0.000446812. Uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* menunjukkan bahwa data harga penutupan sudah stasioner. Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)* digunakan untuk mendukung model GARCH, dan model ARIMA terbaik yang ditemukan adalah ARMA (1,0). Uji signifikansi parameter, uji normalitas, dan uji autokorelasi menunjukkan bahwa model tersebut valid untuk prediksi. Model GARCH digunakan untuk mengestimasi volatilitas dan hasilnya menunjukkan bahwa model ini mampu menangani fluktuasi dan heteroskedastisitas dalam data. MAPE GARCH terbaik yang ditemukan sebesar 0.0264701, menunjukkan bahwa model ini sangat akurat dalam meramalkan volatilitas harga penutupan *Tether*. Penelitian ini memberikan panduan bagi investor dalam mengelola risiko dan mengoptimalkan return investasi di pasar *cryptocurrency*.

Kata Kunci: Volatilitas, *Cryptocurrency*, *Tether (USDT)*, GARCH, ARMA

ABSTRACT

This study aims to model and forecast the volatility of the closing price of the *cryptocurrency Tether (USDT)* using the *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)* method for the period from January to June 2024. Data was obtained from *investing.com*. The GARCH method was employed due to the high volatility in *cryptocurrency* prices. The analysis results show that the average closing price of *Tether* is 1.000016 with a standard deviation of 0.000446812. The *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

test indicated that the closing price data is stationary. The Autoregressive Moving Average (ARMA) model was used to support the GARCH model, and the best ARIMA model found was ARMA (1,0). Parameter significance tests, normality tests, and autocorrelation tests showed that this model is valid for prediction. The GARCH model was used to estimate volatility, and the results indicate that this model effectively handles fluctuations and heteroskedasticity in the data. The best GARCH MAPE found was 0.0264701, indicating that this model is highly accurate in forecasting the volatility of Tether's closing price. This study provides guidance for investors in managing risk and optimizing investment returns in the cryptocurrency market.

Keywords: Volatility, Cryptocurrency, Tether (USDT), GARCH, ARMA

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi dalam sektor keuangan telah mengubah lanskap dengan adanya *cryptocurrency*, seperti yang diperkenalkan sejak tahun 2008 oleh *Satoshi Nakamoto*. *Cryptocurrency* menggunakan teknologi kriptografi untuk transaksi digital [1]. Contoh yang mencolok adalah *Tether (USDT)*, sebuah *stablecoins* yang nilainya dipatok sama dengan dolar AS untuk memberikan stabilitas nilai dan biaya transaksi rendah [2]. Namun, volatilitas tinggi dari mata uang kripto juga menghadirkan risiko besar bagi investor dalam era Industri 4.0 ini [3]. *Cryptocurrency*, seperti *Bitcoin*, telah mengubah lanskap finansial global dengan teknologi *blockchain* yang mendasarinya. Meskipun nilai-nilai yang tinggi, kehadiran *cryptocurrency* menimbulkan kekhawatiran regulasi di Indonesia untuk mencegah penyalahgunaan [4]. Platform seperti *Indodax* mencatat jumlah pengguna yang signifikan. Namun, penggunaan *cryptocurrency* di Indonesia diatur oleh beberapa undang-undang yang mengatur mata uang, Bank Indonesia, dan transaksi elektronik [5].

Cryptocurrency saat ini menjadi tren global yang mendapat sorotan media dan memicu berbagai diskusi. *Bitcoin*, sebagai yang pertama dan paling terkenal, diciptakan pada 2009 dan sejak itu nilainya telah melonjak pesat, mencapai lebih dari \$30,000 dalam waktu kurang dari sepuluh tahun. Dengan lebih dari 19,000 *cryptocurrency* yang beredar, kapitalisasi pasar totalnya mendekati \$1,8 triliun, meskipun sebelumnya mencapai \$3 triliun hanya beberapa bulan sebelumnya. Kenaikan popularitas *cryptocurrency* didorong oleh struktur terdesentralisasi, volume perdagangan yang meningkat, dan harapan mendapatkan keuntungan cepat [6]. Namun, ini juga berkorelasi dengan volatilitas tinggi yang merupakan fokus penting bagi investor dan regulator. Volatilitas merupakan ukuran fluktuasi harga aset keuangan yang dapat menjadi indikator utama risiko investasi. Studi menunjukkan bahwa volatilitas yang tinggi dalam pasar *cryptocurrency* menunjukkan adanya heteroskedastisitas, yang mempengaruhi pengambilan keputusan investasi [7]. Oleh karena itu, pengelolaan risiko menjadi kunci dalam memahami dan menghadapi dinamika pasar *cryptocurrency* yang kompleks ini.

ARMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah sebuah metode yang diperkenalkan oleh *Box* dan *Jenkins* pada tahun 1970, efektif untuk melakukan peramalan jangka panjang [8]. Model ARMA digunakan untuk meramalkan masa depan dengan memanfaatkan data historis dan kesalahan sebelumnya [9]. Untuk menghindari orde ARCH yang terlalu tinggi, model ARCH yang diperkenalkan oleh *Engle* pada tahun 1982 dikembangkan oleh *Bollerslev* pada tahun 1986 menjadi Model GARCH (*Generalized*

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity). Pada proses GARCH dapat digambarkan sebagai proses ARMA. Model GARCH memodelkan data yang bersifat heteroskedastik untuk mencapai homogenitas dalam ARMA, dan langkah-langkah penerapannya hampir sama dengan ARMA [10]. Untuk mengestimasi volatilitas, digunakan model ARCH dan GARCH [11].

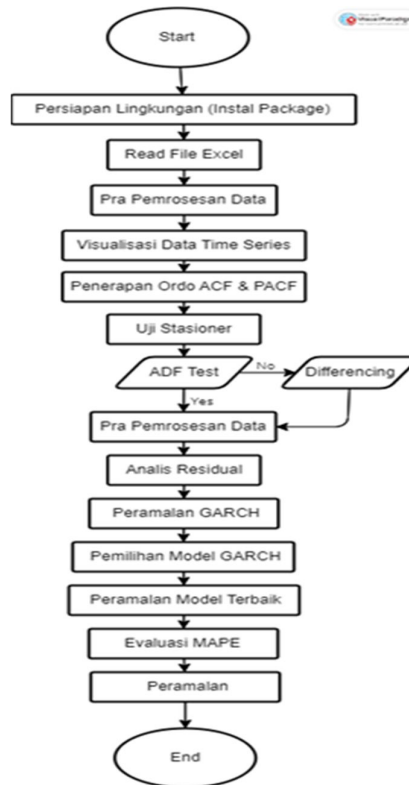
Penelitian GARCH telah banyak dilakukan sebelumnya. Penelitian oleh Annila et al. n.d. (2015) menemukan model GARCH (2,2) cocok untuk memprediksi harga saham *PT Astra Agro Lestari Tbk, PT Astra International, Tbk, PT Bank Central Asia Tbk, PT Indocement Tunggal Prakarsa Tbk, dan PT United Tractors Tbk*, sedangkan model GARCH (2,1) cocok untuk *PT Unilever Indonesia Tbk* [12]. Selain itu, penelitian oleh Amri et al. (2024) menemukan bahwa model ARIMA (2,1,1) - GARCH (1,3) untuk prediksi Indeks Harga Saham Harian PT. Jasa Marga (Persero), dengan sangat baik [12][10]. Penelitian oleh Sumiati et al. (2022) mendapatkan nilai GARCH (1,1) untuk memprediksi pengaruh Economic Uncertainty terhadap reaksi pasar saat wabah COVID-19 [13]. Penelitian selanjutnya oleh Amri et al (2024) tentang data harian harga emas ANTAM pada kurun waktu Juni 2018 – Juni 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan model terbaik ARIMA (0,1,1) GARCH (2,1) [14].

Penelitian ini berfokus pada peramalan dan pemodelan volatilitas harga penutupan cryptocurrency Tether (USDT) menggunakan metode GARCH untuk periode Januari - Juni 2024. Fokus studi kasus penelitian ini terkait Tether, yang memiliki urgensi tinggi mengingat perannya yang signifikan dalam pasar kripto sebagai salah satu stablecoin terbesar. Volatilitas dalam cryptocurrency seperti USDT bukan hanya mencerminkan fluktuasi harga tetapi juga menyoroti sifat rapuh (fragile) kripto di pasar keuangan global. Ketidakstabilan ini membuat Tether rentan terhadap perubahan pasar yang tajam dan sulit diprediksi, yang pada akhirnya dapat mempengaruhi stabilitas pasar keuangan secara keseluruhan. Mengingat Tether sering digunakan sebagai mata uang pengganti dalam perdagangan kripto, pemahaman yang mendalam tentang volatilitasnya menjadi sangat penting. Oleh karena itu, penelitian ini bukan hanya relevan tetapi juga mendesak untuk dilakukan guna membantu investor mengelola risiko dan memaksimalkan return di tengah kondisi pasar yang sangat dinamis. Penelitian ini menggunakan data terbaru yang mencakup periode Januari hingga Juni 2024 dan pendekatan GARCH yang telah disesuaikan, memberikan wawasan praktis yang sangat dibutuhkan bagi pelaku pasar. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini tidak hanya memperkaya literatur yang ada tetapi juga menyediakan dasar yang kuat bagi studi-studi

selanjutnya yang akan mengeksplorasi dinamika volatilitas kripto dengan fokus pada aspek kritis yang terkait dengan stabilitas keuangan.

2. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini melibatkan beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pemodelan, dan evaluasi model. Rincian lengkap penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Flowchart GARCH

2.1 Sumber Data

Penelitian ini adalah studi kuantitatif yang memanfaatkan data sekunder dari platform investing <https://id.investing.com/crypto/tether/historical-data>. Data yang digunakan adalah data time series yang mencakup periode dari Januari 2024 hingga Juni 2024, diambil per hari. Variabel yang digunakan adalah $Y_t =$ Penutupan.

2.2 Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) adalah pendekatan umum dalam analisis data runtun waktu, menggabungkan komponen *Autoregressive* (AR), yang mengasumsikan nilai saat ini dipengaruhi oleh nilai-nilai sebelumnya, dengan *Moving Average* (MA), yang mengasumsikan nilai saat ini dipengaruhi oleh residual dari

observasi sebelumnya. Model ini diperkenalkan oleh *Box* dan *Jenkins* pada tahun 1976 dan dikenal sebagai metode *Box-Jenkins* [11].

Untuk menghasilkan ramalan yang optimal, model ARMA harus memenuhi asumsi bahwa residu adalah *white noise* dan berdistribusi normal. Jika asumsi ini tidak terpenuhi, inferensi statistik terhadap parameter model tidak dapat dilakukan [11].

Model *Autoregressive* (AR) menggunakan nilai-nilai masa lalu variabel untuk memprediksi nilai masa depan, dan dinotasikan sebagai AR(p), di mana p menunjukkan jumlah lag yang digunakan dalam model.

Persamaan model AR(p) adalah :

$$y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + \dots + b_n y_{t-n} + e_t \quad (1)$$

Model *Moving Average* (MA) dinotasikan dengan MA(q) sebagai berikut:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_n e_{t-n} + e_t \quad (2)$$

Dimana :

y_t : nilai runtun yang bersifat stasioner

y_{t-1} : nilai lampau runtunan

$e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_t$: residual

$a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$: konstanta dan koefisien MA

$b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$: konstanta dan koefisien AR

2.3 Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

Model ARCH dirancang untuk menangani masalah volatilitas dalam data ekonomi, terutama dalam sektor keuangan. Pada model ARCH, variansi residual dari data time series tidak hanya bergantung pada variabel independen, tetapi juga dipengaruhi oleh nilai residual dari variabel yang sedang dianalisis [17].

Model ARCH digunakan untuk memodelkan kondisi heteroskedastisitas, di mana variansi dari *error term* (residual) bergantung pada nilai residual masa lalu. Pada metode ini, digunakan dua indikator untuk menjadi tolak ukur kesalahan dan keoptimalan model yaitu MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan AIC (*Akaike Information Criterion*). Persamaan model ARCH adalah:

$$Y_t = b_0 + b_1 X_{1t} + e_t \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 \quad (4)$$

Dengan :

Y_t : nilai dari variabel dependen pada waktu t

b_0, b_1 : koefisien regresi

X_{1t} : nilai dari variable independen pada waktu t

e_t : residual atau error term pada waktu t

σ_t^2 : varians dari residual pada waktu t

a_0, a_1 : parameter ARCH

2.4 Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Model GARCH adalah pengembangan dari model ARCH yang menambahkan lag tambahan pada model varians. Dalam model GARCH, varians residual dipengaruhi oleh nilai residual dan varians residual dari periode sebelumnya. Model ini lebih fleksibel dalam menangani volatilitas data keuangan [11].

Persamaan model GARCH adalah:

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + b_1 e_{t-1}^2 \quad (5)$$

Dengan :

σ_t^2 : varians dari residual pada waktu t

a_0, a_1 : parameter ARCH

b_1 : parameter GARCH

e_{t-1}^2 : kuadrat residual pada waktu $t - 1$

σ_{t-1}^2 : varians residual pada waktu $t - 1$

3. Pembahasan

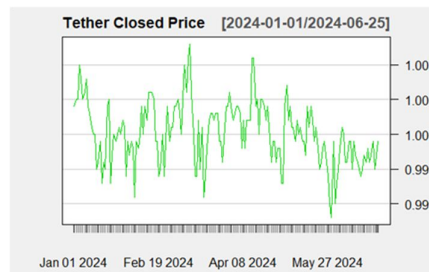
3.1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif digunakan untuk mengungkap informasi dari data. Analisis ini melibatkan perhitungan rata-rata, median, standar deviasi, nilai maksimum, dan nilai minimum.

Tabel 1 Nilai Analisis Deskriptif

Analisis	Nilai
Nilai Maksimum	1.0013
Nilai Minimum	0.9988
Standar Deviasi	0.000446812
Rata-rata	1.000016
Median	1

Dari Tabel 1 menunjukkan bahwa diperoleh nilai rata – rata harga penutupan *Teather* yaitu 1.000016 dengan standaf deviasi sebesar 0.000447. Adapun nilai minimum dan maksimumnya yaitu berada dinilai 0.9988 dan 1.0013 dengan nilai rata-rata data harga penutupan *Teather* sebesar 1.000016 dan nilai *median* sebesar 1. Berikut diberikan grafik dari data aktual harga penutupan *Teather* dari periode Bulan Januari 2024 hingga Juni 2024.



Gambar 2 Plot Data Harga Penutupan *Teather* dari Bulan Januari 2024 hingga Juni 2024

Dari Gambar 2, plot data menunjukkan pergerakan harga penutupan *Tether* (*USDT*) dari Januari 2024 hingga Juli 2024, yang berkisar di sekitar 1.00 *USDT*, mencerminkan stabilitas karakteristik *stablecoin*. Harga penutupan menunjukkan variasi kecil dengan beberapa deviasi positif dan negatif dari nilai rata-rata 1.00 *USDT*. Meski ada beberapa titik data yang menonjol, secara keseluruhan distribusi harga menunjukkan volatilitas rendah. Secara visual, data terlihat stasioner tanpa tren atau pola musiman yang jelas, namun perlu diuji lebih lanjut dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (*ADF*) untuk memastikannya.

3.2. Uji Kestasioneran Data

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (*ADF*) digunakan untuk menguji kestasioneran data *time series* dengan memeriksa keberadaan *unit root*.

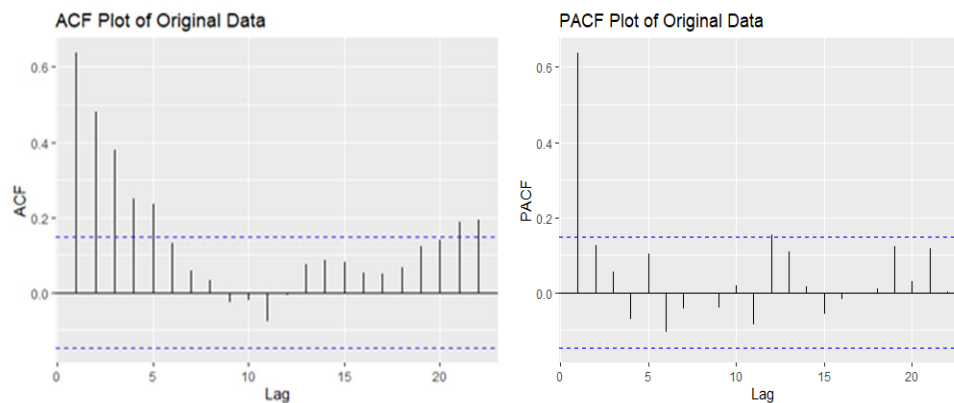
Tabel 2 Uji Stasioner Data

Uji	P-value	Keterangan
ADF Test	0.01	Stasioner

Pada Tabel 2 menunjukkan bahwa hasil uji ADF memiliki nilai p-value sebesar 0.01, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 0.05. Hal ini menunjukkan bahwa data harga penutupan *Teather* sudah stasioner dan tidak memerlukan differencing. Sehingga analisis dapat dilanjutkan pada tahap berikutnya.

3.3. Identifikasi Model

Pemilihan model yang optimal didasarkan pada analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Nilai MA(q) diidentifikasi melalui plot ACF, sementara nilai AR(p) diidentifikasi melalui plot PACF.



Gambar 3a Plot ACF

Gambar 3b Plot PACF

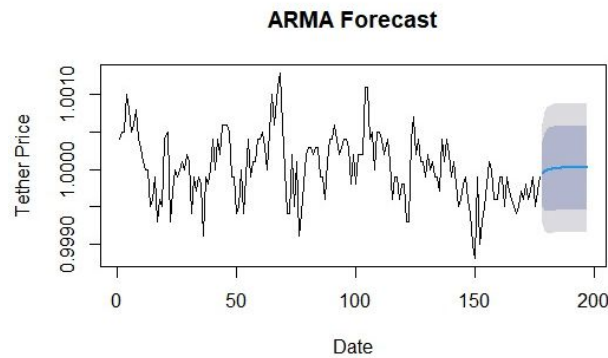
Gambar 3. Plot ACF dan PACF Data *Differencing*: (3a) ACF *Differencing* (3b) PACF *Differencing*

Pada Gambar 3a, yang menunjukkan plot ACF, serta Gambar 3b, yang menampilkan plot PACF, model tentatif ARMA dapat dirumuskan berdasarkan hasil analisis. Dari hasil analisis plot ACF pada Gambar 3a dan PACF pada Gambar 3b, model AR (1,0,0) dipilih. Plot ACF menunjukkan adanya autokorelasi yang kuat pada lag ke-1 dan ke-4, sementara plot PACF menunjukkan autokorelasi parsial yang kuat pada lag ke-1. ACF menunjukkan penurunan autokorelasi setelah lag ke-1, mendukung penggunaan model AR dengan parameter $p=1$, $d=0$, dan $q=0$.

Tabel 3 Model ARMA terbaik

Data series	ARMA	AIC
Data Stasioner	1,0,0	-2317.4
	1,0,1	-2318,77
	1,0,2	-2316.79

Pada Tabel 3 nilai AIC yang dihasilkan dari setiap model tentatif digunakan sebagai dasar untuk memilih model ARMA yang paling sesuai. Model ARMA (1, 0) memiliki nilai AIC sebesar, -2317.4 dibandingkan dengan model-model lainnya. Oleh karena itu, ARMA (1, 0) dipilih sebagai model terbaik. Berikut diberikan peramalan ARMA.



Gambar 4 Plot ARMA FORECAST

Pada Gambar 4 menunjukkan prediksi harga Tether menggunakan model ARMA. Garis hitam merepresentasikan data historis harga Tether, sedangkan garis biru menunjukkan prediksi harga oleh model ARMA. Area abu-abu mengindikasikan interval kepercayaan, menunjukkan rentang kemungkinan harga di masa depan. Prediksi ARMA memperlihatkan tren harga Tether yang stabil dengan interval kepercayaan yang sempit, menandakan prediksi yang cukup pasti.

3.4. Uji Signifikansi Prameter

Uji signifikansi parameter digunakan untuk menentukan apakah parameter dalam model ARMA memiliki pengaruh yang signifikan terhadap prediksi harga.

Tabel 4 Signifikansi Parameter Model

No	Model	Parameter	P-value	Keterangan
1	(1,0,0)	AR(1)	11.08	Signifikan
		MA(1)	-	Tidak Signifikan
		MA(2)	-	Tidak Signifikan
		INTERCEPT	1000	Signifikan
2	(1,0,1)	AR(1)	10.31	Signifikan
		MA(1)	1.93	Tidak Signifikan
		MA(2)	-	Tidak Signifikan
		INTERCEPT	1000	Signifikan
3	(1,0,2)	AR(1)	8.31	Signifikan
		MA(1)	-1.91	Tidak Signifikan
		MA(2)	-0.141	Tidak Signifikan
		INTERCEPT	1000	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4, parameter dalam semua model ARMA memiliki nilai *p-value* kurang dari 0.05. Hal ini menyebabkan penolakan terhadap hipotesis nol, yang menunjukkan bahwa semua parameter tersebut signifikan. Akan tetapi dilihat dari Tabel 5 pada didapat nilai AIC sebesar, -2317.4 pada model ARMA (1,0) dapat dikatakan sebagai model terbaik dan dapat digunakan untuk peramalan.

3.5. Uji Asumsi

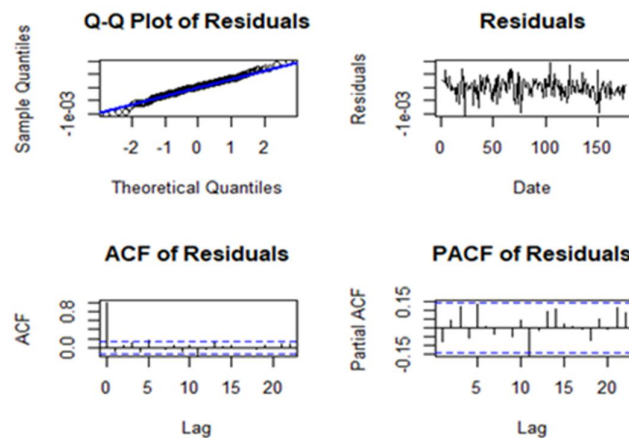
Asumsi-asumsi GARCH yang diuji dalam analisis data harga penutupan Tether meliputi beberapa aspek penting. Uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk menilai normalitas sisaan, sedangkan uji asumsi nilai tengah sisaan memastikan bahwa model ARMA tidak memiliki bias dan memberikan prediksi yang tepat. Asumsi autokorelasi diuji untuk mendeteksi keterkaitan antara observasi dalam rangkaian data, yaitu apakah

data saat ini dipengaruhi oleh data sebelumnya. Selain itu, uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengevaluasi apakah varians sisaan bervariasi di antara pengamatan dalam model regresi, memastikan bahwa varians sisaan tetap konsisten.

Tabel 5 Uji Asumsi

Uji	P-value	Keterangan
Kolmogorov-Smirnov	0.6994	Berdistribusi Normal
t.test	0.9422	nilai tengah residuals sama dengan 0
Box-Ljung test	0.477	Tidak terjadi autokorelasi

Berdasarkan Tabel 5, Uji Normalitas menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov menunjukkan nilai P-value sebesar 0.6994, yang lebih besar dari 0.05, sehingga model ARMA (1,0) dapat disimpulkan memenuhi asumsi normalitas. Selanjutnya, uji residual nilai tengah sisaan dilakukan menggunakan Uji T-test dengan hasil P-value sebesar 0.9422, yang juga lebih besar dari 0.05, menunjukkan bahwa nilai tengah residual sama dengan 0. Pengujian residual autokorelasi dilakukan menggunakan Uji Box-Ljung Test, yang menghasilkan nilai P-value sebesar 0.477, mengindikasikan bahwa model ARMA (1,0) memenuhi asumsi autokorelasi. Karena model ARMA (1,0) telah memenuhi seluruh asumsi, model ini selanjutnya diuji menggunakan uji arch.test untuk memastikan tidak adanya efek heteroskedastisitas.



Gambar 5 Plot Best Model Residual

Pada Gambar 5 Hasil analisis menunjukkan bahwa residual tidak terdistribusi normal berdasarkan Q-Q plot. Plot waktu residual menunjukkan pola acak tanpa tren atau pola musiman, menandakan tidak adanya autokorelasi. Namun, terdapat autokorelasi pada lag pertama berdasarkan plot ACF dan PACF dari residual.

3.6. Uji Heterokedastisitas

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengevaluasi apakah terjadi ketidaksamaan dalam varians dari residual antar pengamatan dalam model regresi.

Tabel 6 Uji Heteroskedastisitas Menggunakan Uji Portmanteau-Q

Uji	Order	PQ	<i>p-value</i>
Portmanteau-Q	4	5.82	0.213
	8	11.04	0.200
	12	15.18	0.232
	16	17.12	0.378
	20	17.88	0.596
	24	21.42	0.614

Pada Tabel 6 melakukan uji *Portmanteau-Q test* digunakan untuk menguji autokorelasi residual kuadrat. Hipotesis nol (H_0) dalam uji ini tidak terdapat autokorelasi residual kuadrat. Dari hasil Tabel. menggunakan uji Portmanteau-Q test dapat dilihat bahwa nilai *p-value* test Portmanteau-Q pada berbagai order (4, 8, 12, 16, 20, 24) > dari 0.05 (tingkat signifikansi 5%). Karena semua *p-value* lebih besar dari 0.05, maka H_0 tidak dapat ditolak, sehingga tidak terdapat autokorelasi residual kuadrat pada semua order. Artinya, tidak ada pola ketergantungan antara residual pada satu pengamatan dengan residual pada pengamatan lain. Hal ini menunjukkan bahwa asumsi dasar model ARCH terpenuhi. Kemudian dilakukan menggunakan Uji *Larange Multiplier* untuk menguji heteroskedastisitas ARCH.

Tabel 7 Uji Heteroskedastisitas Menggunakan Larange Multiplier

Uji	Order	LM	<i>p-value</i>
Larange Multiplier	4	56.56	3.19e-12
	8	23.15	1.60e-03
	12	12.74	3.11e-01
	16	8.67	8.94e-01
	20	6.29	9.97e-01
	24	4.11	1.00e+00

Tabel 7 untuk menguji heteroskedastisitas ARCH Pada Tabel 9 Menggunakan uji Larange Multiplier test dapat dilihat bahwa nilai *p-value* test Larange Multiplier pada order 4 (3.19e-12) dan 8 (1.60e-03) adalah < dari 0.05 (tingkat signifikansi 5%). Hal Ini menunjukkan bahwa H_0 dapat ditolak, sehingga terdapat heteroskedastisitas ARCH pada order 4 dan 8. Artinya, varian residual tidak konstan, tetapi bervariasi tergantung pada nilai variabel independen. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat pola heteroskedastisitas ARCH dalam order 4 dan 8. Karena terdapat heteroskedastisitas ARCH, model regresi tidak efisien dan tidak dapat dipercaya. Oleh karena itu, perlu dilakukan langkah koreksi untuk memperbaiki model regresi. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode GARCH. Metode GARCH dapat memodelkan heteroskedastisitas ARCH dengan mempertimbangkan autokorelasi residual kuadrat.

3.7. ARMA-ARCH

Hasil dari model terbaik ARMA (1,0) yang dikombinasikan dengan model GARCH. Jika pada uji LM ARCH-TEST yang diterapkan pada ARMA (1,0) GARCH (1,1) menunjukkan nilai *p* yang lebih besar dari 0.05 atau $p > 0.05$ untuk setiap lag. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak ada bukti yang cukup untuk menyatakan adanya masalah heteroskedastisitas dalam model tersebut.

Tabel 8 Fit Model ARCH

ARCH Lag	Statistic	Shape	Scale	Pvalue
ARCH Lag [3]	0.743	0.500	2.000	0.3887
ARCH Lag [5]	2.069	1.440	1.667	0.4562
ARCH Lag [7]	4.349	2.315	1.543	0.2990

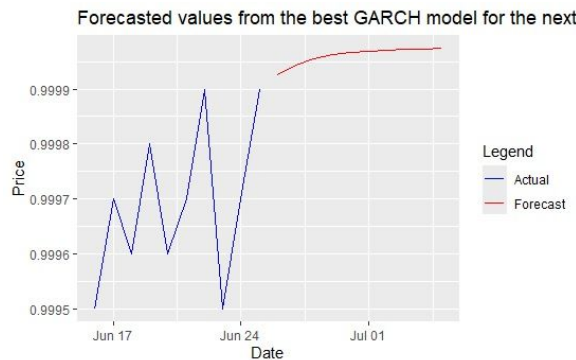
Berdasarkan Tabel 8, setelah diuji dengan adanya efek ARCH, maka diperoleh bahwa ARCH dengan lag 3,5 dan 7 memiliki nilai P-value > 0.05 atau lebih besar dari pada 0.05 dengan demikian kita tidak menolak hipotesis nol (null hypothesis) bahwa tidak ada heteroskedastisitas ARCH yang signifikan pada lag tersebut.

Dengan demikian, model ARMA-GARCH (1,1) sudah konstan dan bervariasi dalam data harga penutupan *Teather* tersebut. Sehingga untuk melakukan forecasting atau peramalan kita dapat menggunakan model GARCH (1,0) sebagai model terbaik untuk 20 periode kedepan.

Model yang digunakan yaitu ARMA sebagai model terbaik, akan tetapi untuk residual varians tidak konstan diatasi dengan model arch, untuk melakukan peramalan dipakai model ARMA, karena jika dipakai model arch berupa rata-rata, gejala peramalan tidak bisa ditangkap. Berikut plot peramalan yang diinterpretasikan pada Gambar 6

3.8. Peramalan

Model yang digunakan yaitu ARMA sebagai model terbaik, akan tetapi untuk residual varians tidak konstan diatasi dengan model arch, untuk melakukan forecasting dipakai model ARMA, karena jika dipakai model arch berupa rata-rata, gejala forecasting tidak bisa ditangkap. Berikut plot peramalan yang diinterpretasikan pada Gambar 6.



Gambar 6 Plot Data Peramalan dengan Model Terbaik GARCH

Berdasarkan Gambar 6 terdapat grafik yang menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dan nilai ramalan harga *Teather* saham. Sumbu vertikal menunjukkan harga, sedangkan sumbu horizontal menunjukkan tanggal. Garis biru menunjukkan nilai aktual harga, sedangkan garis merah menunjukkan nilai ramalan harga.

Tabel 9 Peramalan Harga Penutupan *Teather*

	Peramalan
T+1	0.9999267
T+2	0.9999439
T+3	0.9999549

T+4	0.9999619
T+5	0.9999664
T+6	0.9999693
T+7	0.9999712
T+8	0.9999724
T+9	0.9999731
T+10	0.9999736

Berdasarkan hasil Tabel 9 terlihat bahwa penerapan metode GARCH mampu meramalkan harga penutupan *Teather* yang lebih akurat dengan nilai MAPE yang diperoleh yaitu sebesar 0.0264701 atau 0.0264701%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa model peramalan yang baik digunakan yaitu metode ARMA (1,0) karena memiliki kemampuan prediksi yang baik dalam meramalkan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode GARCH memberikan hasil yang optimal dalam peramalan harga penutupan, dengan mempertimbangkan volatilitas data yang dinamis dan kompleks. Model ini terbukti mampu menangkap fluktuasi harga yang tidak dapat dijelaskan oleh model tradisional, sehingga menghasilkan prediksi yang sangat akurat untuk 20 periode ke depan

Dalam pemodelan peramalan harga penutupan Tether, komponen volatilitas menunjukkan kinerja terbaik. Dengan nilai kesalahan MAPE sebesar 2,63% dan AIC -2317,4, hasil ini secara jelas menunjukkan bahwa model GARCH tidak hanya unggul dalam hal akurasi, tetapi juga lebih efisien dalam menangani volatilitas pasar yang tinggi. Model GARCH dengan konfigurasi ARMA(1,0) pada komponen rata-rata dan sGARCH(1,1) pada komponen volatilitas memberikan hasil yang optimal. Model ini dirumuskan sebagai berikut:

- Model Mean

$$X_t = \mu + \phi X_{t-1} + \epsilon_{t-1}$$

$$= 0.99974 + \phi 0.640964 X_{t-1} + \epsilon_{t-1}$$

- Model GARCH :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \alpha_{t-1}^2$$

$$= 0.059399 \epsilon_{t-1}^2 + 0.912014 \alpha_{t-1}^2$$

Hasil penelitian ini konsisten dengan berbagai temuan sebelumnya yang menegaskan efektivitas model GARCH dalam memprediksi harga aset kripto seperti *Tether*. Implementasi model GARCH dalam skenario investasi memberikan nilai tambah yang signifikan bagi pelaku pasar, terutama dalam pengambilan keputusan strategis. Dengan model ini, praktisi tidak hanya dapat mengantisipasi perubahan harga di masa depan dengan lebih akurat, tetapi juga mengoptimalkan portofolio dan meminimalkan risiko kerugian secara lebih efektif.

Penerapan model GARCH yang berhasil dalam penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan ini merupakan alat yang esensial dalam menghadapi ketidakpastian pasar yang tinggi, serta dalam mendukung keputusan investasi yang lebih terinformasi dan strategis. Keunggulan yang dihadirkan oleh model ini menjadikannya pilihan yang sangat berharga dalam pengelolaan risiko dan perencanaan keuangan, terutama di pasar yang sangat volatil seperti kripto.

5. Daftar Pustaka

- [1] R. Robiyanto, Y. A. Susanto, and R. Ernayani, "Examining the day-of-the-week-effect and the-month-of-the-year-effect in cryptocurrency market," *Jurnal*

- Keuangan dan Perbankan*, vol. 23, no. 3, Jul. 2019, doi: 10.26905/jkdp.v23i3.3005.
- [2] S. P. Ikrima and Surya Darmawan, “Analisis Volatily Spillover Bitcoin Terhadap Ethereum, Tether, dan Emas Dunia Menggunakan Metode EGARCH,” *Jurnal Manajemen dan Perbankan (JUMPA)*, vol. 10, no. 2, pp. 47–60, Jul. 2023, doi: 10.55963/jumpa.v10i2.555.
- [3] D. Widyanti, S. Sudarno, and T. Widiharih, “Analisis Volatilitas Bitcoin Menggunakan Model Arch Dan Garch,” *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 254–265, Jul. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.254-265.
- [4] Aditya Rafi Fauzan, “1708-Article Text-10109-2-10-20231008,” *Lex Crypto: Perbandingan Landasan Hukum terhadap Dampak Keberadaan Bitcoin antara Indonesia dengan El Salvador*, 2021.
- [5] M. Najibur Rohman, “Jurnal Ilmiah Ilmu Hukum Tinjauan Yuridis Normatif Terhadap Regulasi Mata Uang Kripto (Crypto Currency) Di Indonesia,” *Jurnal Supremasi*, vol. 11, no. 2, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.unisablitar.ac.id/index.php/supremasi>
- [6] 2013 Kristoufek, “Modelling Volatility Dynamics of Cryptocurrencies Using GARCH Models 1 Intissar GRISSA, 2 Ezzeddine ABAOUB,” 2024. [Online]. Available: www.ijnrd.org
- [7] I. Saluza, “Model Estimasi Garch Dalam Mengukur Kinerja Nilai Tukar Rupiah,” vol. 18, no. 2, 2017, [Online]. Available: <http://eksakta.ppj.unp.ac.id>
- [8] A. Qalbi, K. Nurfadilah, and W. Alwi, “Comparison of Fuzzy Time Series Methods and Autoregressive Integrated Moving Average (ARMA) for Inflation Data,” *Eigen Mathematics Journal*, pp. 40–50, Dec. 2021, doi: 10.29303/emj.v4i2.122.
- [9] Er. GARMA Jain and B. Mallick, “A Study of Time Series Models ARMA and ETS,” *International Journal of Modern Education and Computer Science*, vol. 9, no. 4, pp. 57–63, Apr. 2017, doi: 10.5815/ijmecs.2017.04.07.
- [10] I. F. Amri, W. Sari, V. A. Widyasari, N. Nurohmah, and M. Al Haris, “The ARMA-GARCH Method in Case Study Forecasting the Daily Stock Price Index of PT. Jasa Marga (Persero),” *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*, vol. 7, no. 1, pp. 25–33, Apr. 2024, doi: 10.29303/emj.v7i1.174.
- [11] Farah, “1708-Article Text-10109-2-10-20231008,” *Pemodelan EGARCH Return Saham, Emas, dan Cryptocurrency Studi Empiris Puncak Pandemi Covid-19 di Indonesia*, 2023.
- [12] N. Annila and F. T. Kristanti, “Model Garch (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) Untuk Prediksi Dan Akurasi Harga Saham Masa Depan Garch (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) Model For Prediction And Precision Of Future Stock Price.”
- [13] U. B. Belitung, “Metode Arch/Garch Untuk Memprediksi Hubungan Economic Uncertainty (Covid 19) Dan Volatilitas Saham Sumiyati Boy Dian Anugra Arisandi Panggio Restu Wilujeng,” 2022. [Online]. Available: <http://jurnaltsm.id/index.php/JBA>
- [14] I. F. Amri, S. A. Astuti, I. Sulistiya, A. Suherdi, and M. Al-Haris, “Peramalan Harga Emas Antam Menggunakan Metode Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH),” *Jurnal UJMC*, vol. 10, no. 1, pp. 26–35.

- [15] Rahmawati, Yulianto, & Suryadi. (2021). "Time Series Analysis with ARMA Models." *Journal of Statistical Science*.
- [14] Kusuma & Fadillah. (2023). "Application of ARMA Models in Financial Data." *Journal of Applied Statistics*.
- [15] Putri, Nugroho, & Hartono. (2022). "Volatility Modeling Using ARCH Models." *Journal of Financial Econometrics*.
- [16] Saputra, Lestari, & Wijaya. (2023). "Advanced Time Series Modeling with GARCH." *Journal of Financial Analysis*.