

ANALISIS KOMPARATIF MODEL STATISTIK DAN PROBABILISTIK UNTUK PERAMALAN HARGA EMAS DAN PENGUKURAN RISIKO

Vincentius Jason Nyoto¹⁾, Yosefina Finsensia Riti²⁾, Steven Christian Rudyanto³⁾

¹Universitas Katolik Darma Cendika

Corresponding Author: ¹yosefina.riti@ukdc.ac.id

Article Info

Article history:

Received: Jul 10, 2026

Revised: Jul 23, 2026

Accepted: Oct 11, 2026

Published: Oct 15, 2026

Keywords:

Harga emas,
ARIMA,
GARCH,
Extreme Value Theory,
Monte Carlo Simulation,
Random Walk,
Value-at-Risk,
Conditional Value-at-Risk.

ABSTRACT

Pergerakan harga emas yang dipengaruhi oleh volatilitas pasar dan ketidakpastian ekonomi memerlukan metode peramalan serta analisis risiko yang akurat. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH), Extreme Value Theory (EVT), Monte Carlo Simulation berbasis Geometric Brownian Motion (GBM), dan Random Walk dalam peramalan harga emas dan analisis risiko. Data historis harga emas harian periode 1 Maret 2020 hingga 2 April 2026 yang diperoleh dari Investing.com dianalisis melalui tahapan pre-processing, transformasi log return, pemodelan, serta evaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Risiko investasi diukur menggunakan Value-at-Risk (VaR) dan Conditional Value-at-Risk (CVaR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) memberikan akurasi peramalan terbaik dengan nilai MAE 396,14, RMSE 454,31, dan MAPE 9,15%. Adapun GARCH efektif memodelkan volatilitas, EVT mampu mengidentifikasi risiko ekstrem, Monte Carlo menghasilkan distribusi probabilitas pergerakan harga, dan Random Walk digunakan sebagai model pembanding. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi beberapa pendekatan memberikan analisis peramalan dan risiko yang lebih komprehensif dibandingkan penggunaan satu metode tunggal.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. INTRODUCTION

Ketika perekonomian diliputi ketidakpastian dan pasar keuangan bergejolak, emas kerap dipilih sebagai salah satu instrumen investasi yang diandalkan untuk melindungi nilai kekayaan (*safe haven*). Fluktuasi harga emas turut dibentuk oleh sejumlah faktor eksternal, di antaranya laju inflasi, pergerakan kurs mata uang, suku bunga acuan, kondisi geopolitik, hingga perubahan keseimbangan permintaan-penawaran secara global. Sifat dinamis harga emas yang timbul dari faktor-faktor tersebut menuntut adanya teknik peramalan yang akurat sebagai landasan pengambilan keputusan investasi maupun pengelolaan risiko [22], [23]. Data historis harga emas yang dipakai pada studi ini bersumber dari Investing.com, platform penyedia data pasar keuangan yang lazim digunakan dalam riset-riset ekonomi dan finansial [24].

Data time series di sektor keuangan umumnya memperlihatkan sifat yang berlainan dari data pada umumnya. Fluktuasi harga acap kali memperlihatkan pola yang tidak stasioner, disertai volatilitas yang berubah dari waktu ke waktu (*time-varying volatility*), pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*), serta munculnya nilai-nilai ekstrem (*extreme events*) yang berpotensi memperbesar risiko investasi. Akibatnya, teknik peramalan yang sederhana kerap kurang memadai untuk menggambarkan perilaku data secara utuh, sehingga dibutuhkan pendekatan yang turut memperhitungkan pola rata-rata, dinamika volatilitas, serta sebaran risiko ekstrem [10]-[16].

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) tergolong salah satu metode yang paling umum diterapkan untuk mengkaji data deret waktu. Model ini dibangun melalui pendekatan Box-Jenkins guna menggambarkan keterkaitan linear antar pengamatan historis setelah data terbukti stasioner. Kemampuan ARIMA menangkap pola

tren dan autokorelasi membuatnya banyak dipakai pada berbagai kajian peramalan di bidang ekonomi, energi, maupun pasar keuangan [6]-[9]. Kendati unggul dalam memodelkan komponen rata-rata (*conditional mean*), ARIMA tidak secara langsung mengakomodasi perubahan varians yang dinamis, sehingga akurasi berpotensi menurun saat diterapkan pada data keuangan dengan volatilitas tinggi [7], [10].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) dikembangkan dengan kemampuan memodelkan varians bersyarat (*conditional variance*) yang berfluktuasi pada data keuangan. GARCH sendiri merupakan penyempurnaan dari model ARCH yang mula-mula diperkenalkan Engle, kemudian dikembangkan lebih lanjut oleh Bollerslev. Pendekatan ini banyak dimanfaatkan untuk mengenali fenomena *volatility clustering* sekaligus menghasilkan estimasi volatilitas yang lebih mewakili karakteristik data pasar keuangan [10]-[13]. Sejumlah kajian terdahulu memperlihatkan bahwa GARCH memberikan hasil yang lebih unggul dibandingkan model linear pada data yang mengandung heteroskedastisitas serta fluktuasi volatilitas tinggi [12], [13].

Di luar aspek volatilitas, pasar keuangan juga berpeluang mengalami kejadian ekstrem yang terletak pada bagian ekor distribusi (*tail distribution*). Karakteristik ini dikaji menggunakan Extreme Value Theory (EVT), pendekatan yang secara spesifik menelaah perilaku observasi ekstrem. EVT lazim digunakan dalam analisis risiko keuangan sebab dapat mengestimasi probabilitas kerugian yang jarang muncul namun berdampak besar bagi portofolio investasi [14],[15],[16]. Penggabungan EVT dengan analisis risiko memberi gambaran yang lebih menyeluruh atas potensi kerugian, dibandingkan pendekatan yang semata mengandalkan distribusi normal.

Monte Carlo Simulation merupakan pendekatan lain yang lazim dipakai dalam analisis risiko. Metode ini memanfaatkan simulasi stokastik untuk membangkitkan banyak skenario yang mungkin terjadi berdasarkan distribusi probabilitas tertentu, sehingga berguna untuk mengevaluasi ketidakpastian sekaligus mengestimasi risiko investasi. Pada sektor keuangan, Monte Carlo Simulation telah diaplikasikan untuk optimasi portofolio, analisis risiko, valuasi aset, dan estimasi distribusi return pada berbagai kondisi pasar [1]-[5]. Fleksibilitas metode ini memungkinkan tergambarnya berbagai kemungkinan pergerakan harga yang sukar dijangkau lewat pendekatan deterministik.

Sebagai model pembanding, penelitian ini turut melibatkan Random Walk. Model ini beranggapan bahwa perubahan harga pada periode mendatang tak dapat diramalkan secara sempurna dari informasi historis, sehingga tiap perubahan harga dianggap independen terhadap periode sebelumnya. Konsep tersebut selaras dengan hipotesis pasar efisien (*Efficient Market Hypothesis*) dan lazim dijadikan model dasar (*baseline model*) untuk mengevaluasi performa metode peramalan pada data keuangan [20], [21].

Di samping menghasilkan prediksi harga, studi ini juga mengevaluasi risiko melalui pendekatan Value at Risk (VaR) dan Conditional Value at Risk (CVaR). VaR berfungsi mengestimasi batas kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan tertentu, sementara CVaR menggambarkan rata-rata kerugian tatkala nilai kerugian telah melewati batas VaR tersebut. Kedua ukuran risiko ini lazim dipakai dalam manajemen risiko keuangan sebab mampu menggambarkan potensi kerugian, baik pada kondisi pasar normal maupun ekstrem [1], [17]-[19].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini disusun untuk mengevaluasi dan membandingkan performa lima pendekatan pemodelan ARIMA, GARCH, Extreme Value Theory (EVT), Monte Carlo Simulation, dan Random Walk dalam memproyeksikan harga emas. Ketepatan hasil proyeksi dinilai melalui tiga indikator kesalahan, yakni MAE, RMSE, dan MAPE, yang umum diaplikasikan pada riset-riset peramalan data deret waktu, sementara aspek risikonya ditelaah melalui pendekatan Value at Risk (VaR) dan Conditional Value at Risk (CVaR). Melalui penelitian ini, diharapkan diperoleh gambaran mengenai model yang paling tepat digunakan dalam memproyeksikan harga emas sekaligus mengukur tingkat risiko yang melekat padanya [25],[26],[27].

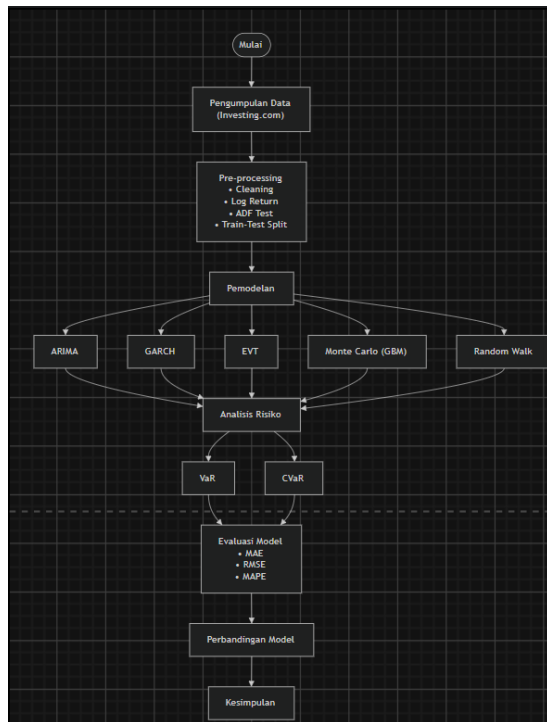
2. MATERIALS AND METHODS

2.1 Data dan Sumber Data

Studi ini memanfaatkan data sekunder berupa harga emas harian (*daily gold prices*) yang bersumber dari Investing.com [24]. Data yang dipakai berupa harga penutupan (*closing price*) dengan cakupan waktu 1 Maret 2020 sampai 2 April 2026. Rentang tersebut dipilih agar mewakili berbagai kondisi pasar, mencakup periode bervolatilitas tinggi maupun periode yang relatif stabil.

Data historis diunduh dengan format Comma-Separated Values (CSV), kemudian melewati tahap *pre-processing* sebelum dipakai dalam proses pemodelan. Data yang telah diolah selanjutnya

menjadi masukan bagi model ARIMA, GARCH, Extreme Value Theory (EVT), Monte Carlo Simulation berbasis Geometric Brownian Motion (GBM), serta Random Walk.



Gambar 1. Workflow Penelitian

2.2 Pre-Processing

Proses *pre-processing* ditujukan untuk mempersiapkan data historis harga emas sebelum tahap pemodelan. Data dari Investing.com diperiksa guna mendeteksi *missing values*, duplikasi data, serta keseragaman format tanggal, lalu disusun secara kronologis hingga membentuk deret waktu (*time series*) yang berkesinambungan.

Harga penutupan (*closing price*) dipakai sebagai variabel utama dalam penelitian ini. Khusus model ARIMA, data terlebih dahulu diuji dengan Augmented Dickey–Fuller (ADF) Test, dan *differencing* diterapkan bila data belum stasioner [7], [8]. Adapun model GARCH dan EVT memakai data *log return* karena lebih cocok untuk mengkaji volatilitas dan risiko pada data keuangan [10]–[16]. Nilai *log return* dihitung menggunakan Persamaan.

$$r_t = \ln(P_t / P_{t-1})$$

Log return dihitung dari selisih logaritma natural antara harga penutupan pada periode ke- t (P_t) dan harga penutupan pada periode sebelumnya (P_{t-1}), sebagaimana dituliskan pada persamaan $r_t = \ln(P_t / P_{t-1})$.

Dataset kemudian dipisah menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, di mana bagian pelatihan dipakai membangun model sementara bagian pengujian dipakai mengevaluasi kinerja tiap metode.

2.3 Analisis Tren dan Peramalan

Analisis tren bertujuan mengenali kecenderungan arah pergerakan harga emas sepanjang periode pengamatan, dengan memanfaatkan regresi linier sederhana serta Moving Average 7 hari. Regresi linier digunakan untuk mengestimasi arah pergerakan harga, sedangkan *Moving Average* berperan meredam fluktuasi jangka pendek agar pola jangka panjang lebih mudah teramati [8], [9].

Persamaan regresi linier sederhana yang digunakan adalah berikut

$$Y = a + bX$$

di mana Y adalah harga emas, X adalah periode waktu, a adalah konstanta, dan b adalah koefisien tren; nilai b positif mengindikasikan kecenderungan harga naik, sedangkan nilai b negatif mengindikasikan kecenderungan harga turun.

Hasil analisis tren ini kemudian menjadi landasan bagi proses peramalan dengan model ARIMA, GARCH, EVT, Monte Carlo Simulation berbasis GBM, dan Random Walk yang diuraikan pada subbab selanjutnya.

2.4 Metode Penelitian

Lima pendekatan analisis diterapkan dalam penelitian ini untuk meramalkan harga emas sekaligus menganalisis risiko, yaitu ARIMA, GARCH, EVT, Monte Carlo Simulation berbasis GBM, dan Random Walk.

ARIMA berperan memodelkan pola deret waktu berdasarkan data historis [6]–[9]; GARCH berperan mengestimasi volatilitas yang berubah antar waktu [10]–[13]; sementara EVT berperan menganalisis risiko pada bagian ekor distribusi (*tail risk*) [14]–[16]. Adapun Monte Carlo Simulation berbasis GBM digunakan untuk membangkitkan distribusi probabilitas pergerakan harga emas [1]–[5], sedangkan Random Walk berperan sebagai model perbandingan yang mengasumsikan perubahan harga bersifat acak [20]–[23].

Setiap model dibangun dari data yang telah melalui *pre-processing* sesuai karakteristik masing-masing metode. Kinerjanya dievaluasi memakai MAE, RMSE, dan MAPE, sementara risiko dianalisis

menggunakan VaR dan CVaR guna mengestimasi potensi kerugian pada berbagai kondisi pasar.

2.4.1 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan model deret waktu yang dibangun melalui pendekatan Box–Jenkins untuk meramalkan data berdasarkan pola historisnya. Model ini memadukan komponen Autoregressive (AR), Integrated (I), dan Moving Average (MA), sehingga dapat menggambarkan hubungan linear pada data yang telah stasioner [6]–[9]. ARIMA juga pernah diaplikasikan pada peramalan harga emas dan terbukti mampu menangkap pola historis data deret waktu [28].

Notasi model ARIMA lazimnya dinyatakan dalam format $ARIMA(p,d,q)$, dengan p merepresentasikan orde dari komponen autoregressive, d menunjukkan banyaknya tahapan differencing yang dibutuhkan agar data mencapai kondisi stasioner, sedangkan q menggambarkan orde dari komponen moving average, sebagaimana formulasi umum berikut.

$$ARIMA(p,d,q)$$

Secara sistematis, persamaan model tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

dengan Y_t menyatakan nilai observasi pada waktu ke- t , c merupakan konstanta dalam model, ϕ adalah koefisien komponen autoregressive, θ merepresentasikan koefisien komponen moving average, dan ε_t menunjukkan besaran galat (error) pada periode ke- t . Sebelum proses pemodelan berlangsung, kestasioneran data lazimnya diperiksa terlebih dahulu, dan apabila belum stasioner maka dilakukan proses differencing. Selanjutnya, penentuan parameter model dilakukan dengan menelaah pola Autocorrelation Function (ACF) serta Partial Autocorrelation Function (PACF) [7], [8].

2.4.2 Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

GARCH adalah model deret waktu yang dipakai untuk menggambarkan volatilitas data keuangan melalui varians bersyarat (*conditional variance*). Berlainan dari ARIMA yang berfokus pada nilai rata-rata (*conditional mean*), GARCH mampu menangkap perubahan volatilitas yang dinamis sekaligus karakteristik *volatility clustering* yang

lazim dijumpai pada data keuangan, termasuk harga emas [10]–[13].

Varian yang paling banyak diaplikasikan adalah GARCH(1,1), mengingat strukturnya relatif sederhana namun tetap sanggup menghasilkan estimasi volatilitas yang memadai, dengan formulasi umum sebagai berikut.

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

Pada persamaan tersebut, σ_t^2 menggambarkan varians bersyarat (*conditional variance*) di periode ke- t , ω merupakan konstanta dari model, α merepresentasikan koefisien efek guncangan (ARCH effect), β menyatakan koefisien persistensi volatilitas (GARCH effect), ε_{t-1}^2 mencerminkan kuadrat residual pada periode sebelumnya, sedangkan σ_{t-1}^2 adalah nilai varians bersyarat pada periode sebelumnya.

Pada studi ini, GARCH diterapkan pada data *log return* harga emas untuk mengestimasi volatilitas yang berubah antar waktu, dan hasilnya dijadikan dasar analisis risiko sekaligus dibandingkan dengan ARIMA, EVT, Monte Carlo Simulation, dan Random Walk.

2.4.3 Extreme Value Theory (EVT)

EVT adalah metode statistik yang dipakai untuk mengkaji kejadian ekstrem (*extreme events*) pada bagian ekor distribusi (*tail distribution*). Berbeda dengan pendekatan statistik konvensional yang memodelkan keseluruhan distribusi data, EVT berfokus pada observasi ekstrem sehingga mampu memberikan estimasi risiko yang lebih akurat terhadap kejadian berprobabilitas rendah dengan dampak yang tinggi [14]–[16]. Di bidang keuangan, EVT sering dipakai untuk menelaah risiko kerugian ekstrem pada aset yang berkarakteristik distribusi berekor tebal (*heavy-tailed distribution*) [14]–[16].

Salah satu pendekatan yang lazim dipakai dalam EVT adalah Peak Over Threshold (POT), yakni metode yang hanya memodelkan observasi yang melampaui nilai ambang (*threshold*). Nilai-nilai ekstrem itu kemudian dimodelkan dengan Generalized Pareto Distribution (GPD) sebagai berikut.

$$F(x) = 1 - (1 + \xi x/\beta)^{-1/\xi}, \text{ untuk } \xi \neq 0$$

dengan:

$$F(x) = \text{fungsi distribusi kumulatif.}$$

x = nilai observasi yang melebihi *threshold*.

ξ = parameter bentuk (*shape parameter*).

β = parameter skala (*scale parameter*), dengan $\beta > 0$.

Pada studi ini, EVT diterapkan pada data *log return* harga emas melalui pendekatan POT-GPD untuk mengidentifikasi dan memodelkan risiko pada bagian ekor distribusi, dan hasilnya menjadi dasar analisis VaR serta CVaR guna mengevaluasi potensi kerugian ekstrem.

2.4.4 Monte Carlo Simulation

Monte Carlo Simulation adalah metode numerik berbasis probabilitas yang dipakai untuk memodelkan ketidakpastian dengan membangkitkan sejumlah besar sampel acak berdasarkan distribusi probabilitas tertentu. Pada sektor keuangan, metode ini banyak dipakai untuk mensimulasikan harga aset, mengukur risiko, dan menganalisis kemungkinan pergerakan harga di masa depan [1]–[5].

Pada penelitian ini, Monte Carlo Simulation memakai pendekatan Geometric Brownian Motion (GBM) untuk mensimulasikan pergerakan harga emas, dengan asumsi perubahan harga dipengaruhi komponen *drift* dan komponen acak (*random shock*) yang merepresentasikan volatilitas pasar. Formulasi GBM dinyatakan sebagai berikut.

$$S_{t+\Delta t} = S_t \times \exp[(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)\Delta t + \sigma\Delta Z]$$

Pada persamaan tersebut, S_t merujuk pada harga aset di periode ke- t , $S_{t+\Delta t}$ menggambarkan harga aset pada periode berikutnya, μ merepresentasikan drift atau rata-rata log return, σ menyatakan volatilitas, Δt mencerminkan interval waktu pengamatan, sedangkan Z adalah variabel acak yang mengikuti distribusi normal standar, $Z \sim N(0,1)$.

Parameter *drift* dan volatilitas dalam penelitian ini diperoleh dari data historis harga emas, lalu dipakai membangkitkan sejumlah lintasan simulasi (*simulation paths*) hingga menghasilkan distribusi probabilitas harga emas pada periode prediksi, yang selanjutnya dimanfaatkan dalam analisis risiko lewat VaR dan CVaR.

2.4.5 Random Walk

Random Walk adalah model deret waktu yang mengasumsikan perubahan harga aset bersifat acak, sehingga nilai pada periode berikutnya tak dapat diramalkan hanya dari informasi historis. Model ini

terkait dengan Efficient Market Hypothesis (EMH) yang menyatakan bahwa seluruh informasi yang tersedia telah tercermin dalam harga pasar [20]–[22]. Dalam riset keuangan, Random Walk lazim dijadikan model pembanding (*baseline model*) untuk mengevaluasi kinerja metode peramalan [20], [21].

Model Random Walk tanpa unsur drift dituliskan sebagai berikut.

$$P_t = P_{t-1} + \varepsilon_t$$

Pada persamaan tersebut, P_t merujuk pada harga aset di periode ke- t , P_{t-1} menggambarkan harga aset pada periode sebelumnya, sedangkan ε_t merupakan komponen acak (random error) yang diasumsikan mengikuti distribusi normal dengan nilai rata-rata nol.

Sementara itu, apabila unsur drift turut diperhitungkan, model dinyatakan dalam bentuk berikut.

$$P_t = P_{t-1} + \mu + \varepsilon_t$$

dengan μ menyatakan nilai drift atau rata-rata perubahan harga pada tiap periode pengamatan.

Pada studi ini, Random Walk berfungsi sebagai model pembanding bagi ARIMA, GARCH, EVT, dan Monte Carlo Simulation untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing metode dalam meramalkan harga emas.

2.4.6 Value-at-Risk (VaR) dan Conditional Value-at-Risk (CVaR)

VaR dan CVaR merupakan ukuran risiko yang dipakai mengestimasi potensi kerugian suatu aset atau portofolio pada tingkat kepercayaan tertentu, dan keduanya lazim diterapkan dalam manajemen risiko keuangan untuk mengukur risiko akibat fluktuasi harga pasar [17]–[20].

VaR merepresentasikan estimasi batas kerugian maksimum yang berpotensi terjadi pada tingkat kepercayaan tertentu, sebagaimana dirumuskan secara matematis berikut.

$$\text{VaR}_\alpha = \mu + Z_\alpha \sigma$$

Pada persamaan tersebut, VaR_α menyatakan nilai Value-at-Risk pada tingkat kepercayaan α , μ menggambarkan rata-rata return, σ mencerminkan standar deviasi dari return, sedangkan Z_α merujuk pada nilai kuantil distribusi normal pada tingkat kepercayaan α tersebut.

Untuk mengukur potensi risiko di luar ambang batas VaR, digunakan pendekatan Conditional Value-at-Risk (CVaR) atau yang juga dikenal sebagai Expected Shortfall, yaitu nilai ekspektasi kerugian pada saat kerugian yang terjadi telah melampaui batas VaR. Persamaan CVaR dinyatakan sebagai berikut.

$$CVaR_{\alpha} = E(R | R \leq VaR_{\alpha})$$

Pada persamaan tersebut, $CVaR_{\alpha}$ menggambarkan nilai Conditional Value-at-Risk pada tingkat kepercayaan α , $E(\cdot)$ merepresentasikan operator nilai ekspektasi, R menyatakan return dari aset yang dianalisis, sedangkan VaR_{α} merujuk pada nilai Value-at-Risk pada tingkat kepercayaan yang sama.

Dalam penelitian ini, VaR dan CVaR dimanfaatkan untuk mengevaluasi potensi kerugian harga emas berdasarkan distribusi return yang dihasilkan dari analisis Extreme Value Theory (EVT) serta Monte Carlo Simulation.

2.5 Evaluasi Kinerja Model

Akurasi hasil peramalan tiap metode diukur melalui tahap evaluasi kinerja model. Pada penelitian ini, kinerja kelima model—ARIMA, GARCH, EVT, Monte Carlo Simulation, dan Random Walk—dinilai dengan tiga metrik kesalahan, yakni MAE, RMSE, dan MAPE, yang dipilih karena mampu menggambarkan besar kesalahan prediksi secara menyeluruh, baik dalam bentuk nilai absolut maupun persentase terhadap nilai aktualnya [26],[27].

2.5.1 Mean Absolute Error (MAE)

MAE merupakan metrik yang merepresentasikan rata-rata besaran selisih mutlak antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktualnya. Metrik ini tidak memperhitungkan arah kesalahan, sehingga relatif sederhana untuk diinterpretasikan dan hanya menggambarkan besaran kesalahan prediksi secara umum; semakin kecil nilai MAE yang dihasilkan, semakin baik pula kemampuan model dalam melakukan peramalan.[27]

Persamaan MAE dituliskan sebagai berikut.

$$MAE = (1/n) \sum |Y_i - \hat{Y}_i|$$

Pada persamaan tersebut, Y_i merujuk pada nilai aktual, $\hat{Y}_i$ menggambarkan nilai hasil prediksi, sedangkan n menyatakan jumlah data pengamatan yang digunakan.

2.5.2 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE diperoleh dari akar kuadrat rata-rata selisih terkuadrat antara nilai aktual dengan hasil prediksinya. Oleh karena selisihnya dikuadratkan terlebih dahulu, metrik ini memberikan bobot penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang signifikan sehingga lebih sensitif terhadap keberadaan outlier; makin rendah nilai RMSE yang dihasilkan, makin tinggi pula tingkat akurasi modelnya.[27]

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

Pada persamaan tersebut, Y_i menyatakan nilai aktual, $\hat{Y}_i$ merepresentasikan nilai hasil prediksi, sedangkan n menggambarkan jumlah data pengamatan yang digunakan.

2.5.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Berbeda dengan MAE dan RMSE, MAPE menyajikan besaran kesalahan prediksi dalam bentuk persentase, sehingga lebih sesuai digunakan untuk membandingkan kinerja antarmodel sekalipun skala datanya berlainan; semakin rendah nilai yang dihasilkan, semakin akurat pula hasil prediksinya [26],[27].

$$MAPE = (100\%/n) \sum |(Y_i - \hat{Y}_i)/Y_i|$$

Pada persamaan tersebut, Y_i menggambarkan nilai aktual, $\hat{Y}_i$ merujuk pada nilai hasil prediksi, sedangkan n merepresentasikan jumlah data pengamatan yang digunakan.

Nilai ketiga metrik—MAE, RMSE, dan MAPE—dari masing-masing metode menjadi acuan dalam membandingkan tingkat akurasi kelima model yang diuji. Model yang memiliki nilai ketiga metrik tersebut paling rendah dianggap memiliki performa peramalan paling unggul, dan hasil evaluasinya akan diuraikan lebih lanjut pada Bab III bersamaan dengan pembahasan analisis risiko menggunakan VaR dan CVaR.

2.6 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian menggambarkan tahapan peramalan harga emas serta analisis risikonya dengan beberapa metode statistik dan probabilistik. Penelitian diawali dari pengumpulan data historis harga emas harian dari Investing.com sepanjang 1 Maret 2020 hingga 2 April 2026, yang kemudian melalui tahap *pre-processing* meliputi pemeriksaan *missing values*, pengurutan berdasarkan tanggal, penghitungan *log return*, pengujian stasioneritas dengan Augmented Dickey–Fuller (ADF) Test,

serta pembagian data menjadi 80% pelatihan dan 20% pengujian.

Proses selanjutnya adalah pemodelan menggunakan ARIMA, GARCH, Extreme Value Theory (EVT), Monte Carlo Simulation berbasis Geometric Brownian Motion (GBM), dan Random Walk. Hasil pemodelan digunakan untuk analisis risiko menggunakan Value-at-Risk (VaR) dan Conditional Value-at-Risk (CVaR), kemudian dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Statistik Deskriptif

Analisis statistik deskriptif diterapkan pada 1.347 data harga emas futures harian sepanjang Maret 2020 hingga April 2026. Harga bergerak antara titik terendah \$1.477,90 dan tertinggi \$5.354,80, dengan rata-rata keseluruhan \$2.312,68 serta median \$1.922,20. Rata-rata imbal hasil harian tercatat 0,0881%, menunjukkan tren apresiasi yang konsisten dalam jangka panjang dengan total return 194,43% atau setara 19,37% per tahun.

Distribusi imbal hasilnya memperlihatkan skewness $-0,7039$ (negatif/left-skewed) dan kurtosis $7,7658$ (leptokurtik/fat-tailed), yang mengindikasikan potensi penurunan harga mendadak lebih besar ketimbang kenaikan, sekaligus frekuensi kejadian ekstrem yang lebih tinggi dari distribusi normal. Volatilitas harian keseluruhan tercatat 1,25%, setara dengan volatilitas tahunan 19,81%.

Statistik	Keselu ruhan	COVI D-19	Stabil	Geop olitik
Harga Rata-rata (\$)	2.312,68	1.738,20	1.929,40	3.384,50
Harga Minimum (\$)	1.477,90	1.477,90	1.622,60	2.021,40
Harga Maksimum (\$)	5.354,80	2.054,60	2.083,50	5.354,80
Volatilitas Harian (%)	1,25	1,16	1,02	1,49
Return Total (%)	194,43	14,66	15,74	126,47

Tabel 1. Statistik Deskriptif Harga Emas per Fase Pasar

3.2. Analisis Tiga Fase Pasar

Pembagian tiga fase pasar didasarkan pada perubahan kondisi makroekonomi yang memengaruhi pergerakan harga emas sepanjang periode penelitian. Pada tiap fase, analisis dilakukan memakai tiga indikator utama, yakni

apresiasi harga, volatilitas harian, dan *maximum drawdown*. Apresiasi harga dihitung menggunakan Persamaan.

$$\text{Apresiasi (\%)} = ((P_t - P_0) / P_0) \times 100$$

di mana P_0 adalah harga penutupan pada awal fase dan P_t adalah harga penutupan pada akhir fase. Volatilitas harian dihitung sebagai standar deviasi dari *log return* sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan

$$\text{Volatilitas Harian (\%)} = \text{std}[\ln(P_t/P_{t-1})] \times 100$$

Adapun *maximum drawdown* dihitung sebagai penurunan terbesar dari titik puncak (*peak*) menuju titik terendah (*trough*) selama satu fase pengamatan sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan.

$$\text{Maximum Drawdown (\%)} = ((\text{Peak} - \text{Trough}) / \text{Peak}) \times 100$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa fase COVID-19 (Maret 2020–Desember 2021) yang meliputi 475 hari perdagangan mencatat kenaikan harga dari USD 1.594,80 menjadi USD 1.828,60, sehingga apresiasinya mencapai 14,66%. Volatilitas harian pada fase ini sebesar 1,16%, sementara *maximum drawdown* tercatat 18,33% saat harga turun dari USD 1.810,60 ke USD 1.477,90. Pada fase yang sama, harga juga sempat mencapai puncak USD 2.054,60, yang merepresentasikan *maximum gain* sebesar 28,83% terhadap harga pada awal fase.

Pada fase konsolidasi (Januari 2022–Desember 2023) yang mencakup 406 hari perdagangan, harga emas naik dari USD 1.800,10 menjadi USD 2.083,50, dengan apresiasi 15,74%. Volatilitas harian pada fase ini sebesar 1,02%, terendah di antara ketiga fase pengamatan, sementara *maximum drawdown* tercatat 20,54%, mengindikasikan koreksi harga yang cukup signifikan sekalipun volatilitasnya relatif rendah.

Pada fase lonjakan geopolitik (Januari 2024–April 2026) yang mencakup 466 hari perdagangan, harga emas melonjak signifikan dari USD 2.073,40 menjadi USD 4.695,59, dengan apresiasi 126,47%. Volatilitas hariannya mencapai 1,50%, yang tertinggi sepanjang periode penelitian, sementara harga emas juga menyentuh titik tertinggi USD 5.354,80, menghasilkan *maximum gain* sebesar 158,26%, sementara *maximum drawdown* tercatat 17,97%.

3.3. Pengukuran Risiko (VaR dan CVaR)

Risiko pada penelitian ini diukur memakai pendekatan VaR dan CVaR pada tingkat kepercayaan 95%. Perhitungan VaR mengacu pada persentil ke-5 dari distribusi empiris *log return*, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan.

$$VaR_{95\%} = \text{Persentil ke-5 } (r_t)$$

Hasil perhitungan menghasilkan nilai VaR 95% sebesar $-1,8684\%$, yang berarti terdapat probabilitas 5% harga emas turun lebih dari $1,8684\%$ dalam satu hari perdagangan. Dengan asumsi investasi sebesar USD 10.000, potensi kerugian harian yang diestimasi lewat VaR mencapai kurang lebih USD 186,84.

Selanjutnya, CVaR atau *Expected Shortfall* dihitung sebagai nilai ekspektasi (*expected value*) dari *log return* yang berada di bawah batas VaR, sebagaimana persamaan berikut.

$$CVaR_{95\%} = E(r_t \mid r_t \leq VaR_{95\%})$$

Nilai CVaR 95% yang diperoleh sebesar $-2,9840\%$ menunjukkan bahwa rata-rata kerugian saat melampaui batas VaR mencapai $2,9840\%$. Selisih 1,12 poin persentase antara VaR dan CVaR mengindikasikan adanya risiko pada bagian ekor distribusi (tail risk). Temuan ini sejalan dengan nilai kurtosis 7,7658, yang menandakan distribusi log return berkarakteristik heavy-tailed, sehingga peluang kerugian ekstrem lebih besar dibandingkan distribusi normal.

3.4. Hasil Peramalan ARIMA(1,1,1)

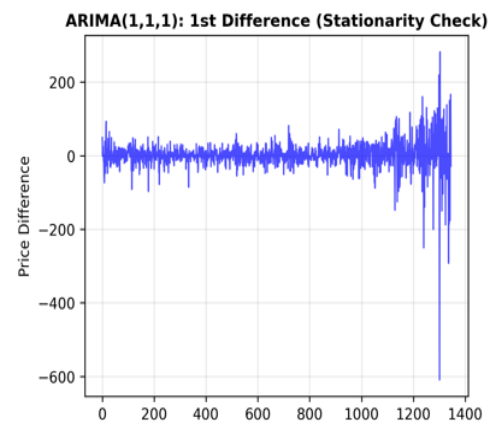
Model ARIMA(1,1,1) diterapkan pada data harga emas melalui proses differencing orde pertama ($d = 1$) guna mencapai kondisi stasioner. Komponen autoregressive (AR(1)) berfungsi menangkap pengaruh nilai historis terhadap nilai pada periode saat ini, sedangkan komponen moving average (MA(1)) merepresentasikan pengaruh galat dari periode sebelumnya, sebagaimana dituliskan pada persamaan berikut.

$$\Delta P_t = c + \phi_1 \Delta P_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Pada persamaan tersebut, ΔP_t merujuk pada perubahan harga (first difference) di periode ke- t , c menggambarkan konstanta dari model, ϕ_1 merepresentasikan koefisien autoregressive orde pertama, θ_1 menyatakan koefisien moving average orde pertama, sedangkan ε_t adalah galat (error) pada periode ke- t .

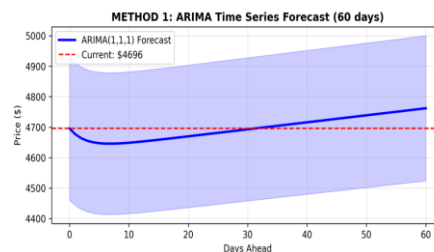
Model yang terbentuk selanjutnya dipakai memproyeksikan harga emas untuk 60 hari perdagangan ke depan. Hasilnya, harga emas diproyeksikan mencapai USD 4.692,92 pada hari ke-30 dan USD 4.762,03 pada hari ke-60, atau naik sekitar 1,41% dari harga acuan USD 4.695,59 per 1 April 2026.

Kinerja model dievaluasi memakai rolling window backtesting 60 hari pada empat jendela pengujian dari data satu tahun terakhir. Hasil evaluasi dengan metrik MAE, RMSE, dan MAPE menunjukkan bahwa ARIMA(1,1,1) memiliki akurasi yang baik dalam memprediksi pergerakan harga emas, sebagaimana tersaji pada Tabel.



Gambar 3.1 Hasil Analisis Harga ARIMA

Hasil *backtesting* memperlihatkan bahwa ARIMA(1,1,1) menghasilkan MAPE 9,15%, MAE USD 396,14, RMSE USD 454,31, dan directional accuracy 100%, yang menandakan model ini memberikan akurasi peramalan yang baik pada data pengujian. Selain kesalahan prediksinya relatif rendah, model juga konsisten memprediksi arah pergerakan harga sepanjang periode *backtesting*.



Gambar 3.2 Hasil Prediksi ARIMA

3.5. Hasil Pemodelan Volatilitas GARCH(1,1)

GARCH(1,1) diterapkan untuk memodelkan volatilitas harga emas melalui variansi kondisional yang berfluktuasi antar waktu, dengan formulasi umum sebagai berikut.

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

Pada persamaan tersebut, σ_t^2 menggambarkan variansi kondisional di periode ke- t , ω merepresentasikan konstanta dari model, α menyatakan koefisien pengaruh guncangan (ARCH effect), β merujuk pada koefisien persistensi volatilitas (GARCH effect), sedangkan ε_{t-1}^2 adalah kuadrat residual pada periode sebelumnya.

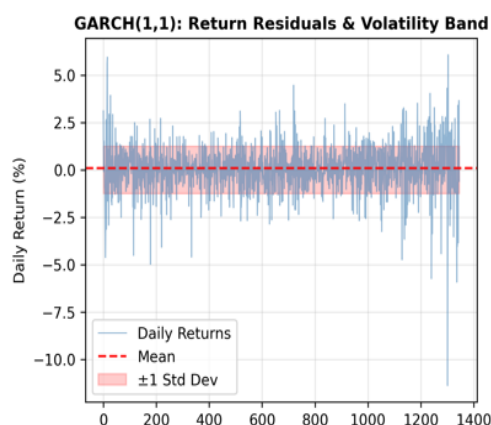
Estimasi model menghasilkan $\alpha = 0,10$ dan $\beta = 0,85$, sehingga persistensi volatilitas ($\alpha + \beta$) mencapai 0,95, yang mengindikasikan pengaruh *shock* terhadap volatilitas bersifat persisten, sehingga volatilitas memerlukan waktu yang relatif lama untuk kembali menuju kondisi jangka panjang (*long-run volatility*). Volatilitas jangka panjang dihitung menggunakan Persamaan.

$$\sigma_{\text{long-run}} = \sqrt{(\omega / (1 - \alpha - \beta))}$$

Volatilitas jangka panjang yang diperoleh sebesar 1,2535%, sementara volatilitas kondisional pada April 2026 mencapai 2,2817%, lebih tinggi dari rata-rata volatilitas historis 1,19%, yang mengindikasikan pasar emas masih berada dalam kondisi volatilitas relatif tinggi. Proyeksi volatilitasnya dihitung dengan persamaan rekursif berikut.

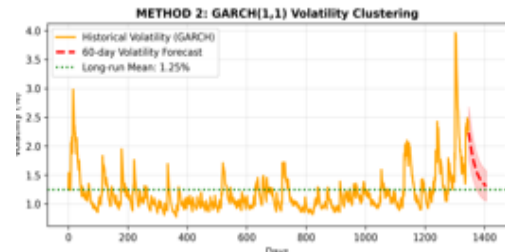
$$\sigma_{t+h}^2 = \omega + (\alpha + \beta)\sigma_{t+h-1}^2$$

Proyeksi menunjukkan volatilitas diperkirakan turun menjadi 1,5334% dalam 30 hari dan 1,3186% dalam 60 hari, yang mengindikasikan berlangsungnya proses *mean reversion* menuju volatilitas jangka panjang sebesar 1,2535%.



Gambar 3.3 Hasil Analisis Harga GARCH

GARCH tidak menghasilkan prediksi harga secara langsung; keluarannya berupa estimasi volatilitas kondisional yang dipakai sebagai input sizing posisi dalam manajemen portofolio.



Gambar 3.4 Hasil Prediksi GARCH

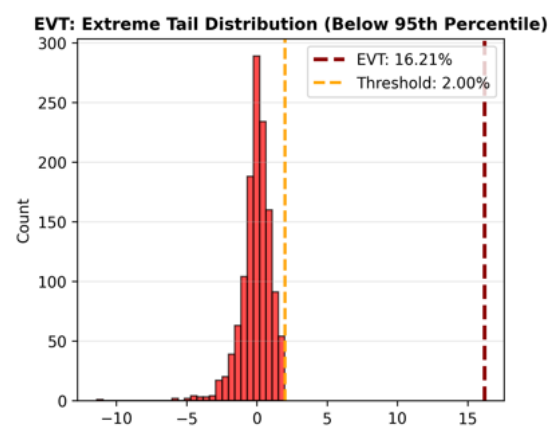
3.6. Hasil Analisis Extreme Value Theory (EVT)

Analisis pada bagian ekor kiri (left tail) dari distribusi log return dilakukan menggunakan pendekatan Extreme Value Theory (EVT) melalui metode Peaks Over Threshold (POT), dengan nilai ambang batas (threshold) yang ditetapkan pada persentil ke-5, yaitu $u = -1,8684\%$. Data yang berada di bawah ambang batas tersebut selanjutnya dimodelkan menggunakan Generalized Pareto Distribution (GPD), sebagaimana dinyatakan pada fungsi distribusi kumulatif berikut.

$$F(x) = 1 - (1 + \xi x / \sigma)^{-1/\xi}$$

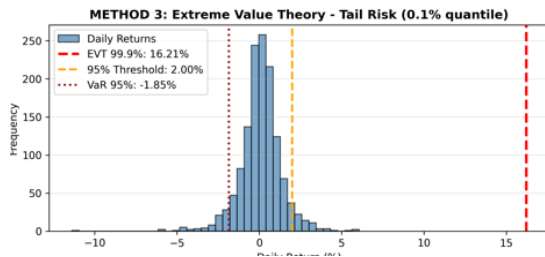
Pada persamaan tersebut, $F(x)$ merujuk pada fungsi distribusi kumulatif dari GPD, x menggambarkan nilai excess, yakni selisih antara data yang melampaui threshold dengan nilai threshold itu sendiri, ξ merepresentasikan parameter bentuk (shape parameter), sedangkan σ menyatakan parameter skala (scale parameter).

Estimasi parameter GPD menghasilkan nilai shape (ξ) sebesar 1,50 dan scale (σ) sebesar $2,88 \times 10^{-6}$. Model ini mengestimasi bahwa pada tingkat probabilitas 0,1% (kurang lebih 1 dari 1.000 hari perdagangan), potensi kerugian maksimum mencapai 16,21%, yang jika mengacu pada harga emas USD 4.695,59 setara dengan sekitar USD 761,27.



Gambar 3.4 Hasil Analisis Risk EVT

Expected Shortfall pada level tersebut tercatat -2,9840%. EVT memberikan estimasi risiko pada level kejadian yang belum tentu teramati dalam sampel historis, sehingga berguna untuk menetapkan batas risiko pada tingkat kepercayaan sangat tinggi.



Gambar 3.5 Hasil Prediksi EVT

3.7. Hasil Uji Hipotesis Random Walk

Pengujian hipotesis Random Walk dilakukan untuk mengetahui apakah log return harga emas menunjukkan autokorelasi yang signifikan, dengan menggunakan dua pendekatan, yaitu Autocorrelation Function (ACF) pada lag pertama serta uji Ljung–Box. Nilai autokorelasi pada lag pertama dihitung melalui persamaan berikut.

$$ACF(1) = \text{Cov}(r_t, r_{t-1}) / \text{Var}(r_t)$$

Pada persamaan tersebut, r_t merujuk pada nilai log return di periode ke- t , $\text{Cov}(r_t, r_{t-1})$ menggambarkan kovarians antara log return pada periode ke- t dengan periode $t - 1$, sedangkan $\text{Var}(r_t)$ merepresentasikan varians dari log return itu sendiri.

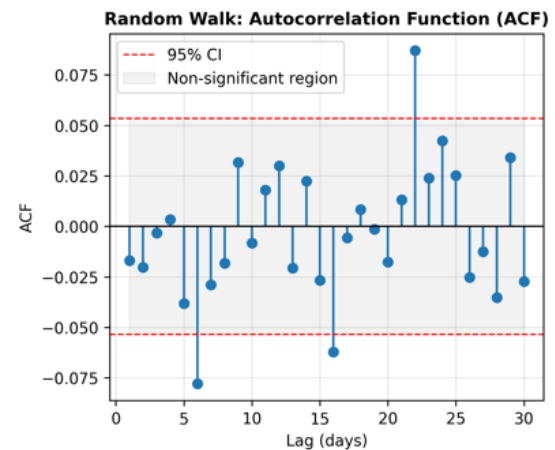
Hasil perhitungan menunjukkan nilai $ACF(1)$ sebesar $-0,016769$, yang mendekati angka nol, mengindikasikan tidak terdapat hubungan linear yang signifikan antara log return pada hari berjalan dengan hari sebelumnya, sehingga temuan ini mendukung karakteristik dari proses Random Walk.

Pengujian selanjutnya menggunakan statistik Ljung–Box untuk mengevaluasi keberadaan autokorelasi secara simultan pada beberapa lag, dengan rumusan statistik uji sebagai berikut.

$$Q(m) = n(n+2) \sum [p^2(k) / (n-k)], \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, m$$

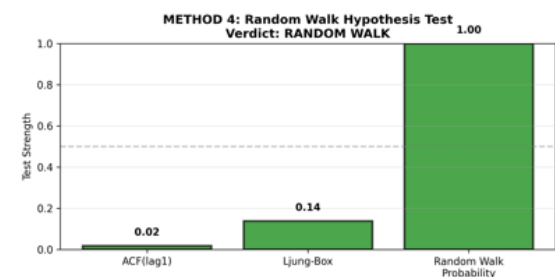
Pada persamaan tersebut, $Q(m)$ menyatakan nilai statistik uji Ljung–Box hingga lag ke- m , n menggambarkan jumlah observasi yang digunakan, $\rho(k)$ merepresentasikan koefisien autokorelasi pada lag ke- k , sedangkan m merujuk pada banyaknya lag yang diuji dalam pengujian tersebut.

Pengujian dilakukan pada lag 1, 5, 10, dan 20, dengan hasil yang menunjukkan tidak ditemukannya autokorelasi signifikan pada lag-lag yang diamati, sehingga hipotesis Random Walk tidak dapat ditolak. Temuan ini mengindikasikan bahwa pergerakan log return harga emas cenderung bersifat acak dan tidak memperlihatkan pola linear yang dapat dimanfaatkan secara konsisten untuk memprediksi harga pada periode berikutnya.



Gambar 3.6 Hasil Analisis Risk Random walk

Nilai $Q(4) = 2,9885$ dengan $p\text{-value} = 0,5598$; karena $p\text{-value}$ jauh melampaui ambang 0,05, hipotesis nol bahwa return tidak berkorelasi tidak dapat ditolak. Dengan demikian, harga emas futures mengikuti proses Random Walk, sejalan dengan hipotesis pasar efisien bentuk lemah (weak-form EMH).



Gambar 3.7 Hasil Prediksi Random walk

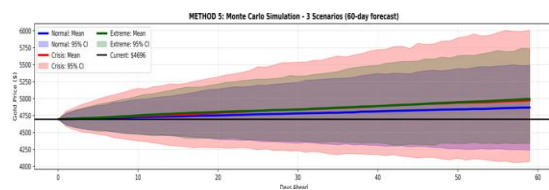
3.8. Hasil Simulasi Monte Carlo Berbasis Rezim Pasar

Simulasi Monte Carlo dijalankan guna memproyeksikan pergerakan harga emas melalui 1.000 lintasan simulasi (simulation paths) selama 60 hari perdagangan, dengan menggunakan pendekatan Geometric Brownian Motion (GBM). Model GBM dalam bentuk diskret dituliskan sebagai berikut.

$$P_{t+1} = P_t \times \exp[(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)\Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t} \varepsilon_t]$$

Pada persamaan tersebut, P_t merujuk pada harga emas di periode ke- t , μ menggambarkan rata-rata log return historis (drift), σ merepresentasikan volatilitas harian, Δt menyatakan interval waktu pengamatan (1 hari perdagangan), sedangkan ε_t adalah variabel acak yang mengikuti distribusi normal standar, $\varepsilon_t \sim N(0,1)$.

Guna menggambarkan berbagai kondisi pasar, simulasi memakai tiga skenario volatilitas hasil rekalisasi berdasarkan karakteristik historis harga emas: Skenario Normal memakai volatilitas fase konsolidasi (Januari 2022–Desember 2023), Skenario Geopolitik memakai volatilitas fase lonjakan geopolitik (Januari 2024–April 2026), dan Skenario Ekstrem memakai volatilitas fase COVID-19 (Maret 2020–Desember 2021). Pendekatan ini menghasilkan distribusi probabilitas harga emas yang mewakili berbagai tingkat ketidakpastian pasar.

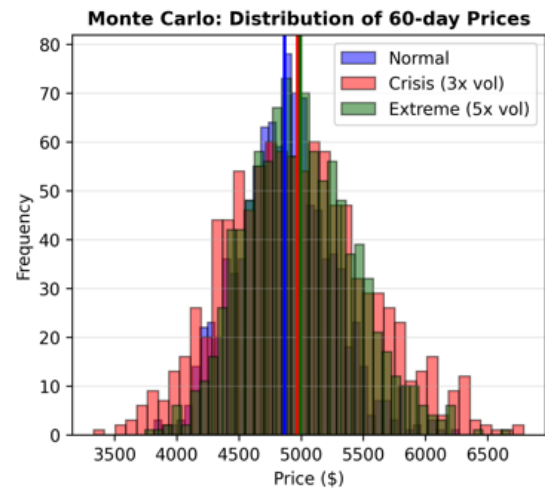


Gambar 3.8 Hasil Analisis Monte Carlo

Skenario	sigma Harian	Rata-rata 60H (\$)	P5 (\$)	P95 (\$)
Normal	1,02%	4.943,17	4.276,29	5.591,09
Geopolitik	1,50%	4.980,92	4.094,79	6.035,25
Ekstrem (COVID)	1,16%	4.951,30	4.264,64	5.675,65

Tabel 2. Hasil Simulasi Monte Carlo 60 Hari Berbasis Rekalisasi Rezim Pasar

Skenario geopolitik menghasilkan rentang ketidakpastian terlebar (P5–P95: \$4.094,79–\$6.035,25) karena merepresentasikan volatilitas rezim yang tengah berlangsung. Rata-rata proyeksi dari ketiga skenario berkisar \$4.943–\$4.981, yang mengindikasikan ekspektasi harga relatif homogen kendati profil distribusi risikonya berbeda.



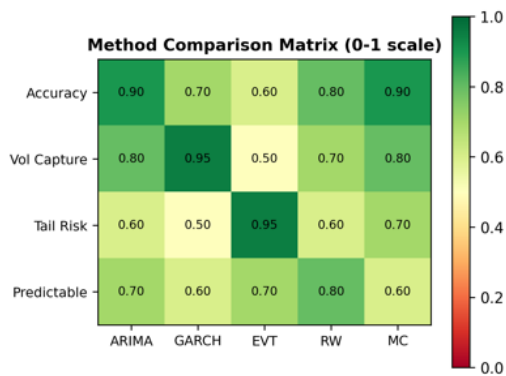
Gambar 3.9 Hasil Prediksi Monte Carlo

3.9. Perbandingan Akurasi dan Profil Risiko Antar Model

Evaluasi akurasi prediksi harga diterapkan pada model-model yang menghasilkan price forecast secara langsung, memakai backtest rolling window 60 hari pada 4 jendela pengujian periode Desember 2024–April 2026. Adapun GARCH, EVT, dan Random Walk tidak dievaluasi dengan MAE/RMSE/MAPE karena tidak dirancang sebagai price point forecaster.

Model	MAPE (%)	MAE (\$)	RMSE (\$)	Dir. Acc. (%)
ARIMA (1,1,1)	9,15	396,14	454,31	100,0
MC Geopolitik	10,37	426,43	465,29	100,0
MC Normal	11,21	471,40	517,73	100,0
GARCH(1,1)	-	-	-	-
EVT (GPD)	-	-	-	-
Random Walk	-	-	-	-

Tabel 3. Perbandingan Akurasi Prediksi Antar Model (Backtest Rolling Window 60 Hari)



Gambar 3.10 Perbandingan Akurasi Antar Model

ARIMA(1,1,1) mencatat MAPE terendah 9,15% di antara seluruh model penghasil prediksi harga. Selisih 1,22 poin persentase antara MAPE ARIMA (9,15%) dan MC Geopolitik (10,37%) menunjukkan bahwa kalibrasi berbasis rezim pasar terkini lebih mendekati kondisi aktual dibandingkan skenario volatilitas normal. Seluruh model yang diuji mencatat directional accuracy 100% pada semua jendela backtest.

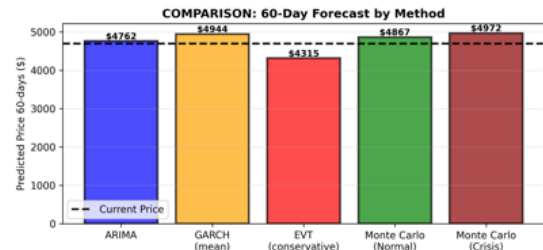
Perbedaan fungsi antarmodel patut digarisbawahi: GARCH untuk estimasi volatilitas kondisional (position sizing), EVT untuk kuantifikasi risiko ekor ekstrem (stress testing), sedangkan Random Walk sebagai baseline teoritis efisiensi pasar. Ketiganya tidak dapat dibandingkan langsung memakai metrik MAE/RMSE sebab keluarannya bukan berupa prediksi harga point-estimate.

3.10. Proyeksi Harga Emas 2027

Proyeksi satu tahun ke depan (horizon 365 hari, April 2026–April 2027) memakai ARIMA untuk estimasi berbasis tren dan Monte Carlo untuk distribusi probabilistik berbasis skenario rezim, dengan milestone proyeksi bulanan ARIMA tersaji pada Tabel 5.

Periode	Proyeksi ARIMA (\$)	Perubahan dari Harga Saat Ini
30 hari (Mei 2026)	4.692,92	-0,06%
60 hari (Jun 2026)	4.762,03	+1,41%
90 hari (Jul 2026)	4.831,14	+2,89%
180 hari (Okt 2026)	5.038,48	+7,30%
270 hari (Jan 2027)	5.245,81	+11,72%
360 hari (Apr 2027)	5.453,14	+16,13%

Tabel 4. Proyeksi Harga Emas 2027 Berbasis ARIMA(1,1,1)



Gambar 3.11 Hasil Prediksi Antar Model

Hasil simulasi Monte Carlo pada horizon 365 hari perdagangan menunjukkan bahwa Skenario Normal dengan volatilitas 1,02% menghasilkan rata-rata proyeksi harga sebesar USD 6.351,85, dengan rentang persentil ke-5 hingga persentil ke-95 (P5–P95) sebesar USD 4.509,62–USD 8.707,90. Skenario Geopolitik dengan volatilitas 1,50% menghasilkan rata-rata proyeksi sebesar USD 6.572,04 dan rentang P5–P95 sebesar USD 3.906,11–USD 10.282,00, yang merupakan distribusi terluas di antara ketiga skenario. Adapun Skenario Ekstrem (COVID-19) dengan volatilitas 1,16% menghasilkan rata-rata proyeksi sebesar USD 6.353,80, dengan rentang P5–P95 sebesar USD 4.398,94–USD 8.878,59.

Ketiga skenario tersebut kemudian digabungkan memakai weighted average dengan bobot 60% Skenario Normal, 30% Skenario Geopolitik, dan 10% Skenario Ekstrem. Agregasi ini menghasilkan proyeksi harga emas sebesar USD 6.418,10, naik sekitar 36,68% dari harga acuan April 2026. Meski ekspektasi harga ketiga skenario relatif serupa, perbedaan tingkat volatilitasnya menghasilkan sebaran distribusi harga yang berlainan, sehingga memberi gambaran risiko yang lebih komprehensif atas kemungkinan pergerakan harga emas dalam jangka panjang.

Selisih antara proyeksi ARIMA (\$5.453) dan Monte Carlo weighted average (\$6.418) mencerminkan perbedaan asumsi metodologis: ARIMA mengekstrapolasi tren differenced series secara deterministik dengan mean-reversion, sementara Monte Carlo mengakomodasi efek compounding dari drift positif sepanjang 365 hari sehingga menghasilkan proyeksi rata-rata yang lebih tinggi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa penggabungan lima model analisis mampu memberikan gambaran menyeluruh dan andal dalam memahami dinamika harga emas periode 2020–2026. Pencapaian utama dalam peramalan harga diraih oleh model ARIMA(1,1,1), yang sukses menjadi metode paling presisi dengan

tingkat akurasi tertinggi dan kesalahan terkecil (MAPE 9,15%). Keberhasilan ini makin diperkuat oleh Simulasi Monte Carlo yang efektif dalam memetakan berbagai skenario probabilitas harga di masa depan untuk mengantisipasi ketidakpastian pasar.

Dari sisi pemetaan risiko, penelitian ini secara tepat mampu mengatasi karakter volatilitas tinggi dan distribusi ekor tebal (*heavy-tailed*) pada data emas. Model GARCH(1,1) berhasil menggambarkan dinamika gejolak harga dari waktu ke waktu, sementara kombinasi *Extreme Value Theory* (EVT) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) sukses memberikan estimasi kerugian yang sangat akurat dan realistis ketika pasar berada dalam kondisi krisis atau kejadian ekstrem. Selain itu, pengujian Random Walk berhasil mengonfirmasi bahwa pergerakan return emas tidak memiliki autokorelasi signifikan, yang membuktikan bahwa pasar emas mendekati efisiensi bentuk lemah (*weak-form market efficiency*).

Secara keseluruhan, pencapaian terbesar dari studi ini adalah terbuktinya efektivitas pendekatan multi-metode. Setiap model berhasil menjalankan perannya secara optimal—ARIMA unggul dalam memprediksi angka, GARCH memodelkan gejolak, EVT dan CVaR mengantisipasi risiko krisis terburuk, Monte Carlo memproyeksikan skenario, dan Random Walk menguji efisiensi pasar—sehingga menghasilkan analisis investasi yang jauh lebih solid, komprehensif, dan siap pakai dibandingkan hanya mengandalkan satu metode saja.

REFERENCES

- [1] R. Gulyás et al., "Optimizing Portfolios Using Monte Carlo and Conditional Value-at-Risk," *Frontiers in Blockchain*, vol. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.frontiersin.org/journals/blockchain/article/10.3389/fbloc.2025.1665541/pdf>
- [2] P. Meher and R. K. Mishra, "Risk-adjusted Portfolio Optimization: Monte Carlo Simulation and Rebalancing," *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, vol. 18, no. 5, 2024. [Online]. Available: <https://www.uowajournals.org/aabfj/article/id/1036/>
- [3] P. Glasserman, *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. New York, NY, USA: Springer, 2004. [Online]. Available: <https://link.springer.com/book/10.1007/9780387216171>
- [4] P. Boyle, "Options: A Monte Carlo Approach," *Journal of Financial Economics*, vol. 4, no. 3, pp. 323–338, 1977. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(77\)90005-8](https://doi.org/10.1016/0304-405X(77)90005-8)
- [5] L. Moreira and I. Santos, "Monte Carlo Simulation and Stochastic Optimization in Finance: A Review," *Journal of Economic Surveys*, 2026. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/joes.12702>
- [6] L. Zhao et al., "Forecasting Oil and Gold Price Risk Using ARIMA Models," *IEEE*, 2020. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9210624>
- [7] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2015. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781118675021>
- [8] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed., Melbourne, Australia: OTexts, 2021. [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp3/>
- [9] S. Makridakis, E. Spiliotis, and V. Assimakopoulos, "The M4 Competition: 100,000 Time Series and Forecasting Methods," *International Journal of Forecasting*, vol. 36, no. 1, pp. 54–74, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.04.014>
- [10] R. F. Engle, "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987–1007, 1982. [Online]. Available: <https://www.jstor.org/stable/1912773>
- [11] T. Bollerslev, "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, vol. 31, no. 3, pp. 307–327, 1986. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- [12] K. Makatjane and T. Tsoku, "Time-Varying Volatility Modeling Using GARCH," *Risks*, vol. 10, no. 1, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2227-7072/10/1/10>
- [13] Z. Guo et al., "Dynamic Relationships Between Energy Markets Using ARMA-GARCH Models," *Environment, Development and Sustainability*, 2026. [Online]. Available: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10668-026-07431-0>
- [14] K. Makatjane and N. Moroke, "Extreme Value Modeling in Financial Markets," *Risks*, vol. 9, no. 2, 2021. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2227-7072/9/2/18>
- [15] P. Embrechts, C. Klüppelberg, and T. Mikosch, *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*. Berlin, Germany: Springer, 1997. [Online]. Available: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-33483-2>
- [16] A. J. McNeil, R. Frey, and P. Embrechts, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*, 2nd ed. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 2015. [Online]. Available: <https://press.princeton.edu/books/hardcover/9780691166278/quantitative-risk-management>
- [17] R. T. Rockafellar and S. Uryasev, "Optimization of Conditional Value-at-Risk," *Journal of Risk*, vol. 2, no.

- 3, pp. 21–41, 2000. [Online]. Available: <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>
- [18] C. Acerbi and D. Tasche, “On the Coherence of Expected Shortfall,” *Journal of Banking & Finance*, vol. 26, no. 7, pp. 1487–1503, 2002. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00283-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00283-2)
- [19] J. Wang et al., “Sample Complexity of Conditional Value-at-Risk Based Learning,” 2023. [Online]. Available: <https://openreview.net/forum?id=fclJPWwXcd>
- [20] E. F. Fama, “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work,” *Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383–417, 1970. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2307/2325486>
- [21] Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1988). *Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test*. The Review of Financial Studies, 1(1), 41–66. <https://doi.org/10.1093/rfs/1.1.41>
- [22] D. G. Baur and B. M. Lucey, “Is Gold a Hedge or a Safe Haven? An Analysis of Stocks, Bonds and Gold,” *Financial Review*, vol. 45, no. 2, pp. 217–229, 2010. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>
- [23] D. G. Baur and T. K. McDermott, “Is Gold a Safe Haven? International Evidence,” *Journal of Banking & Finance*, vol. 34, no. 8, pp. 1886–1898, 2010. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.12.008>
- [24] Investing.com, “Gold Historical Data.” [Online]. Available: <https://www.investing.com/commodities/gold-historical-data>. [Accessed: Apr. 2, 2026].
- [25] P. Piotrowski, I. Rutyna, D. Baczyński, and M. Kopyt, “Evaluation Metrics for Wind Power Forecasts: A Comprehensive Review and Statistical Analysis of Errors,” *Energies*, vol. 15, no. 24, p. 9657, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/24/9657>
- [26] C. Chen, J. Twycross, and J. M. Garibaldi, “A New Accuracy Measure Based on Bounded Relative Error for Time Series Forecasting,” *PLOS ONE*, vol. 12, no. 3, 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174202>
- [27] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, “Another Look at Measures of Forecast Accuracy,” *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 4, pp. 679–688, 2006. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- [28] D. Anggelia, Y. F. Riti, and P. W. Siswanto, “Analisis Perbandingan Metode ARIMA dan Least Square untuk Prediksi Harga Emas: Pendekatan Probabilistik dan Statistik,” *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (SIMIKA)*, vol. 7, no. 1, pp. 95–103, 2024. [Online]. Available: <https://repository.ukdc.ac.id/2179/>