

IHSG Closing Price Prediction on the Indonesian Stock Exchange using the Geometric Brownian Motion Model

Sukra Hamna, Devni Prima Sari*

Departemen Matematika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: devniprimasari@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 13 April 2026

Revised : 19 Mei 2026

Accepted : 24 Mei 2026

ABSTRACT

Being among the leading primary benchmarks reflecting the health of the equity market in Indonesia, the Jakarta Composite Index (IHSG) experiences ongoing price movements shaped by a wide spectrum of domestic and international forces. The inherent unpredictability of these movements underscores the critical need for reliable forecasting methods to guide investors in their decision-making process. In response to this, the present study applies the Geometric Brownian Motion model as a tool for projecting the daily closing values of the IHSG, owing to its well-recognized ability to represent the random characteristics inherent in financial time series. The dataset utilized comprises daily closing price records of the IHSG throughout 2025. The analysis includes the calculation of log returns, normality testing using the Kolmogorov-Smirnov test, and estimation of drift and volatility parameters. Forecasting is performed using simulation with 50 and 1000 iterations, where the initial value is based on the last observed closing price. The findings reveal that the Geometric Brownian Motion model demonstrates a solid capacity to reflect the volatile behavior of IHSG movements, yielding MAPE figures of 4.50% and 2.81%, which correspond to a very high level of predictive precision. A greater number of iterations was found to produce more consistent and dependable projections, while the estimated values broadly align with the overall trajectory of historical data, notwithstanding the element of randomness embedded in the model. Therefore, the GBM model can be considered an effective method for forecasting stock price movements, particularly for highly volatile market indices such as the IHSG.

Keywords: *Geometric Brownian Motion, IHSG, Prediction, Return, Stock*



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Dinamika perkembangan dunia keuangan dewasa ini mendorong semakin banyak kalangan untuk melirik instrumen investasi sebagai sarana pengelolaan aset, dengan pasar modal tampil sebagai pilihan yang kian diminati. Di Indonesia, partisipasi publik dalam kegiatan investasi berbasis pasar modal menunjukkan trajektori yang terus menanjak secara konsisten selama beberapa periode terakhir. Secara konseptual, investasi merujuk pada tindakan mengalokasikan kapitar moneter maupun aset apa pun yang tersedia pada periode sekarang demi mencapai manfaat ekonomi pada waktu ke depan, meski dalam prosesnya tidak terlepas dari potensi kerugian yang inheren pada setiap keputusan keuangan (Martalena & Malinda, 2012). Berdasarkan catatan resmi otoritas sentral penyimpanan efek nasional (KSEI), basis penanam modal pada bursa efek tanah air mencatat lonjakan yang cukup mencolok, yakni dari angka 12,16 juta jiwa pada 2023 melompat ke kisaran 14,87 juta jiwa menjelang akhir 2024. Fenomena ini menjadi cerminan nyata dari meluasnya kesadaran dan keikutsertaan masyarakat luas dalam ekosistem investasi di tingkat nasional (KSEI, 2024).

Pasar modal memegang peranan yang tidak dapat diabaikan dalam arsitektur perekonomian suatu bangsa, berfungsi ganda sebagai wadah penggalangan dana jangka panjang bagi pelaku usaha sekaligus membuka ruang bagi masyarakat umum untuk mengembangkan kekayaan melalui berbagai pilihan investasi. Regulasi yang menjadi pijakan hukum bagi operasional bursa efek di Tanah Air dituangkan dalam regulasi UU No 8 Tahun 1995, di mana aturan ini secara tegas merumuskan industri sekuritas sebagai seluruh bentuk kegiatan yang berkaitan erat dengan penawaran umum serta transaksi efek, berikut seluruh lembaga dan tenaga profesional yang turut mendukung ekosistem tersebut (UU RI Nomor 8 Tahun 1995 mengenai Pasar Modal, 1995). Pada sisi lain, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berfungsi selaku barometer kunci dalam menilai situasi serta arah perkembangan bursa saham nasional dalam cakupan

menyeluruh, sebab indeks ini merekam agregasi fluktuasi nilai atas keseluruhan ekuitas yang resmi terdaftar dan diperdagangkan pada lantai bursa Indonesia (Tandelilin, 2017).

Pergerakan IHSG memiliki tingkat volatilitas yang tinggi sebagai akibat dari interaksi kompleks berbagai faktor, mulai dari fundamental perusahaan dan indikator makroekonomi, hingga sentimen politik dan global (Fahmi, 2012). Kompleksitas faktor-faktor tersebut menyebabkan pergerakan IHSG mengandung tingkat ketidakpastian yang tinggi, sehingga menyulitkan investor dalam mengambil keputusan investasi secara optimal. Walaupun secara historis IHSG menunjukkan tren pertumbuhan jangka panjang, fluktuasi harga yang dinamis dan acak dalam jangka pendek tetap menghadirkan risiko pasar yang substansial. Kondisi ini merepresentasikan prinsip dasar *high risk, high return*, di mana ekspektasi perolehan keuntungan (*return*) investasi selalu beriringan dengan tingkat risiko fluktuasi yang harus ditanggung (Bodie dkk., 2014; Ruppert, 2011). Meskipun IHSG secara historis cenderung menunjukkan tren pertumbuhan jangka panjang, fluktuasi harga yang dinamis dan acak dalam jangka pendek tetap menjadi tantangan utama. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan analitis dan pemodelan prediktif yang tangguh untuk menangkap dinamika pergerakan harga tersebut, sehingga investor dapat memitigasi risiko sekaligus mengoptimalkan keputusan investasinya.

Upaya memitigasi risiko di pasar modal membutuhkan langkah peramalan yang terstruktur guna memproyeksikan kondisi di masa depan berdasarkan data masa lalu, sehingga investor memiliki pijakan strategis dalam pengambilan keputusan (Makridakis dkk., 1983). Namun, mengingat harga saham memiliki karakteristik pergerakan yang dinamis, acak (*random walk*), dan probabilistik (Hull, 2012), pendekatan yang digunakan harus secara khusus mampu mengakomodasi sifat tersebut. Dalam konteks ini, *Geometric Brownian Motion* (GBM) menjadi metode pemodelan yang sangat relevan untuk diterapkan. Sebagai model stokastik waktu kontinu, GBM bekerja secara komprehensif dengan mengasumsikan pergerakan logaritma harga aset berdasarkan komponen tren pertumbuhan (*drift*) dan gejolak pasar (*volatility*) (Ross, 2014). Pemilihan model ini didasarkan pada keunggulannya yang memberikan keseimbangan ideal, secara komputasi relatif sederhana, namun sangat mumpuni dalam menangkap unsur acak pada harga saham sehingga mampu menghasilkan prediksi yang andal (Shreve, 2004).

Berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk memodelkan dan memprediksi pergerakan IHSG menggunakan berbagai metode. Dalam studi yang dilakukan oleh Jange (2023), penerapan metode GARCH terbukti menghasilkan performa prediksi volatilitas IHSG yang tergolong memadai, sebagaimana tercermin dari perolehan nilai MAPE sebesar 17,26%. Di sisi lain, pemodelan berbasis GBM mendemonstrasikan tingkat akurasi yang jauh lebih superior. Keandalan model GBM ini telah divalidasi secara luas melintasi berbagai jenis aset, mulai dari kemampuannya memprediksi pergerakan harga komoditas global seperti emas dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, yakni MAPE sebesar 1,69% (Hunaiifi & Maulana, 2024). Penelitian lain menunjukkan bahwa model GBM mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah dalam memodelkan harga bahan mentah (Seru dkk., 2022). Keandalan model GBM ini juga terkonfirmasi pada pemodelan saham individual, sebagai contoh, studi yang menganalisis harga saham PT. Bank Central Asia (BBCA) membuktikan bahwa model GBM memiliki akurasi yang sangat baik dengan menghasilkan rata-rata nilai MAPE sebesar 5,77% (Aulia dkk., 2023). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada saham individual atau menggunakan periode data tertentu, sehingga kajian yang menerapkan Model GBM pada indeks pasar saham secara agregat dengan menggunakan data terbaru masih relatif terbatas.

Berlandaskan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memetakan pergerakan IHSG ke depan dengan menerapkan Model GBM sebagai pendekatan pemodelan berbasis proses stokastik yang dipandang relevan dengan watak dan perilaku data harga saham.

II. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang menopang studi ini merupakan data sekunder yang dihimpun dari *Yahoo! Finance*, dengan pengambilan data dilakukan melalui *library yfinance* di lingkungan *Google Colab*. Data yang dikumpulkan berupa deret harga penutupan harian IHSG selama tahun 2025. Mengingat data tersebut berwujud data kuantitatif berbentuk runtun waktu (*time series*) yang bersifat kontinu, maka pendekatan pemodelan stokastik dipandang tepat untuk diterapkan dalam proses analisisnya. Variabel utama yang dikaji dalam penelitian ini adalah harga penutupan harian IHSG yang dinyatakan dalam satuan poin indeks. Selain itu, dilakukan transformasi data untuk memperoleh nilai *return* dan volatilitas yang digunakan sebagai parameter dalam Model GBM, yaitu sebagai komponen *drift* dan *diffusion*.

B. Teknik Analisis Data

Tahapan pengolahan hingga analisis data dalam studi ini dilaksanakan menggunakan lingkungan komputasi *Google Colab*. Proses analisis dilaksanakan melalui serangkaian tahap yang terstruktur guna menghasilkan proyeksi yang akurat dengan menerapkan Model GBM. Berikut ini merupakan tahapan-tahapan yang ditempuh dalam kegiatan analisis data tersebut.

1. Deskripsi Data

Tahap awal analisis mencakup eksplorasi karakteristik data harga penutupan IHSG secara mendasar, khususnya dalam hal pola fluktuasi dan dinamika pergerakannya, sebagai fondasi sebelum pengolahan data lebih lanjut dilaksanakan. Dalam tahap ini, pendekatan statistik deskriptif diterapkan bersama penyajian visual melalui grafik untuk menangkap gambaran umum perilaku data secara keseluruhan. Tahap ini menjadi dasar dalam proses transformasi data dan pemodelan pada tahap selanjutnya.

2. Perhitungan *Log-Return*

Perhitungan *log-return* dilakukan untuk mengubah data harga penutupan menjadi perubahan relatif antar waktu serta memenuhi asumsi dalam Model GBM. Nilai *log-return* dihitung dengan rumus (Ruppert, 2011):

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

dengan:

R_t : *Log-return* pada periode ke- t

S_t : Harga saham pada waktu ke- t

S_{t-1} : Harga saham pada waktu ke- $t - 1$

Hasil perhitungan *log-return* kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses estimasi parameter dan analisis pada tahap selanjutnya.

3. Uji Normalitas

Pengujian terhadap normalitas data dilaksanakan guna memverifikasi bahwa distribusi return memenuhi persyaratan asumsi normal, mengingat hal tersebut menjadi salah satu kondisi yang wajib dipenuhi dalam penerapan model GBM. Metode yang dipilih dalam studi ini adalah uji Kolmogorov-Smirnov, yang digunakan untuk mengukur sejauh mana sebaran data return sesuai dengan pola distribusi normal. Berikut hipotesis yang digunakan dalam pengujian:

H_0 : Data *log-return* berdistribusi normal

H_1 : Data *log-return* tidak berdistribusi normal

Taraf signifikansi (α) = 5%

Dengan kriteria uji yaitu gagal tolak H_0 jika nilai $p - value > \alpha$ (0,05).

4. Estimasi Parameter

Proses perhitungan parameter bertujuan untuk memperoleh nilai-nilai yang diperlukan dalam Model GBM, yakni komponen *drift* (μ) dan volatilitas (σ). Kedua nilai tersebut diturunkan dari data *log-return* saham melalui serangkaian langkah perhitungan berikut ini (Dmouj, 2006):

1. Nilai rata-rata *log-return* harga saham diperoleh melalui perhitungan menggunakan formula berikut. (Dmouj, 2006):

$$\bar{R} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_t \quad (2)$$

dengan:

R_t : Nilai *log-return* periode ke- t

n : Jumlah data

2. Standar deviasi dari *return* saham (s) dihitung dengan menggunakan rumus (Ruppert, 2011):

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (R_t - \bar{R}_t)^2} \quad (3)$$

3. Menghitung volatilitas (σ) dengan rumus (Dmouj, 2006):

$$\sigma = \frac{s}{\sqrt{\tau}} \quad (4)$$

dengan:

σ : Nilai volatilitas

τ : Interval waktu ($t_i - t_{i-1}$)

4. Menghitung estimasi parameter *drift* (μ) dengan rumus (Dmouj, 2006):

$$\mu = \frac{\bar{R}}{\tau} + \frac{1}{2}\sigma^2 \quad (5)$$

5. Prediksi IHSG dengan *Geometric Brownian Motion*

Setelah nilai *drift* dan volatilitas untuk Model GBM telah diperoleh, tahap selanjutnya adalah memprediksi harga saham dengan menggunakan persamaan berikut:

$$S_t = S_{t-1} e^{(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt} \sqrt{dt} \quad (6)$$

dengan:

S_0 : Harga awal

ϵ : Variabel acak berdistribusi normal standar

dt : Interval waktu

6. Evaluasi Model

Penilaian terhadap kinerja model dimaksudkan untuk mengetahui seberapa tepat hasil prediksi yang dihasilkan oleh Model GBM, dengan memanfaatkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai tolok ukur melalui formula berikut ini.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i}}{n} \times 100\% \quad (7)$$

dengan:

Y_i : Nilai data aktual

\hat{Y}_i : Nilai data peramalan

Penjelasan mengenai kategori penilaian berdasarkan nilai MAPE tersaji pada Tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Kategori Penilaian MAPE

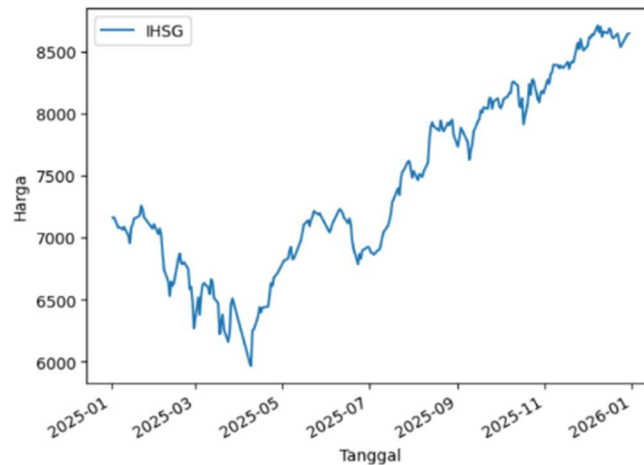
Interval Penilaian MAPE	Kategori
MAPE < 10%	Prediksi sangat akurat
10% < MAPE ≤ 20%	Prediksi cukup andal
20% < MAPE ≤ 50%	Prediksi tergolong sedang
MAPE > 50%	Prediksi tidak memadai

(Sumber: Hewamalage dkk., 2023)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Data

Studi ini menggunakan data harga penutupan harian IHSG dalam satuan poin indeks, yang diambil dari *Yahoo! Finance* melalui *library yfinance* di *Google Colab* untuk periode Tahun 2025. Pola pergerakan harga penutupan tersebut dapat diamati secara visual pada Gambar 1.

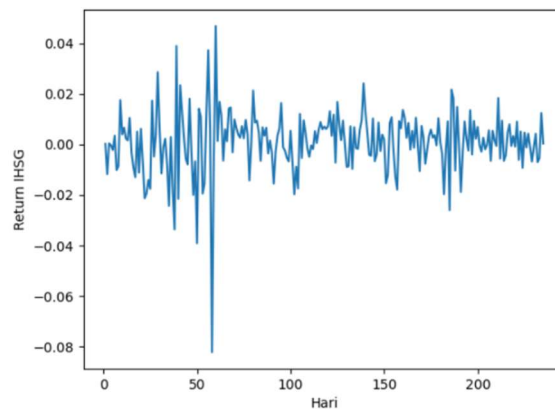


Gambar 1. Plot Harga Penutupan IHSG Tahun 2025

Merujuk pada Gambar 1, harga penutupan IHSG sepanjang tahun 2025 memperlihatkan dinamika yang cukup bergejolak namun secara umum bergerak ke arah yang lebih tinggi. Di awal tahun, indeks sempat tertekan dan menyentuh level terendahnya pada sekitar awal April 2025. Selanjutnya, IHSG mengalami fase pemulihan dan meningkat secara bertahap hingga periode selanjutnya, dengan nilai indeks beberapa kali berada pada level yang lebih tinggi. Meskipun demikian, fluktuasi tetap terjadi sepanjang periode pengamatan, yang menunjukkan adanya unsur ketidakpastian dalam pergerakan IHSG. Kondisi ini mengindikasikan bahwa pergerakan harga saham bersifat dinamis dan sulit diprediksi secara deterministik, sehingga diperlukan pendekatan pemodelan yang mampu mengakomodasi unsur ketidakpastian tersebut.

B. Perhitungan *Log-Return*

Pada penerapan model GBM terhadap harga penutupan IHSG, tahap awal yang dilakukan adalah perhitungan *log-return* menggunakan Persamaan (1). Perhitungan ini bertujuan untuk memperoleh perubahan relatif harga saham antar waktu serta memenuhi asumsi dalam pemodelan GBM. Nilai *log-return* yang diperoleh menunjukkan adanya fluktuasi dari waktu ke waktu, yang mencerminkan dinamika pergerakan harga saham. Visualisasi nilai *log-return* tersebut disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot *return data closing price* IHSG

Merujuk pada Gambar 2, pergerakan nilai return menunjukkan tingkat fluktuasi yang cukup besar, yang mengindikasikan adanya volatilitas di pasar. Tahap selanjutnya mencakup penyusunan statistik deskriptif atas *log-return*, yang memuat besaran *mean*, standar deviasi, dan varians, sebagaimana dirangkum secara lengkap dalam Tabel 2.

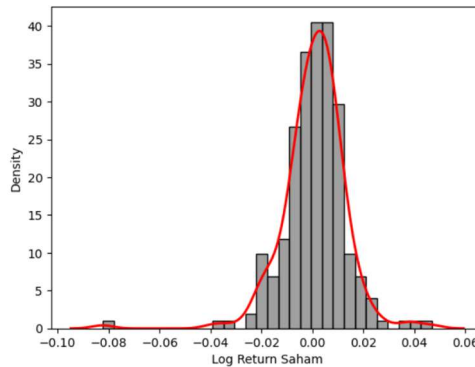
Tabel 2. Statistika Deskriptif *Log-Return* IHSG

Mean	Standar Deviasi	Varians
0,000801	0,012386	0,000154

Hasil perhitungan statistik deskriptif pada Tabel 2, selanjutnya akan digunakan untuk menghitung nilai estimasi parameter untuk proses GBM. Pemodelan harga saham dengan GBM mengasumsikan bahwa data *return* saham menyebar normal. Sehubungan dengan hal tersebut, diterapkan pengujian kenormalan terhadap data log-return saham melalui uji Kolmogorov-Smirnov guna mengetahui apakah sebaran data mengikuti pola distribusi normal..

C. Uji Normalitas

Sebelum memeriksa kenormalan data *log-return* IHSG, dibuat histogram *log-return* saham seperti tampak pada Gambar 3.



Gambar 3. Histogram *Log-Return* IHSG

Sebaran data yang tergambar pada histogram di Gambar 3 memperlihatkan bentuk yang mendekati kurva normal. Untuk mempertegas hal ini, dilaksanakan pengujian secara statistik guna mengonfirmasi kesesuaian data return dengan persyaratan asumsi dalam GBM. Prosedur pengujian normalitas diterapkan melalui uji Kolmogorov–Smirnov terhadap data *return*. Hasil komputasi yang diperoleh dari *Google Colab* menghasilkan nilai statistik $D = 0,0833657$ dengan $p - value = 0,0720097$. Oleh karena $p - value$ yang diperoleh melampaui batas signifikansi 0,05, hipotesis nol tidak berhasil ditolak, sehingga data *return* IHSG dapat dinyatakan berdistribusi normal.

D. Estimasi Parameter

Parameter *drift* dan volatilitas diestimasi menggunakan Persamaan (4) dan (5) diperoleh.

Tabel 3. Nilai Estimasi Parameter Model GBM

Parameter	Nilai
σ	0,190272
μ	0,207151

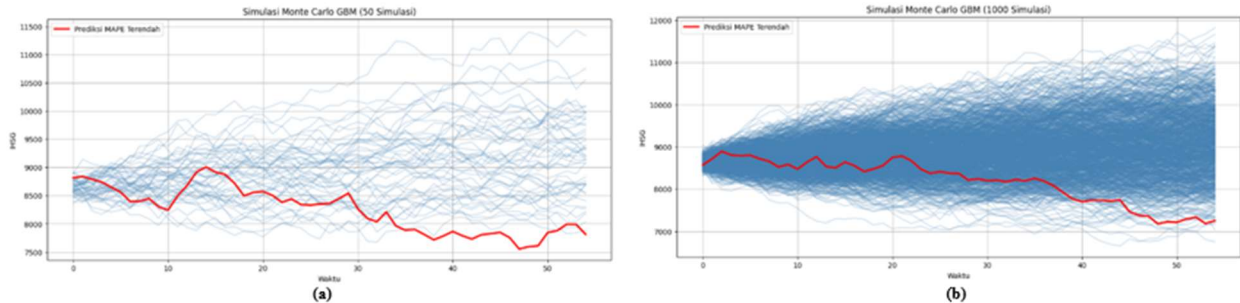
Berdasarkan Tabel 3, diketahui nilai *drift* (μ) sebesar 0,190272 dan volatilitas (σ) sebesar 0,207151. Nilai *drift* menunjukkan tingkat pertumbuhan rata-rata harga saham, sedangkan volatilitas mencerminkan tingkat fluktuasi atau risiko pergerakan harga saham. Nilai parameter yang telah diperoleh tersebut kemudian dimanfaatkan sebagai masukan dalam proses iterasi *Geometric Brownian Motion* untuk keperluan proyeksi harga IHSG ke depan.

E. Prediksi IHSG dengan Model *Geometric Brownian Motion*

Setelah nilai *drift* dan volatilitas berhasil ditentukan, tahap selanjutnya ialah melakukan proyeksi harga saham dengan menerapkan model GBM yang diformulasikan sebagai berikut:

$$\hat{S}_t = \hat{S}_{t-1} \exp \left[\left(0.207151 - \frac{1}{2} (0.190272)^2 \right) dt + 0.190272 \varepsilon \sqrt{dt} \right]$$

Pada persamaan ini, nilai ϵ merupakan variabel acak yang mengikuti distribusi normal standar, sehingga proses prediksi dilakukan melalui iterasi sebanyak 50 dan 1000. Melalui komputasi pada *Google Colab*, proses proyeksi harga saham memanfaatkan S_0 sebagai titik acuan awal. Mengingat belum tersedianya data harga saham pada periode mendatang, nilai S_0 diambil dari harga penutupan paling akhir yang tercatat, yakni pada tanggal 30 Desember 2025 senilai 8.646,94. Selanjutnya, grafik hasil prediksi menggunakan Model GBM disajikan pada Gambar 4 berikut. Prediksi dilakukan dengan variasi iterasi 50 dan 1000, di mana garis merah menunjukkan hasil prediksi dengan nilai MAPE terendah.



Gambar 4. (a) Prediksi Harga Penutupan IHSG dengan Model GBM 50 iterasi (b) Prediksi Harga Penutupan IHSG dengan Model GBM 1000 iterasi

Berdasarkan Gambar 4, hasil prediksi model GBM menunjukkan pola yang acak dengan lintasan yang bervariasi pada setiap iterasi, yang dipengaruhi oleh variabel acak berdistribusi normal. Selanjutnya, hasil prediksi harga penutupan IHSG dengan Model GBM diperoleh melalui pemrograman dengan bantuan dari perangkat *Google Colab* yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Prediksi dengan Model GBM

No	Tanggal	Harga Aktual	Prediksi (GBM 50)	Prediksi (GBM 1000)
1	02/01/2026	8748,131836	8839,634538	8721,027762
2	05/01/2026	8859,191406	8788,168895	8894,881315
3	06/01/2026	8933,609375	8741,387683	8806,139773
4	07/01/2026	8944,813477	8649,216984	8791,513597
5	08/01/2026	8925,470703	8839,634538	8721,027762
...
51	25/03/2026	7302,121094	7843,959568	7215,851711
52	26/03/2026	7164,09082	7877,241346	7290,226568
53	27/03/2026	7097,057129	7990,643907	7336,652908
54	30/03/2026	7091,669922	7989,774612	7184,937489
55	31/03/2026	7048,222168	7813,16254	7250,703571

Simulasi model GBM dengan variasi iterasi 50 dan 1000 menghasilkan nilai prediksi yang relatif mendekati harga aktual IHSG. Semakin besar jumlah iterasi, prediksi yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan akurat, meskipun perbedaan tetap muncul akibat karakter acak pergerakan pasar.

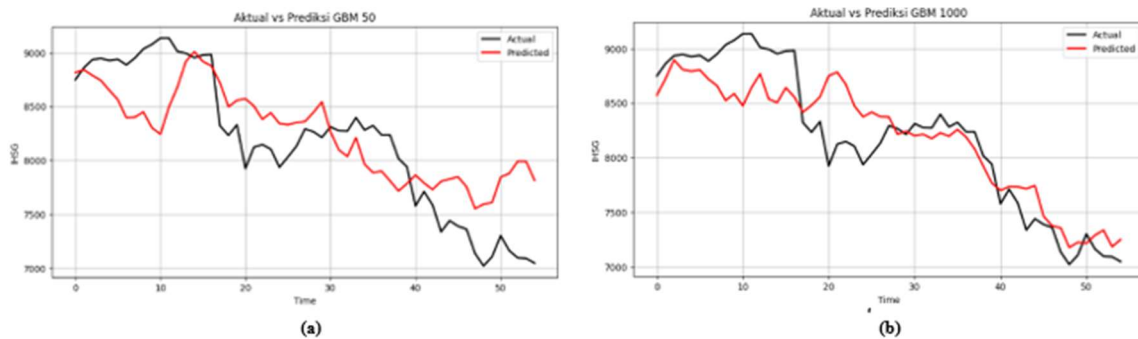
F. Evaluasi Model

Evaluasi model bertujuan untuk mengukur akurasi hasil peramalan menggunakan model GBM, yang dilakukan dengan menggunakan MAPE berdasarkan Persamaan (7). Rangkuman hasil perhitungan ditampilkan secara lengkap pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Nilai MAPE pada iterasi ke-50 dan 1000

Jumlah Iterasi	Nilai MAPE
50	4,50%
1000	2,81%

Mengacu pada hasil yang tertera di Tabel 5, nilai MAPE yang diperoleh menunjukkan perbedaan antar jumlah iterasi, di mana iterasi yang lebih banyak menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa penambahan jumlah iterasi berkontribusi pada peningkatan ketepatan dan kestabilan hasil proyeksi. Secara umum, seluruh nilai MAPE yang dihasilkan berada di bawah ambang batas 10%, sehingga Model GBM tergolong memiliki kemampuan peramalan yang sangat tinggi dalam memproyeksikan harga penutupan IHSG. Perbandingan antara nilai hasil prediksi dan data aktual IHSG menggunakan Model GBM disajikan secara visual pada Gambar 5.



Gambar 5. (a) Perbandingan antara harga nyata dan hasil proyeksi menggunakan Model GBM pada 50 iterasi (b) Perbandingan antara harga nyata dan hasil proyeksi menggunakan Model GBM pada 1000 iterasi

IV. KESIMPULAN

Hasil yang didapat dari kajian ini memperlihatkan bahwa Model GBM mampu bekerja dengan sangat akurat dalam memperkirakan arah pergerakan harga penutupan IHSG. Proses proyeksi dilakukan berbasis data harga penutupan IHSG tahun 2025, dengan membandingkan dua skenario iterasi yang berbeda jumlah iterasinya, yakni 50 dan 1000 iterasi, guna mengukur sejauh mana banyaknya simulasi memengaruhi ketepatan model. Nilai MAPE yang diperoleh dari kedua skenario menunjukkan hasil yang tidak terlalu jauh berbeda, namun nilai MAPE terkecil diperoleh pada iterasi 1000 sebesar 2,81%. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah iterasi dapat menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat. Secara keseluruhan, nilai MAPE yang dihasilkan dari model GBM berada di bawah 10%, sehingga kemampuan peramalan Model GBM dapat dikategorikan sangat akurat. Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu menggunakan model atau metode peramalan lain serta mengombinasikan pendekatan yang berbeda, sehingga dapat dibandingkan dengan Model GBM untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih mendekati nilai aktual.

DAFTAR PUSTAKA

- Aulia, F. R., Sulistianingsih, E., & Andani, W. (2023). Penerapan Model Geometric Brownian Motion dan Perhitungan Nilai Value at Risk Pada Saham Bank Central Asia TBK. *Epsilon: Jurnal Matematika Murni dan Terapan*, 17(2), 149–159. <http://ppjp.ulm.ac.id/journals/index.php/epsilon>
- Bodie, Z., Marcus, A. J., & Kane, A. (2014). *Investments*. McGraw-Hill Education Asia.
- Dmouj, A. (2006). *Stock Price Modelling: Theory and Practice*.
- Fahmi, I. (2012). *Pengantar Pasar Modal: Panduan bagi Para Akademisi dan Praktisi Bisnis dalam Memahami Pasar Modal Indonesia*. Penerbit Alfabeta.
- Hewamalage, H., Ackermann, K., & Bergmeir, C. (2023). Forecast evaluation for data scientists: common pitfalls and best practices. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 37(2), 788–832. <https://doi.org/10.1007/s10618-022-00894-5>

- Hull, John. (2012). *Options, Futures, and other Derivatives*. Prentice Hall.
- Hunaifi, A. M., & Maulana, D. A. (2024). Penerapan Geometric Brownian Motion Termodifikasi Kalman Filter (GBM-KF) untuk Memprediksi Harga Emas. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(03).
- Jange, B. (2023). Prediksi Volatilitas Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan GARCH. *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, 4(1), 1–6. <https://doi.org/10.47065/arbitrase.v4i1.1122>
- KSEI. (2024). *Statistik Pasar Modal Indonesia Desember 2024*. <https://doi.org/10.311.152>
- Makridakis, S. G., McGee, V. E., & Wheelwright, S. C. (1983). *Forecasting: Methods and Applications* (2 ed.). Wiley.
- Martalena, & Malinda, M. (2012). *Pengantar Pasar Modal*. Andi.
- Ross, S. M. (2014). *Introduction to Probability Models Eleventh Edition* (11, Ed.). Academic Press. <http://elsevier.com/>
- Ruppert, D. (2011). *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering*. Springer New York.
- Seru, F., Suhendra, C. D., Saputro, A. D., Makwana, G., & Elizabeth, H. (2022). Implementation of Geometric Brownian Motion to Predict Crude Oil Prices. *Numerical: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 6(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.25217/numerical.v6i2>
- Shreve, S. E. (2004). *Stochastic Calculus for Finance II: Continuous-Time Models*. Springer.
- Tandelilin, E. (2017). *Pasar Modal: Manajemen Portofolio & Investasi* (1 ed.). PT Kanisius.
- Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 1995 tentang Pasar Modal, Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 1995 Nomor 64 (1995).