

# Hybrid Geometric Brownian Motion-Markov Switching untuk Peramalan Harga Saham Indonesia

Aldan Maulana Hamdani, Nur Iriawan, dan Irhamah Irhamah



Volume 13, Issue 3, Pages 455–461, Dec. 2025

Diterima 13 Oktober 2025, Direvisi 9 Desember 2025, Disetujui 16 Desember 2025, Diterbitkan 21 Desember 2025

To Cite this Article : A. M. Hamdani, N. Iriawan, I. Irhamah, "Hybrid Geometric Brownian Motion-Markov Switching untuk Peramalan Harga Saham Indonesia", *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 3, pp. 455–461, 2025, <https://doi.org/10.37905/euler.v13i3.35300>

© 2025 by author(s)

## JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI



- Homepage : <http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/index>
- Journal Abbreviation : Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.
- Frequency : Three times a year
- Publication Language : English (preferable), Indonesia
- DOI : <https://doi.org/10.37905/euler>
- Online ISSN : 2776-3706
- License : Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
- Publisher : Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
- Country : Indonesia
- OAI Address : <http://ejournal.ung.ac.id/index.php/euler/oai>
- Google Scholar ID : QF\_r-gAAAAJ
- Email : [euler@ung.ac.id](mailto:euler@ung.ac.id)

## JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics

# Hybrid Geometric Brownian Motion-Markov Switching untuk Peramalan Harga Saham Indonesia

Aldan Maulana Hamdani<sup>1,\*</sup>, Nur Iriawan<sup>1</sup>, Irhamah Irhamah<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya 60111, Indonesia

## ARTICLE HISTORY

Diterima 13 Oktober 2025  
Direvisi 9 Desember 2025  
Disetujui 16 Desember 2025  
Diterbitkan 21 Desember 2025

## KATA KUNCI

GBM  
Hybrid GBM-MS  
Saham  
Volatilitas

## KEYWORDS

GBM  
Hybrid GBM-MS  
Stock  
Volatility

**ABSTRAK.** Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja model peramalan harga saham berbasis Geometric Brownian Motion (GBM) yang dimodifikasi dengan pendekatan Markov Switching (MS). Celah penelitian yang diangkat adalah keterbatasan model GBM klasik yang mengasumsikan volatilitas konstan sehingga kurang mampu menangkap perubahan regime pasar secara tiba-tiba. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, studi ini mengusulkan model hybrid GBM–MS sebagai kontribusi ilmiah utama, di mana parameter drift dan volatilitas diestimasi secara dinamis mengikuti perubahan kondisi pasar melalui mekanisme switching antar regime. Estimasi parameter dilakukan menggunakan Hidden Markov Model. Kinerja model dibandingkan dengan GBM klasik sebagai benchmark. Penelitian menggunakan data harga penutupan harian saham PT Bank Central Asia Tbk. (BBCA) periode 01 Juli–30 Desember 2024. Hasil menunjukkan bahwa model hybrid GBM–MS memberikan akurasi peramalan yang lebih baik dengan nilai MAPE sebesar 2,25% pada data training dan 1,38% pada data testing, yang lebih rendah dibandingkan model GBM klasik. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi Markov Switching meningkatkan kemampuan adaptasi model dalam menangkap perubahan struktural dan volatilitas pasar. Secara praktis, model hybrid GBM–MS dapat digunakan sebagai alat peramalan dan manajemen risiko yang lebih andal untuk mendukung pengambilan keputusan investasi, terutama pada lingkungan pasar yang dinamis dan tidak stabil.

**ABSTRACT.** This study aims to analyse the performance of a stock price forecasting model based on Geometric Brownian Motion (GBM) modified with a Markov Switching (MS) approach. The research gap addressed is the limitation of the classical GBM model, which assumes constant volatility and is therefore unable to capture sudden changes in market regimes. To address these limitations, this study proposes a hybrid GBM–MS model as its main scientific contribution, in which the drift and volatility parameters are dynamically estimated following changes in market conditions through a switching mechanism between regimes. Parameter estimation is performed using the Hidden Markov Model. The model's performance is compared with the classical GBM as a benchmark. The research uses daily closing price data of PT Bank Central Asia Tbk. (BBCA) shares for the period 1 July–30 December 2024. The results show that the hybrid GBM–MS model provides better forecasting accuracy with a MAPE value of 2.25% on training data and 1.38% on testing data, lower than the classical GBM model. These findings confirm that the integration of Markov Switching enhances the model's adaptability in capturing structural changes and market volatility. Practically, the hybrid GBM–MS model can be used as a more reliable forecasting and risk management tool to support investment decision-making, especially in dynamic and unstable market environments.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. **Editorial of EULER:** Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

## 1. Pendahuluan

Investasi merupakan sebuah kegiatan mengelola sejumlah uang atau sumber dana lainnya dengan tujuan untuk meningkatkan atau mendapatkan keuntungan dari dana yang dikelola dalam jangka waktu tertentu [1]. Pasar modal (*capital market*) merupakan pasar untuk berbagai instrumen keuangan jangka panjang yang bisa diperjualbelikan, baik surat utang (obligasi), ekuiti (saham), reksa dana, instrumen derivatif maupun instrumen lainnya [2]. Satu di antara produk investasi yang sedang berkembang saat ini adalah investasi saham. Sejak tahun 2020, jumlah investor pasar modal Indonesia terus bertumbuh pesat [3]. Jumlah

investor pasar modal di Indonesia pada akhir tahun 2022 hingga tahun 2023 mengalami kenaikan. Tercatat sebanyak 10,3 juta investor meningkat menjadi 12,1 juta investor, dengan penambahan sebanyak 1,8 juta investor dalam rentang waktu tersebut [4]. Peningkatan ini menunjukkan bahwa masyarakat Indonesia memiliki minat yang besar dalam berinvestasi, terutama pada saham.

PT Bank Central Asia Tbk. (BCA) adalah bank swasta terbesar di Indonesia yang didirikan pada tahun 1955. BCA dikenal dengan kekuatan layanan digitalnya, basis nasabah ritel yang luas, serta manajemen risiko yang konservatif. Dalam beberapa tahun terakhir, BCA aktif melakukan transformasi digital melalui platform seperti *myBCA*, *KlikBCA*, dan *blu by BCA Digital*, yang sema-

\*Penulis Korespondensi.

kin memperkuat loyalitas nasabah dan efisiensi operasional [5]. Saham BBCA dikenal sebagai saham defensif dengan volatilitas yang relatif rendah, likuiditas tinggi, serta sensitivitas yang kecil terhadap pasar. Karakteristik ini menjadikan BBCA sebagai pilihan utama bagi investor jangka panjang yang menginginkan kestabilan dan pertumbuhan nilai yang konsisten.

Pergerakan saham mengakibatkan adanya *return* saham yang bersifat positif maupun negatif. *Return* saham merupakan keuntungan yang diperoleh investor akibat selisih antara harga jual dan harga beli dari suatu instrumen investasi [6]. Diperlukan suatu model matematis untuk memodelkan pergerakan harga saham guna membantu investor meramalkan harga saham pada periode selanjutnya. Satu di antara pendekatan matematis yang dapat digunakan untuk memodelkan pergerakan harga saham adalah *Geometric Brownian Motion* (GBM) [7]. *Geometric Brownian Motion* atau gerak Brown geometrik merupakan salah satu model pergerakan harga saham. Gerak Brown atau disebut sebagai proses *Wiener* merupakan model stokastik dengan waktu yang bersifat kontinu. Gerak ini dibentuk dengan mencari nilai limit dari distribusi *random walk* yang simetris [8]. Suatu model harus memenuhi beberapa syarat untuk dapat dikatakan mengikuti gerak Brown geometrik, yaitu memenuhi asumsi gerak Brown dan dapat dituliskan dalam bentuk persamaan diferensial stokastik [2]. Namun, seiring berkembangnya studi empiris, sejumlah penelitian menemukan bahwa asumsi dasar GBM, yaitu normalitas *log-return* dan volatilitas konstan, sering kali tidak sesuai dengan data nyata di pasar keuangan [9].

Penelitian oleh Hamilton [10] memperkenalkan konsep *Markov Switching Model*, yang memungkinkan perubahan *regime* atau kondisi pasar secara stokastik. Integrasi model ini dengan GBM menghasilkan pendekatan *Markov Switching Geometric Brownian Motion* (MS-GBM), yang lebih realistis dalam menangkap peralihan dinamika pasar dari satu fase ke fase lainnya [11]. Pendekatan ini mengakomodasi kenyataan bahwa pasar keuangan tidak selalu berada dalam kondisi yang sama dari waktu ke waktu, terkadang mengalami periode volatilitas tinggi (misalnya saat krisis) dan terkadang berada dalam kondisi stabil. Hamilton [10] memperkenalkan model *Markov Regime Switching regression* untuk data makroekonomi. Pendekatan ini dibangun atas dasar penelitian Fang dkk. [9] yang kemudian diadaptasi dalam pemodelan harga saham melalui model seperti *Markov Switching Geometric Brownian Motion* (MS-GBM). Dalam model ini, parameter *drift* dan volatilitas tidak lagi konstan, melainkan berubah bergantung pada *regime* pasar yang sedang berlaku, dengan transisi yang dikendalikan oleh proses *hidden Markov*. Model MS-GBM memungkinkan pemodelan harga saham dengan dua atau lebih kondisi pasar yang berbeda, seperti *regime* volatilitas rendah (*bullish*) dan *regime* volatilitas tinggi (*bearish*).

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah membahas penerapan model *Geometric Brownian Motion* (GBM) dalam memodelkan harga saham, celah penelitian masih jelas terlihat. Hingga saat ini, belum ditemukan penelitian yang secara spesifik menerapkan pendekatan *Geometric Brownian Motion-Markov Switching* (GBM-MS) pada saham BBCA sebagai salah satu saham perbankan *blue-chip* terbesar di Indonesia, terutama dengan fokus pada evaluasi akurasi prediksi berbasis data pasca-pandemi. Selain itu, penelitian mengenai perbandingan kinerja GBM-MS dengan GBM klasik pada konteks pasar perbankan Indonesia juga masih sangat

terbatas, sehingga belum dapat dipastikan sejauh mana mekanisme *switching regime* mampu meningkatkan kemampuan prediksi harga saham di pasar domestik.

Penelitian ini juga memberikan kontribusi baru terhadap literatur pasar modal Indonesia. Inovasi penelitian tidak hanya terletak pada penerapan pertama pendekatan *hybrid* GBM-MS terhadap saham BBCA, tetapi juga pada penggunaan periode data terbaru pasca-2020 yang merepresentasikan fase pemulihan ekonomi dan dinamika pasar yang berbeda dibandingkan periode sebelum pandemi. Integrasi struktur *Markov Switching* ke dalam GBM memungkinkan model untuk menangkap transisi antar *regime* pasar secara endogen, misalnya pergeseran antara fase volatilitas rendah dan tinggi, sehingga model diharapkan lebih adaptif terhadap perubahan kondisi pasar yang tidak stasioner dan penuh ketidakpastian.

Selain itu, urgensi akurasi prediksi harga saham perlu ditekankan karena kesalahan estimasi dapat berimplikasi signifikan terhadap pengambilan keputusan investasi, termasuk risiko *mispricing*, kesalahan *timing* pasar, maupun kerugian finansial. Fenomena seperti *volatility clustering*, guncangan ekonomi, dan krisis dapat menyebabkan perilaku pasar menyimpang dari pola GBM sederhana, sehingga manajemen risiko dan strategi investasi menjadi kurang optimal apabila didasarkan pada model yang tidak mampu menangkap karakteristik tersebut. Oleh karena itu, penggunaan model *hybrid* GBM-MS diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih realistis terhadap perilaku harga saham, terutama dalam menghadapi dinamika pasar yang mengalami perubahan *regime*.

Dengan mempertimbangkan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menguji akurasi model *hybrid* GBM-MS dalam memprediksi harga saham BBCA berbasis data pasca-pandemi, sekaligus melakukan perbandingan dengan model GBM klasik untuk mengevaluasi signifikansi peningkatan kinerja prediksi. Selain itu, penelitian ini juga diarahkan untuk mengidentifikasi *regime* pasar yang terjadi selama periode pengamatan sehingga model prediksi yang dibangun tidak hanya bersifat teoretis, tetapi juga operasional dan relevan dalam mendukung pengambilan keputusan investasi di pasar modal Indonesia.

## 2. Metode

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif deskriptif. Penelitian kuantitatif deskriptif merupakan metode yang digunakan untuk menggambarkan, mengkaji, menjelaskan, dan menganalisis data dengan cara mendeskripsikan data yang telah terkumpul [12]. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model *hybrid* GBM-MS dalam meramalkan harga saham BBCA. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga *close price* saham BBCA untuk periode 01 Juli 2024–30 Desember 2024 (126 data). Pembagian proporsi data mendekati 80% data *training* dan 20% data *testing* [13]. Data diambil melalui situs *MarketWatch* (<https://www.marketwatch.com/>).

Langkah-langkah pengolahan data untuk meramalkan pergerakan harga saham menggunakan metode *hybrid* GBM-MS pada penelitian ini dilakukan dengan bantuan perangkat lunak *Python* dan *Minitab*, dengan tahapan sebagai berikut.

1. Melakukan pembagian data *training* dan data *testing*.
2. Melakukan perhitungan nilai *return* saham dari data *close price* mengikuti *pers. (1)* [14]. Nilai *return* bersifat *identically dis-*

tributed dan secara ideal mengikuti distribusi normal.

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

3. Melakukan pengujian normalitas pada data *return* saham menggunakan uji Kolmogorov–Smirnov.
4. Menentukan nilai parameter volatilitas ( $\sigma$ ) dan parameter *drift* ( $\mu$ ) dari persamaan umum model GBM mengikuti pers. (2) dan pers. (3) [15]. Asumsi dasar model GBM adalah nilai parameter volatilitas ( $\sigma$ ) dan parameter *drift* ( $\mu$ ) bernilai konstan.

$$\sigma = \frac{sd}{\sqrt{\Delta t}}, \quad (2)$$

$$\mu = \frac{1}{\Delta t} \left( \bar{R} + \frac{sd^2}{2} \right). \quad (3)$$

5. Menentukan jumlah *regime* dari nilai *return* yang akan digunakan, yaitu dua *state* (*bear market* dan *bull market*). Penentuan *regime* ini didasarkan pada kondisi pasar saham yang umumnya dimodelkan menjadi dua *regime* utama, yaitu *low volatility* (*bull market*) dan *high volatility* (*bear market*). Dengan demikian, penggunaan dua *state* merupakan *baseline* yang paling *interpretable*. *State 0* ditandai sebagai kondisi *bull market*, sedangkan *state 1* ditandai sebagai kondisi *bear market*.
6. Menghitung *rolling volatility* dari nilai *return* sebagai inisialisasi awal proses *Hidden Markov Model* (HMM). Asumsi dasar HMM adalah proses perubahan antar *regime* (*state*) mengikuti rantai Markov dengan matriks transisi  $P$ . Setiap *regime* ke- $i$  memiliki parameter GBM tersendiri, yaitu  $(\sigma_i, \mu_i)$ .

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

7. Melakukan estimasi model *Hidden Markov Model* (HMM) untuk memperoleh *initial state probabilities*, *transition matrix*, dan *emission distributions* ( $\lambda = (\pi, A, B)$ ) menggunakan metode *Expectation–Maximization* (EM) dan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) [16].

- (a) Inisialisasi dilakukan dengan menggunakan nilai awal hasil *rolling volatility* sebagai tebakan awal parameter  $\pi$ ,  $A$ , dan  $B$ .
- (b) *Expectation Step* (E-Step), yaitu menghitung probabilitas dan mengidentifikasi *regime* pada setiap *state* tersembunyi mengikuti pers. (5).

$$Q(\Psi|\Psi^{(k)}) = \mathbb{E} \left[ \ln L(\Psi; x_t, z_t) \mid x_t, \Psi^{(k)} \right]. \quad (5)$$

- (c) *Maximization Step* (M-Step) mengikuti persamaan (6), yaitu melakukan pembaruan parameter  $\pi$ ,  $A$ , dan  $B$  berdasarkan hasil E-Step menggunakan pendekatan Bayesian melalui MCMC.

$$\Psi^{(k+1)} = \arg \max_{\Psi} Q(\Psi|\Psi^{(k)}). \quad (6)$$

- i. Mendefinisikan *prior* parameter, di mana parameter  $\mu$  mengikuti distribusi Normal,  $\sigma$  mengikuti distribusi *Inverse Gamma*, dan  $P_{ij}$  mengikuti distribusi *Dirichlet*, sesuai pers. (7).

$$p(\theta|X) \propto p(X|\theta)p(\theta). \quad (7)$$

- ii. Menentukan *likelihood* dengan asumsi bahwa observasi berasal dari distribusi Normal dengan parameter yang bergantung pada *state* tersembunyi.
- iii. Menggunakan algoritma *sampling* MCMC (*NUTS Sampler*) untuk menghasilkan distribusi posterior parameter hingga mencapai konvergensi ( $\hat{R} \approx 1$ ), dengan tiga *chains* independen, jumlah iterasi 1,000, dan *burn-in* (*warm-up*) sebesar 20% dari total iterasi.

- (d) Melakukan iterasi ulang tahap E-Step dan M-Step hingga mencapai konvergensi, yaitu ketika perubahan *log-likelihood* antar iterasi lebih kecil dari nilai toleransi  $1 \times 10^{-6}$  atau jumlah iterasi maksimum tercapai.
- (e) Menentukan nilai parameter volatilitas ( $\sigma$ ), *drift* ( $\mu$ ), serta matriks probabilitas transisi dari masing-masing *regime* yang terbentuk.
- (f) Melakukan konstruksi model *hybrid* GBM–MS.
- (g) Melakukan simulasi peramalan menggunakan model *hybrid* GBM–MS dengan memanfaatkan nilai estimasi parameter  $\sigma_i, \mu_i$ , dan matriks probabilitas transisi. Simulasi dilakukan sebanyak 1,000 iterasi untuk memperoleh model terbaik, yang ditandai dengan nilai MAPE terkecil. Model terbaik ini digunakan untuk peramalan harga saham BBCA pada data *testing*.

8. Menghitung nilai MAPE pada data *training* mengikuti pers. (8) [17].

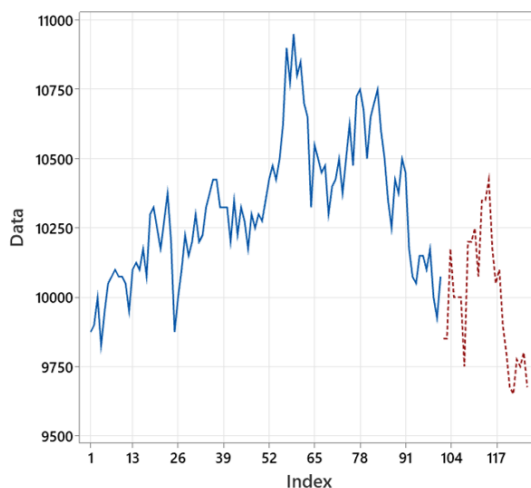
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100. \quad (8)$$

9. Melakukan peramalan menggunakan model terbaik untuk data *testing*.
10. Menghitung nilai MAPE pada data *testing* mengikuti pers. (8).
11. Melakukan visualisasi hasil.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Deskripsi Data

Sebelum melakukan perhitungan peramalan, perlu terlebih dahulu memahami grafik data harga penutupan saham BBCA. Grafik tersebut memuat data harga penutupan saham BBCA periode 01 Juli 2024–30 Desember 2024 sebanyak 126 data.



Gambar 1. Grafik harga saham BBCA

Pembagian data *training* sebesar 80% sebanyak 101 data ditunjukkan dengan garis berwarna biru, sedangkan data *testing* sebesar 20% sebanyak 25 data ditunjukkan dengan garis berwarna merah. Harga saham BBCA mengalami volatilitas dengan tren naik lalu turun, dengan transisi dari data *training* ke data *testing* yang menunjukkan perubahan arah tren, yaitu dari kenaikan menjadi penurunan yang tajam. Grafik data harga penutupan saham BBCA ditampilkan pada **Gambar 1**. Berdasarkan **Gambar 1** dapat dilihat beberapa informasi mengenai statistika deskriptif dari data saham BBCA periode 01 Juli 2024–30 Desember 2024 yang disajikan dalam **Tabel 1**.

**Tabel 1.** Statistika deskriptif data *close price* saham BBCA

Statistika	Nilai
Mean	10.254,76
Median	10.250
Variance	275,62
Standard Deviation	75.967,14
Skewness	0,13
Kurtosis	-0,18

Nilai rata-rata *close price* saham bernilai lebih besar dibandingkan nilai mediannya sehingga nilai *skewness* bernilai positif. Hal ini dapat diartikan bahwa sebagian besar data berada di bawah nilai rata-rata. Selanjutnya, data *training* digunakan untuk proses analisis dalam memperoleh model *hybrid* GBM–MS.

### 3.2. Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk menentukan apakah *return* dari nilai *close price* saham BBCA pada data *training* terdistribusi secara normal. Uji normalitas yang digunakan adalah uji Kolmogorov–Smirnov. Uji Kolmogorov–Smirnov memiliki keunggulan penting dalam analisis data saham karena tidak memerlukan asumsi distribusi awal, sehingga cocok untuk *return* saham yang sering kali tidak berdistribusi normal. Uji ini sensitif terhadap seluruh rentang distribusi, termasuk pada bagian ekor, sehingga mampu mendeteksi perbedaan pada area kritis seperti *return* ekstrem yang berdampak pada risiko.

Hipotesis yang digunakan adalah  $H_0$ : data berdistribusi normal dan  $H_a$ : data tidak berdistribusi normal. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan perangkat lunak *Minitab*, diperoleh nilai statistik uji dan *p-value* dari data *close price* saham BBCA, beserta nilai kritis tabel dengan  $\alpha = 0.05$ , yang disajikan pada **Tabel 2**.

**Tabel 2.** Uji normalitas Kolmogorov-Smirnov

Saham	<i>n</i>	<i>p-value</i>	$KS_{table}$	<i>KS</i>
BBCA	100	0,089	0,110	0,067

Berdasarkan **Tabel 2**, data *return* saham BBCA menunjukkan nilai statistik uji yang lebih kecil dari nilai kritis tabel ( $KS < KS_{table}$ ) dan nilai *p-value* yang lebih besar dari taraf signifikansi ( $p-value > \alpha$ ). Dengan demikian, keputusan yang diambil adalah gagal tolak  $H_0$ , yang berarti bahwa *return* saham BBCA terdistribusi secara normal.

### 3.3. Penentuan State

Penentuan parameter volatilitas ( $\sigma$ ) dan parameter *drift* ( $\mu$ ) pada setiap *regime* dalam model *hybrid* GBM–MS merupakan tahapan penting dalam proses estimasi. Kedua parameter ini digunakan untuk menggambarkan karakteristik pergerakan harga saham pada kondisi pasar yang berbeda. Dalam model *hybrid* GBM–MS, kedua parameter tersebut tidak bersifat tetap, tetapi berubah mengikuti *regime* pasar yang dimodelkan dengan proses Markov. Penentuan *state* ini didasarkan pada kondisi pasar saham yang sering dimodelkan menjadi dua *state* utama, yaitu *low volatility* (*bull market*) dengan *state* 0 dan *high volatility* (*bear market*) dengan *state* 1.

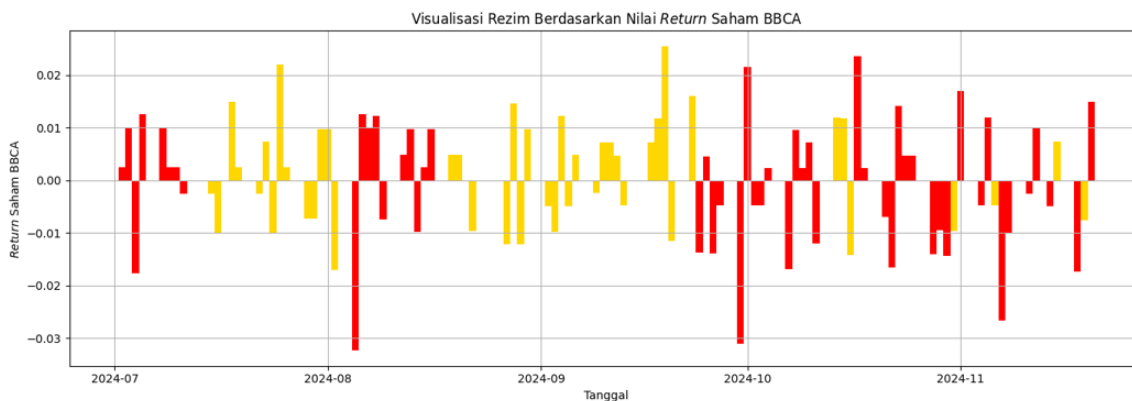
Terdapat dua tahapan dalam menentukan parameter volatilitas dan parameter *drift*, yaitu *rolling volatility* dan *Hidden Markov Model* (HMM). Tahapan pertama untuk menentukan masing-masing *state* dari data *return close price* saham BBCA dilakukan menggunakan metode *rolling volatility* dengan ukuran *window* sebesar 10. Pembagian *state* awal didasarkan pada *threshold* median. Hasil *state* dari metode *rolling volatility* kemudian digunakan sebagai *initial labeling* untuk tahapan kedua, yaitu proses estimasi *Hidden Markov Model* (HMM) menggunakan pendekatan *hybrid* EM–MCMC. Pada tahapan kedua ini, HMM menyempurnakan hasil *state* dari tahapan pertama dengan menggunakan *hybrid* EM–MCMC sehingga diperoleh hasil *state* yang lebih optimal. Hasil penentuan *state* dari metode *rolling volatility* dan metode HMM pada data *return close price* saham BBCA disajikan pada **Tabel 3**.

**Tabel 3.** Hasil *state* saham BBCA

Saham	Metode	State		$P_{ij} =$	Matriks Transisi	
		0	1			
BBCA	<i>Rolling Volatility</i>	88	98	$P_{ij} =$	0,9540	0,0460
					0,0510	0,9490
	HMM	88	88	$P_{ij} =$	0,9540	0,0460
					0,0455	0,9545

Berdasarkan **Tabel 3**, terdapat matriks transisi yang menunjukkan probabilitas berpindah dan bertahan pada suatu *regime*. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode HMM tidak hanya mengelompokkan berdasarkan volatilitas jangka pendek seperti pada metode *rolling volatility*, tetapi juga mampu mengidentifikasi *hidden regimes*. Perbedaan jumlah observasi antar *state* menunjukkan bahwa HMM menangkap dinamika volatilitas secara lebih adaptif. Visualisasi *return* saham pada saat berada pada *state* 0 dan *state* 1 ditampilkan pada **Gambar 2**.

**Gambar 2** menampilkan dinamika *return* saham BBCA yang dikelompokkan ke dalam dua *regime* berdasarkan hasil estimasi model *Markov Switching*. Warna kuning merepresentasikan *State* 0 (*regime* volatilitas rendah atau pasar relatif stabil), sedangkan warna merah merepresentasikan *State* 1 (*regime* volatilitas tinggi atau pasar berisiko). Fluktuasi *return* pada *state* 1 memiliki pergerakan yang lebih besar dibandingkan dengan *state* 0. Secara keseluruhan, pergerakan *return* menunjukkan fluktuasi yang tidak simetris, dengan beberapa periode mengalami lonjakan *return* positif maupun negatif secara tiba-tiba. Hal ini mengonfirmasi karakter stokastik dan non-linear dari pasar saham BBCA.



Gambar 2. Grafik return antar regime

### 3.4. Parameter Drift dan Volatilitas

Berdasarkan hasil pembagian *state* pada *return* saham tersebut, selanjutnya dilakukan perhitungan parameter volatilitas dan parameter *drift* untuk masing-masing *state* yang terbentuk. Untuk *state* 0, parameter volatilitas dinotasikan sebagai  $\sigma_0$  dan parameter *drift* dinotasikan sebagai  $\mu_0$ . Untuk *state* 1, parameter volatilitas dinotasikan sebagai  $\sigma_1$  dan parameter *drift* dinotasikan sebagai  $\mu_1$ . Dengan menggunakan pers. (2) untuk parameter volatilitas dan pers. (3) untuk parameter *drift*, diperoleh nilai estimasi parameter volatilitas dan parameter *drift* untuk masing-masing *state* pada data *return* saham BBKA menggunakan model *hybrid* GBM-MS, yang disajikan pada Tabel 4, serta nilai parameter volatilitas dan parameter *drift* untuk model GBM klasik yang disajikan pada Tabel 5.

Tabel 4. Parameter volatilitas dan *drift* model *hybrid* GBM-MS

Model	Saham	Volatilitas		Drift	
		State 0	State 1	State 0	State 1
Hybrid GBM-MS	BBKA	0,1001	0,0166	0,0010	-0,0001

Tabel 5. Parameter volatilitas dan *drift* model GBM

Model	Saham	Volatilitas	Drift
GBM	BBKA	0,1152	0,0267

Seluruh nilai parameter ( $\sigma_0, \mu_0$ ) pada *state* 0 dan nilai parameter ( $\sigma_1, \mu_1$ ) pada *state* 1 yang telah diestimasi untuk setiap *regime* digunakan secara langsung dalam konstruksi model *hybrid* GBM-MS, proses simulasi stokastik, dan peramalan harga saham. Dengan demikian, karakteristik masing-masing *regime* pasar tercermin secara eksplisit pada hasil prediksi model.

### 3.5. Konstruksi Model

Setelah diperoleh nilai parameter volatilitas ( $\sigma$ ) dan parameter *drift* ( $\mu$ ) dari *return close price* saham BBKA untuk masing-masing *state* pada model *hybrid* GBM-MS, tahapan selanjutnya adalah memasukkan nilai estimasi parameter volatilitas dan *drift* yang disajikan pada Tabel 4 ke dalam model *hybrid* GBM-MS. Model matematis yang digunakan dinyatakan sebagai berikut:

$$S_{t+1} = S_t \cdot \exp \left( \left( \mu_i - \frac{1}{2} \sigma_i^2 \right) \Delta t + \sigma_i \sqrt{\Delta t} Z_{t+1} \right), \quad i = 0, 1,$$

dengan  $S_{t+1}$  merupakan harga saham hasil peramalan pada waktu ke- $(t + 1)$ ,  $S_t$  adalah harga saham pada waktu ke- $t$ , dan  $\Delta t$  menyatakan satuan waktu dalam bentuk harian. Variabel acak  $Z_{t+1}$  merupakan bilangan acak yang berdistribusi normal standar, yaitu  $Z_{t+1} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .

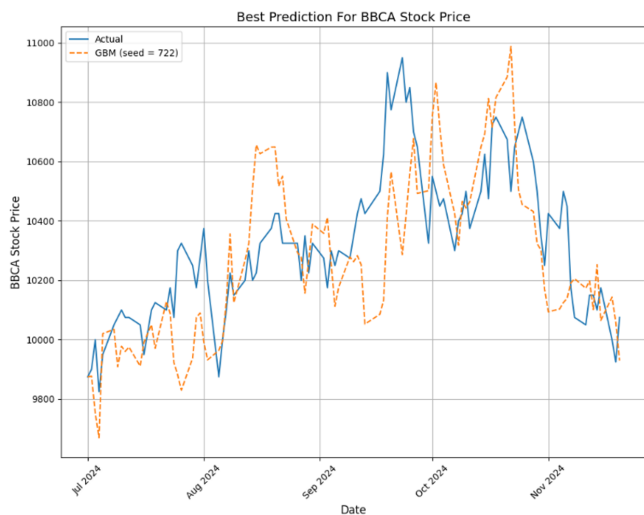
Variabel acak  $Z_{t+1}$  berperan sebagai *random shock* dalam proses evolusi harga saham, sehingga mampu menangkap unsur ketidakpastian pasar yang bersifat stokastik. Keberadaan  $Z_{t+1}$  memastikan bahwa perubahan harga saham tidak hanya dipengaruhi oleh parameter *drift* dan volatilitas, tetapi juga oleh guncangan acak yang dapat memperkuat atau memperlemah arah pergerakan harga pada setiap periode pengamatan.

Parameter  $\sigma_i$  merupakan volatilitas pada *state* ke- $i$ , sedangkan  $\mu_i$  merupakan *drift* pada *state* ke- $i$ , dengan  $i = 0$  merepresentasikan kondisi *bull market* dan  $i = 1$  merepresentasikan kondisi *bear market*. Penentuan *state* pada setiap waktu dilakukan berdasarkan hasil estimasi *Hidden Markov Model* dan matriks probabilitas transisi yang telah diperoleh sebelumnya. Model *hybrid* GBM-MS yang telah dikonstruksi selanjutnya digunakan dalam proses simulasi dan peramalan harga saham BBKA.

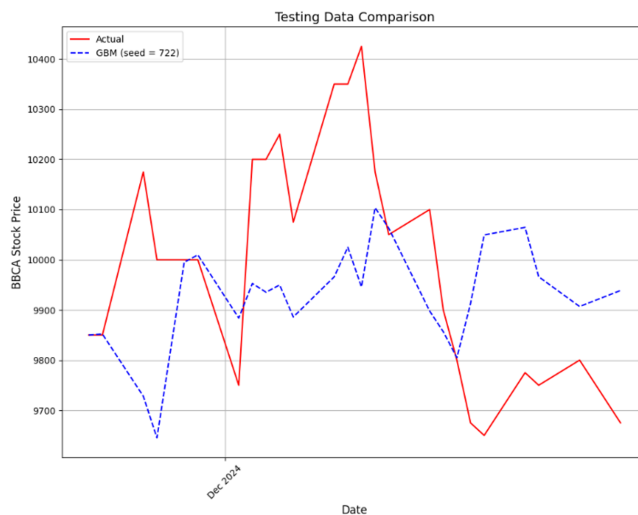
### 3.6. Simulasi Model

Untuk memastikan efektivitas model dalam menangkap dinamika harga saham BBKA, tahap simulasi dilakukan sebagai bagian dari proses validasi model dan evaluasi akurasi kinerja model GBM sebagai model dasar dan model *hybrid* GBM-MS. Model *hybrid* GBM-MS dijalankan menggunakan pendekatan stokastik berbasis simulasi. Untuk memperoleh hasil yang representatif dan stabil, proses peramalan dilakukan dalam bentuk simulasi Monte Carlo dengan jumlah 1.000 lintasan, kemudian hasil akhir dipilih berdasarkan lintasan dengan nilai MAPE terkecil. Pendekatan ini memungkinkan model menangkap ketidakpastian pasar yang tercermin dari variasi *noise* acak  $Z_{t+1}$ , sekaligus meminimalkan distorsi akibat fluktuasi ekstrem pada satu lintasan tunggal.

Berdasarkan hasil perhitungan parameter volatilitas dan parameter *drift* antar *state* yang telah diperoleh sebelumnya pada data harga saham BBKA, selanjutnya dilakukan simulasi pada data *training* menggunakan model *hybrid* GBM-MS. Dalam proses ini, data *training* digunakan untuk pembentukan model dan estimasi parameter, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengukur performa peramalan serta mendeteksi potensi terjadinya *underfitting* atau *overfitting*. Pembagian data yang jelas memastikan ti-

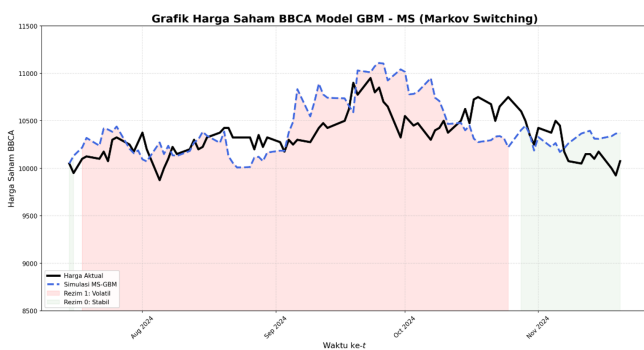


(a)

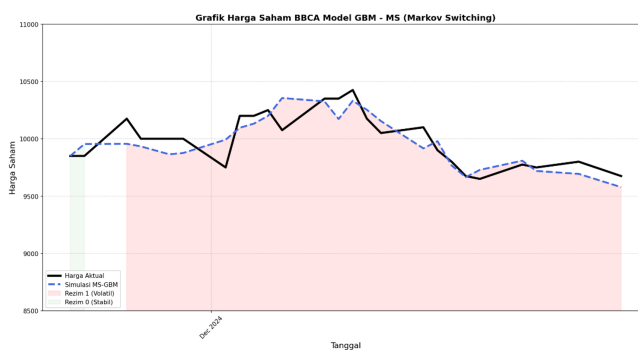


(b)

**Gambar 3.** Hasil simulasi model GBM pada data saham BBCA: (a) Data training dan (b) Data testing



(a)



(b)

**Gambar 4.** Hasil simulasi model hybrid GBM-MS pada data saham BBCA: (a) Data training dan (b) Data testing

tidak terjadinya *data leakage*, sehingga hasil evaluasi kinerja model menjadi lebih dapat diandalkan. Selain itu, digunakan model dasar GBM untuk peramalan harga saham BBCA dengan nilai parameter volatilitas ( $\sigma$ ) dan parameter drift ( $\mu$ ) sesuai dengan yang disajikan pada Tabel 5. Hasil simulasi pada data *training* dan *testing* untuk harga saham BBCA menggunakan model dasar GBM ditunjukkan pada Gambar 3.

Setelah didapatkan model *hybrid GBM-MS*, kemudian dilakukan peramalan harga saham untuk harga saham BBCA. Hasil dari simulasi data *training* dan data *testing* untuk data harga saham BBCA menggunakan model *hybrid GBM-MS* ditunjukkan pada Gambar 4.

Secara visual, Gambar 4a menunjukkan hasil simulasi terbaik pada data *training* menggunakan model *hybrid GBM-MS*, di mana pola pergerakan hasil simulasi terbaik mengikuti arah harga aktual, meskipun masih terdapat beberapa pergerakan yang belum sepenuhnya sesuai, terutama dalam menangkap fase peningkatan dan penurunan harga saham BBCA. Namun demikian, pola tersebut masih lebih mendekati dibandingkan dengan hasil simulasi data *training* pada model dasar GBM yang ditunjukkan pada Gambar 3a. Selanjutnya, Gambar 4b menggambarkan proses peramalan pada data *testing*, yang memperlihatkan bah-

wa arah prediksi model *hybrid GBM-MS* telah mendekati pergerakan harga aktual. Pola ini menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan proses peramalan pada data *testing* menggunakan model dasar GBM pada Gambar 3b. Dengan demikian, tahap simulasi pada bagian ini menjadi tahapan penting sebelum dilakukan pengukuran akurasi kinerja prediksi dan evaluasi model *hybrid GBM-MS*.

### 3.7. Evaluasi Model

Berdasarkan hasil prediksi untuk data *training* model dasar GBM pada Gambar 3a dan model *hybrid GBM-MS* pada Gambar 4a, serta hasil peramalan untuk data *testing* model dasar GBM pada Gambar 3b dan model *hybrid GBM-MS* pada Gambar 4b, dapat dilakukan perhitungan nilai akurasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) mengikuti pers. (8). Hasil nilai MAPE untuk data *training* dan data *testing* disajikan dalam Tabel 6. Nilai MAPE yang relatif kecil pada data *training* dan *testing* menunjukkan kemampuan dalam menangkap pola pergerakan harga saham dengan baik. Model *hybrid GBM-MS* menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan model GBM, yang menunjukkan bahwa mekanisme *Markov Switching* dalam model *hybrid GBM-MS* lebih efektif dalam menangkap perubahan regime pasar serta va-

**Tabel 6.** Nilai MAPE model GBM dan *hybrid GBM-MS* pada data *training* dan *testing*

Model	Saham	Data	GBM	Hybrid GBM-MS
Hybrid GBM-MS	BBCA	Training	1,65%	2,25%
		Testing	1,99%	1,38%

riasi volatilitas yang terjadi pada data saham BBCA. Perbedaan nilai MAPE yang relatif kecil antara data *training* dan *testing* juga menunjukkan bahwa tidak terdapat gejala *overfitting* maupun *underfitting*, sehingga kedua model dapat dikategorikan memiliki kemampuan *best fitting* terhadap data harga saham BBCA. Secara keseluruhan, model *hybrid GBM-MS* memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan model dasar GBM.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa model *hybrid GBM-MS* mampu memberikan performa prediksi harga saham BBCA yang unggul secara kuantitatif, dengan tingkat akurasi yang tinggi baik pada data *training* maupun data *testing*. Hasil perhitungan model GBM dasar menunjukkan nilai MAPE sebesar 1,65% pada data *training* dan 1,99% pada data *testing*, sedangkan model *hybrid GBM-MS* menunjukkan nilai MAPE sebesar 2,25% pada data *training* dan 1,38% pada data *testing*, sehingga dapat disimpulkan bahwa tujuan penelitian untuk mengevaluasi efektivitas *hybrid GBM-MS* sebagai model peramalan harga saham telah tercapai. Temuan ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya kuat secara konsep, tetapi juga efektif diterapkan dalam praktik karena dapat menyesuaikan parameter *drift* dan volatilitas sesuai perubahan *regime* pasar yang terjadi. Secara praktis, hasil penelitian ini memberikan manfaat bagi investor, analis, dan pengambil keputusan di pasar modal, karena model *hybrid GBM-MS* dapat membantu mengantisipasi pergantian fase pasar antara volatilitas rendah maupun tinggi, sehingga mendukung pengelolaan portofolio dan strategi mitigasi risiko yang lebih adaptif. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan, seperti hanya diterapkan pada satu emiten yaitu BBCA, menggunakan periode data yang relatif terbatas, serta jumlah *regime* yang ditetapkan hanya dua sehingga generalisasi hasil perlu dilakukan secara hati-hati. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menguji model pada lebih banyak saham maupun sektor yang berbeda, memperluas cakupan periode data, menambah jumlah *regime*, serta membandingkan performa *hybrid GBM-MS* dengan model lain seperti ARIMA, GARCH, LSTM, dan pendekatan *hybrid* berbasis *machine learning* agar dapat menghasilkan pemahaman yang lebih komprehensif dan akurat mengenai karakteristik dinamis pasar saham.

**Kontribusi Penulis.** Aldan Maulana Hamdani: Konseptualisasi, metodologi, perangkat lunak, validasi, analisis formal, kurasi data, penulisan-persiapan draf asli, penulisan-tinjauan dan penyuntingan, visualisasi. Nur Iriawan: validasi, penulisan-persiapan draf asli, penulisan-tinjauan dan penyuntingan, supervisi. Irhamah: validasi, penulisan-persiapan draf asli, penulisan-tinjauan dan penyuntingan, supervisi. Semua penulis mendiskusikan hasil dan berkontribusi pada manuskrip akhir.

**Ucapan Terima Kasih.** Para penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam penelitian ini dan dalam

penyusunan manuskrip. Kami sangat menghargai editor dan reviewer atas masukan serta dukungannya dalam menyempurnakan karya ini.

**Pembiayaan.** Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

**Konflik Kepentingan.** Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

**Ketersediaan Data.** Tidak tersedia.

#### Referensi

- [1] "PT Bursa Efek Indonesia," Produk Saham. [Online]. Available: <https://www.idx.co.id/>. Accessed: Oct. 21, 2025.
- [2] A. M. Hamdani, F. Widhiatmoko, and S. Fitri, "Perbandingan akurasi metode autoregressive integrated moving average dan geometric brownian motion untuk peramalan harga saham Indonesia," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 1, pp. 14–20, Apr. 2025, doi: 10.37905/euler.v13i1.30760.
- [3] N. Hasan, F. A. O. Pelleng, and J. V. Mangindaan, "Analisis capital asset pricing model (CAPM) sebagai dasar pengambilan keputusan berinvestasi saham (Studi pada Indeks Bisnis-27 di Bursa Efek Indonesia)," *J. Adm. Bisnis*, vol. 8, no. 1, p. 36, Mar. 2019, doi: 10.35797/jab.8.1.2019.23498.36-43.
- [4] "Otoritas Jasa Keuangan," Pasar Modal. [Online]. Available: <https://ojk.go.id/id/Default.aspx>. Accessed: Oct. 21, 2025.
- [5] "Bank Central Asia," Laporan Tahunan. [Online]. Available: <https://www.bca.co.id/id/tentang-bca/Hubungan-Investor/laporan-presentasi/Laporan-Tahunan>. Accessed: Nov. 12, 2025.
- [6] S. Martha and S. W. Rizki, "Simulasi pergerakan harga saham menggunakan pendekatan metode Monte Carlo," *J. Untan*, vol. 7, no. 2, pp. 119–126.
- [7] D. M. Putri and L. H. Hasibuan, "Penerapan gerak Brown geometrik pada data saham PT ANTAM," *MAP Math. Appl. J.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–10, Dec. 2020, doi: 10.15548/map.v2i2.2258.
- [8] D. A. Maulana, A. Sofro, D. Ariyanto, R. W. Romadthonia, A. Oktaviarina, and M. D. Purnama, "Stock price prediction and simulation using geometric Brownian motion–Kalman filter: A comparison between Kalman filter algorithms," *Barekeng J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 19, no. 1, pp. 97–106, Jan. 2025, doi: 10.30598/barekengvol19iss1pp97-106.
- [9] C.-Y. Fang, Y. Liu, Z.-Y. Shi, and C. Chen, "Closed-form expression of geometric Brownian motion with regime-switching and its applications to European option pricing," *Symmetry*, vol. 15, no. 3, p. 575, Feb. 2023, doi: 10.3390/sym15030575.
- [10] J. D. Hamilton, "A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle," *Econometrica*, vol. 57, no. 2, pp. 357–384, 1989. [Online]. Available: <https://www.jstor.org/stable/1912559>.
- [11] F. Klaassen, "Improving GARCH volatility forecasts with regime-switching GARCH," *Empirical Economics*, vol. 27, pp. 363–394, 2002, doi: 10.1007/s001810100100.
- [12] W. Sulistyawati and S. Trinuryono, "Analisis (deskriptif kuantitatif) motivasi belajar siswa dengan model blended learning di masa pandemi Covid-19," *Kadikma*, vol. 13, no. 1, pp. 68–73, 2022.
- [13] M. Barua, T. Kumar, K. Raj, and A. M. Roy, "Comparative analysis of deep learning models for stock price prediction in the Indian market," *FinTech*, vol. 3, no. 4, pp. 551–568, Nov. 2024, doi: 10.3390/fintech3040029.
- [14] D. Ruppert and D. S. Matteson, *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering: With R Examples*. New York, NY: Springer, 2015, doi: 10.1007/978-1-4939-2614-5.
- [15] A. Sinha, "Daily and weekly geometric Brownian motion stock index forecasts," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 17, no. 10, p. 434, Sep. 2024, doi: 10.3390/jrfm17100434.
- [16] G. F. Dar, T. R. Padi, S. Rekha, and Q. F. Dar, "Stochastic modeling for the analysis and forecasting of stock market trend using hidden Markov model," *Asian J. Probab. Stat.*, pp. 43–56, Jun. 2022, doi: 10.9734/ajpas/2022/v18i130436.
- [17] M. A. Maricar, "Analisa perbandingan nilai akurasi moving average dan exponential smoothing untuk sistem peramalan pendapatan pada perusahaan XYZ," *J. Sistem dan Informatika*, vol. 13, no. 2, pp. 36–45, 2019.