

AKURASI KINERJA METODE HYBRID GEOMETRIC BROWNIAN MOTION-KALMAN FILTER DALAM PERAMALAN HARGA SAHAM INDONESIA

Aldan Maulana Hamdani^{1*}, Nur Iriawan², Irhamah³

^{1,2,3} Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

*e-mail: aldanhamdani03@gmail.com

DOI: [10.14710/j.gauss.14.2.524-534](https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.524-534)

Article Info:

Received: 2025-10-21

Accepted: 2025-12-03

Available Online: 2025-12-10

Keywords:

GBM; Hybrid GBM-KF; Stock, Market Volatility

Abstract: This study aims to analyse the performance of a stock price forecasting model based on Geometric Brownian Motion (GBM) modified with the Kalman Filter (KF) approach. The GBM model is used to represent the basic behaviour of stock price movements, which are stochastic in nature, while the Kalman Filter plays a role in estimating model parameters based on actual observation data. This study uses closing price data for PT. Aneka Tambang Tbk. (ANTM) shares. The results of this study show the accuracy level using Mean Absolute Error Percentage (MAPE) in the GBM-KF hybrid model and are in the best fitting condition. For ANTM shares, it is 5.72% (GBM) and 3.83% (Hybrid GBM-KF). The GBM-KF hybrid model has proven to be effective in minimising prediction errors and capturing changes in market trends and volatility that cannot be explained by the classic GBM model. Furthermore, this study highlights that integrating Kalman Filter into GBM improves the model's adaptability to dynamic market conditions, allowing for real-time parameter estimation and enhanced predictive stability. The findings suggest that the GBM-KF framework can serve as a robust tool for financial forecasting, particularly in volatile markets where traditional models tend to underperform.

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 (BEI, 2025). 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 (Hamdani et al., 2025). Satu di antara produk investasi yang sedang berkembang saat ini adalah investasi saham. Sejak tahun 2020, jumlah investor pasar modal Indonesia terus bertumbuh pesat (Hasan et al., 2019). Jumlah investor pasar modal di Indonesia pada saat akhir tahun 2022 hingga tahun 2023 mengalami kenaikan. Terhitung sebanyak 10,3 juta investor naik menjadi 12,1 juta investor, dengan pertambahan sebanyak 1,8 juta investor dalam rentang waktu tersebut (OJK, 2025). Peningkatan ini menunjukkan bahwa masyarakat Indonesia memiliki minat yang besar dalam berinvestasi, terutama dalam saham.

PT Aneka Tambang Tbk. (ANTM) merupakan salah satu perusahaan pertambangan ter-integrasi terbesar di Indonesia yang bergerak di bidang eksplorasi, penambangan, pengolahan, dan pemasaran sumber daya mineral (ANTM, 2025). Didirikan pada tahun 1968 sebagai perusahaan milik negara (BUMN), ANTM berfokus pada komoditas utama seperti nikel, emas, perak, bauksit, dan logam mulia lainnya. Harga saham ANTM dikenal memiliki tingkat volatilitas yang tinggi akibat perubahan kondisi pasar global dan domestik. Volatilitas tinggi pada harga saham merujuk pada besarnya fluktuasi nilai saham dalam periode waktu tertentu. Saham dengan volatilitas tinggi menunjukkan pergerakan harga yang cepat

dan signifikan, sehingga mencerminkan ketidakpastian pasar yang kuat. Secara kuantitatif, volatilitas dapat diukur melalui nilai β (beta). Nilai Beta (β) adalah ukuran statistik yang menunjukkan seberapa sensitif pergerakan harga suatu saham terhadap pergerakan pasar secara keseluruhan. PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) dilaporkan berada di kisaran $\approx 1,11$. Secara historis harga saham ANTM cenderung sedikit lebih sensitif daripada pasar secara keseluruhan, ketika pasar (indeks acuan) bergerak naik atau turun 1%, harga ANTM rata-rata akan berubah sekitar 1,11% ke arah yang sama (Hasibuan et al., 2023). Faktor-faktor eksternal seperti harga komoditas internasional, kurs mata uang, serta kebijakan pemerintah terhadap sektor tambang menjadi pemicu utama pergerakan harga saham perusahaan ini. Oleh karena itu, pemodelan dan prediksi harga saham ANTM menjadi penting bagi investor, analis pasar, dan pembuat kebijakan untuk mengantisipasi risiko dan menentukan strategi investasi yang optimal.

Pergerakan saham mengakibatkan adanya *return* saham yang bersifat positif maupun negatif. *Return* saham merupakan keuntungan yang diperoleh investor karena adanya selisih antara harga jual dengan harga beli dari suatu instrumen investasi (Martha and Rizki, 2018). Dibutuhkan suatu model matematis untuk memodelkan pergerakan harga saham untuk membantu investor meramalkan harga saham di periode selanjutnya. Satu diantara pendekatan matematis yang dapat digunakan untuk memodelkan pergerakan harga saham adalah *Geometric Brownian Motion* (GBM) (Putri and Hasibuan, 2020). *Geometric Brownian Motion* (GBM) atau gerak Brown geometrik merupakan satu diantara model pergerakan harga saham. GBM ideal digunakan ketika *log-return* saham mendekati distribusi normal, volatilitas relatif stabil, dan pergerakan harga berlangsung tanpa lonjakan ekstrem. Karena GBM selalu menghasilkan harga positif, model ini sesuai dengan karakter harga saham. Dengan demikian, jika data menunjukkan fluktuasi acak yang konsisten tanpa perubahan volatilitas yang drastis, GBM dapat merepresentasikan pergerakan pasar dengan baik (Brătian et al., 2022). Gerak Brown atau disebut dengan proses *Wiener* merupakan model stokastik dengan waktu yang bersifat kontinu. Gerak ini dibentuk dengan mencari nilai limit dari distribusi *random walk* yang simetris (Maulana et al., 2025). Suatu model harus memenuhi beberapa syarat untuk dapat disebut mengikuti gerak Brown geometrik, yaitu harus memenuhi asumsi gerak Brown dan dapat ditulis menjadi persamaan diferensial stokastik (Hamdani et al., 2025). Namun, seiring dengan berkembangnya studi empiris, sejumlah penelitian menemukan bahwa asumsi dasar dari GBM, yaitu normalitas *log-return* dan volatilitas konstan, sering kali tidak sesuai dengan data nyata di pasar keuangan (Fang et al., 2023).

Kalman Filter merupakan metode estimasi *Bayesian* yang mampu mengestimasi nilai tersembunyi dari suatu proses stokastik berdasarkan data observasi yang mengandung *noise* (Nosrati et al., 2023). Dalam konteks GBM, *Kalman Filter* dapat digunakan untuk memperkirakan *log-harga* saham sebagai variabel laten yang tidak teramat secara langsung, dengan mempertimbangkan bahwa data harga pasar seringkali terpengaruh oleh fluktuasi jangka pendek atau gangguan acak (Maulana et al., 2025). Dalam penggunaan *Kalman Filter*, model GBM tidak hanya digunakan untuk mensimulasikan harga saham, tetapi juga untuk melakukan estimasi parameter model secara dinamis, seperti *drift* dan volatilitas, yang tidak diasumsikan konstan. *Kalman Filter* juga memungkinkan penyaringan (*filtering*) sinyal pasar dari *noise* yang tidak relevan, serta menghasilkan estimasi nilai harga wajar yang lebih akurat (Harvey, 1989). Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk membandingkan implementasi dan analisis dari model *hybrid Geometric Brownian Motion-Kalman Filter* (GBM-KF) guna menghasilkan estimasi dan simulasi harga saham yang lebih akurat dan representatif terhadap dinamika pasar sesungguhnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pengembangan model *Geometric Brownian Motion* (GBM) yang dimodifikasi dengan pendekatan *Kalman Filter* (KF) memiliki beberapa tahapan yang akan dibahas dari konsep dasar dinamika harga saham, pemodelan stokastik menggunakan GBM, serta peran *Kalman Filter* dalam estimasi parameter dan peningkatan prediksi (Dar et al., 2022). *Return* saham merupakan tingkat pengembalian yang diperoleh pemegang saham atas nilai investasi yang telah dilakukan. Tingkat *return* yang diterima dapat bernilai positif dan bernilai negatif selama periode tertentu. Penelitian ini menggunakan *log return* yang akan digunakan untuk melakukan perhitungan *return* saham. *Log return* merupakan pengembalian harga saham berdasarkan perbedaan logaritmik antara harga suatu saham pada dua waktu yang berbeda. Model ini bertujuan untuk mengukur kinerja investasi karena bersifat aditif seiring dengan berjalannya waktu. Perhitungan *return* saham mengikuti persamaan (1) dengan R_t adalah nilai *return* saham pada waktu ke- t dan S_t merupakan harga saham pada waktu ke- t (Ruppert and Matteson, 2015).

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

Nilai volatilitas (σ) merupakan tingkat pergerakan harga saham. Volatilitas (σ) merupakan karakteristik konstan dari suatu saham dan dinyatakan sebagai persentase tahunan. Perhitungan nilai volatilitas (σ) dapat ditulis dalam persamaan (2) dengan sd adalah nilai standar deviasi dan Δt adalah banyaknya waktu (Sinha, 2024).

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

Nilai *drift* (μ) merupakan ekspektasi laju pergerakan harga saham. *Drift* (μ) merupakan tingkat pengembalian tahunan yang diharapkan. Nilai parameter *drift* (μ) dapat ditulis dalam persamaan (3) dengan \bar{R} merupakan rata-rata nilai *return* saham (Sinha, 2024).

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

Pergerakan harga saham dibentuk dalam model matematis dengan menggunakan persamaan dasar stokastik sebagai berikut dengan μ dan σ memiliki nilai konstan mengikuti persamaan (4) dengan W_t adalah Gerak *Brown* standar (Mehrdoust et al., 2021).

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (4)$$

Solusi eksak dari persamaan umum GBM untuk persamaan (4) terdapat pada persamaan (5) dimana $dW_t = \varepsilon \sqrt{dt}$ dan ε adalah bilangan acak berdistribusi normal standar (Hamdani et al., 2025).

$$S_t = S_0 \cdot e^{\left((\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma \varepsilon \sqrt{dt} \right)} \quad (5)$$

Model *Geometric Brownian Motion* adalah model nonlinier. Dalam penerapan metode *Kalman Filter*, model *Geometric Brownian Motion* akan dilinerisasi terlebih dahulu. Linearisasi menghasilkan model sistem dan model pengukuran. Model sistem adalah representasi matematis dari dinamika atau perilaku sistem aktual, yaitu bagaimana keadaan sistem berubah seiring waktu. Bentuk umum persamaan model sistem mengikuti persamaan (6) dimana x_k adalah variabel keadaan pada waktu ke- k , A_k adalah matriks untuk x_k , u_k adalah vektor masukan deterministik pada waktu ke- k , B_k adalah matriks untuk u_k , w_k adalah *noise* dalam

sistem, dan G adalah matriks untuk w_k . Berdasarkan hasil linearisasi, model sistem diperoleh sesuai dengan persamaan (7) (Syarifudin et al., 2018).

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ y_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ dt & \varepsilon\sqrt{dt} - dt\sigma & 1 \end{bmatrix} + G w_k \quad (7)$$

Model pengukuran adalah representasi hubungan antara keadaan internal suatu sistem (*state*) yang tidak dapat diamati secara langsung dan data pengukuran yang dapat diukur. Bentuk umum persamaan model pengukuran mengikuti persamaan (8) dimana z_k adalah pengukuran, H_k adalah matriks untuk z_k , dan v_k adalah *noise* pengukuran. Berdasarkan hasil linearisasi, model pengukuran diperoleh sesuai dengan persamaan (9) (Syarifudin et al., 2018).

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (8)$$

$$z_k = [dt \quad \varepsilon\sqrt{dt} - dt\sigma \quad 1] \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y_t \end{bmatrix} + v_k \quad (9)$$

Proses estimasi parameter menggunakan metode *Kalman Filter* dilakukan dalam beberapa tahapan. Tahapan pertama yaitu pembuatan model GBM-KF. Berdasarkan hasil linearisasi, model sistem dan model pengukuran diperoleh. Proses estimasi parameter menggunakan metode *Kalman Filter* dilakukan Inisialisasi awal. Inisialisasi akan dilakukan untuk nilai awal parameter dan kovarian sesuai dengan persamaan (10) (Maulana et al., 2025).

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} \mu_0 \\ \sigma_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Nilai awal yang dimasukkan untuk μ_0 dan σ_0 adalah nilai parameter *drift* dan parameter volatilitas yang dihitung menggunakan persamaan (2) dan (3). Nilai awal y_0 adalah logaritma alami dari harga penutupan saham pertama. Nilai awal untuk setiap kovarian *error* terdapat pada persamaan (11), (12), dan (13) dimana \hat{P}_0 adalah kovarian *error*, \hat{Q}_0 adalah kovarian *error* sistem *noise*, dan R adalah kovarian *error* pengukuran *noise* (Maulana et al., 2025).

$$\hat{P}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\hat{Q}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$R = 10^{-5} \quad (13)$$

Tahapan kedua yaitu tahap prediksi. Pada tahap ini, variabel keadaan diprediksi menggunakan estimasi variabel keadaan pada persamaan (14) dan tingkat akurasi dihitung menggunakan kovarian *error* pada persamaan (15) (Nosrati et al., 2023).

$$\hat{x}_{\bar{k}+1} = A_k \hat{x}_{\bar{k}} + B_k u_k \quad (14)$$

$$P_{\bar{k}+1} = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (15)$$

Tahapan ketiga yaitu tahap koreksi. Pada tahap ini, pengukuran dilakukan terhadap hasil variabel keadaan yang diperkirakan (16) yang diperoleh pada tahap prediksi menggunakan Kalman Gain (17), yang berfungsi untuk meminimalkan kovarian *error* (18) (Nosrati et al., 2023).

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{\bar{k}+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}_{\bar{k}+1}) \quad (16)$$

$$K_{k+1} = P_{\bar{k}+1}H^T(H_{k+1}P_{\bar{k}+1}^{-1}H^T + R_{k+1})^{-1} \quad (17)$$

$$P_{\bar{k}+1} = (I - K_{k+1}H_{k+1})P_{\bar{k}+1} \quad (18)$$

Pengukuran akurasi model dalam penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), suatu metode yang umum digunakan untuk mengevaluasi perkiraan yang memperhitungkan pengaruh nilai aktual. Rumus MAPE dapat dihitung sebagai berikut pada persamaan (19) (Maricar, 2019).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100 \right| \quad (19)$$

Dimana Y_t adalah nilai data uji pada waktu t , F_t adalah nilai data perkiraan pada waktu t , dan n adalah jumlah total data uji. Semakin kecil nilai MAPE, semakin akurat model tersebut.

3. METODE PENELITIAN

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 (Sulisatyawati and Trinuryono, 2022). Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga penutupan harian saham ANTM untuk periode 02 Januari 2024 – 30 Desember 2024 (237 data). Pembagian proporsi data mendekati 80% data *training* dan 20% data *testing* (Barua et al., 2024). Data diambil melalui situs *MarketWatch* (<https://www.marketwatch.com/>).

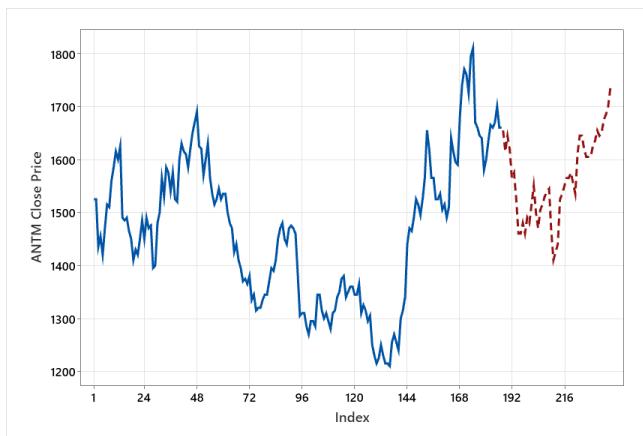
Langkah-langkah pengolahan data untuk meramalkan pergerakan harga saham menggunakan metode *hybrid GBM-Kalman Filter* pada penelitian ini menggunakan bantuan *software* dengan langkah-langkah sebagai berikut.

- a. melakukan pembagian data *training* dan data *testing*.
- b. melakukan perhitungan nilai *return* saham dari data *close price* mengikuti persamaan (1).
- c. melakukan pengujian normalitas pada data *return* saham menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.
- d. menentukan nilai volatilitas (σ) dan *drift* (μ) dari persamaan umum model GBM mengikuti persamaan (2) dan (3).
- e. kontruksi model *hybrid GBM-KF*.
- f. simulasi estimasi parameter dengan cara melakukan linierisasi pada model nonlinier terlebih dahulu kemudian dibentuk model sistem dan model pengukuran.
 - i. tahap pertama, melakukan prediksi variabel keadaan dan tingkat akurasinya dihitung menggunakan persamaan kovariansi *error*.
 - ii. tahap kedua, melakukan pengukuran terhadap hasil estimasi variabel keadaan yang diperoleh pada tahap prediksi menggunakan *Kalman Gain* yang digunakan untuk meminimumkan kovariansi *error*.

- g. simulasi peramalan. Setelah mendapatkan hasil estimasi parameter, dilanjutkan dengan simulasi prediksi *close price* saham pada data *training* dengan model GBM dan *hybrid* GBM-KF.
- h. melakukan perhitungan MAPE pada data *training* mengikuti persamaan (19).
- i. melakukan peramalan dengan model terbaik untuk data *testing*.
- j. melakukan perhitungan MAPE pada data *testing* mengikuti persamaan (19).
- k. melakukan visualisasi hasil dan penarikan kesimpulan dan interpretasi hasil dari langkah-langkah yang dilakukan.

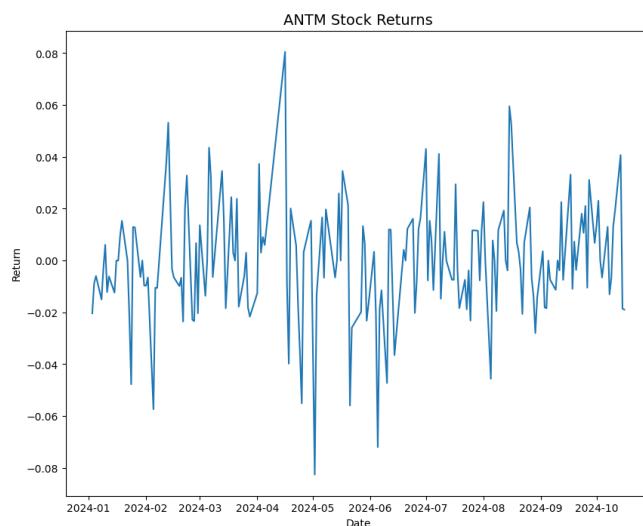
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum melakukan perhitungan peramalan, perlu terlebih dahulu memahami grafik data harga penutupan saham PT. Aneka Tambang Tbk. (ANTM). Grafik tersebut memuat data harga penutupan saham ANTM periode 02 Januari 2024 – 30 Desember 2024 sebanyak 237 data. Pembagian data *training* sebesar 80% sebanyak 187 data ditunjukkan dengan garis berwarna biru dan data *testing* sebesar 20% sebanyak 50 data ditunjukkan dengan garis berwarna merah. Grafik data harga penutupan saham ANTM ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Harga Saham ANTM

Return saham adalah keuntungan yang diperoleh investor akibat selisih antara harga jual dan harga beli. Hasil perhitungan *return* saham menggunakan data *close price* harian untuk saham ANTM dapat dilihat pada Gambar 2.

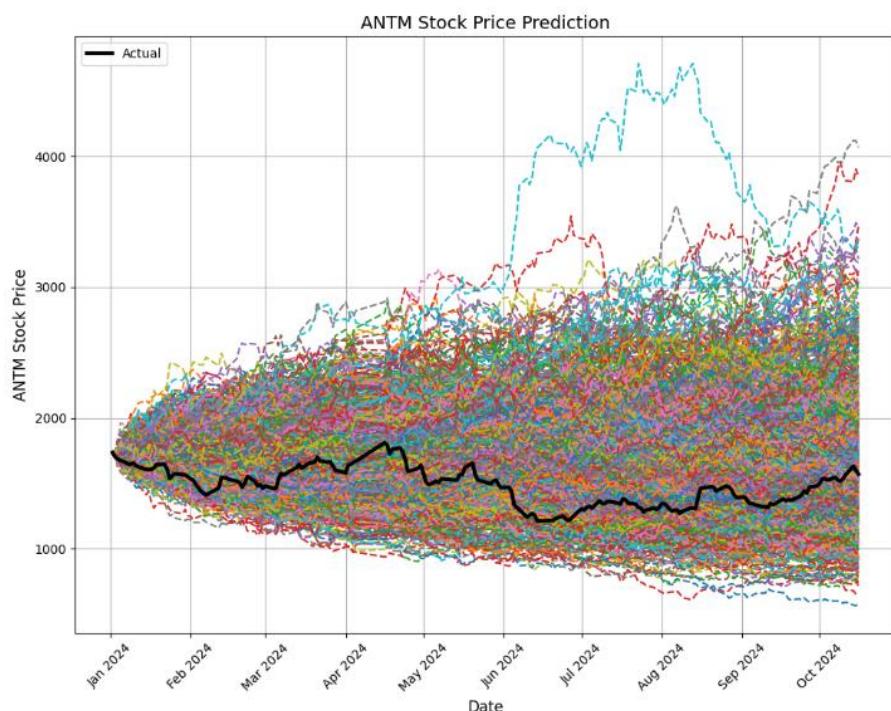


Gambar 2. Grafik *Return* Saham ANTM

Uji normalitas dilakukan untuk menentukan apakah nilai *close price* saham ANTM terdistribusi secara normal. Uji normalitas yang digunakan adalah uji *Kolmogorov-Smirnov*. Berdasarkan hasil uji menggunakan *software* Minitab, nilai statistik uji dari data *close price* saham ANTM diperoleh sebesar 0,079. Nilai tabel kritis dengan $\alpha = 0.05$ untuk uji *Kolmogorov-Smirnov* sebesar 0,110. Berdasarkan hasil tersebut menunjukkan nilai statistik uji lebih kecil dari nilai kritis tabel ($KS < KS_{table}$), sehingga keputusan adalah gagal tolak H_0 , yang berarti bahwa *return* saham ANTM terdistribusi secara normal.

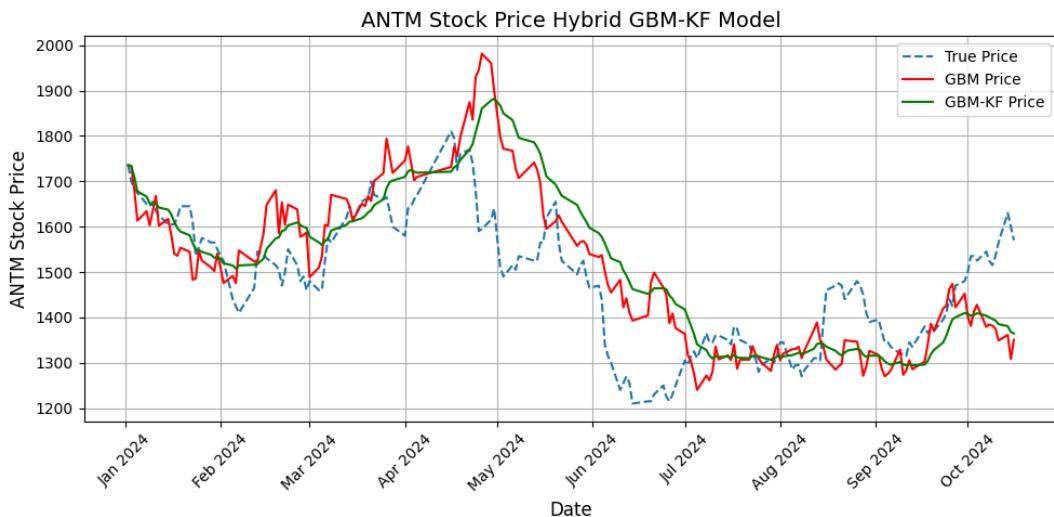
Sebelum melakukan peramalan harga saham BBCA dan BBRI, estimasi parameter volatilitas (σ) dan parameter *drift* (μ) dalam model GBM dilakukan. Parameter volatilitas (σ) mewakili laju pergerakan harga saham. Parameter *drift* (μ) adalah laju pergerakan harga saham yang diharapkan. Parameter volatilitas dan *drift* dalam GBM diasumsikan konstan. Parameter volatilitas dan *drift* dapat diestimasi menggunakan data *return* harga saham ANTM. Nilai estimasi parameter volatilitas sebesar 0,3060 dan parameter *drift* sebesar -0,0531. Setelah menentukan nilai parameter volatilitas (σ) dan parameter *drift* (μ) dari *return* harga saham ANTM, langkah selanjutnya adalah memasukkan nilai parameter volatilitas (σ) dan parameter *drift* (μ) tersebut ke dalam persamaan model *hybrid* GBM-KF sesuai dengan persamaan (5).

Berdasarkan model *hybrid* GBM-KF yang telah didapatkan sebelumnya, kemudian dilakukan simulasi data *training* dengan iterasi sebanyak 1000 kali. Hasil simulasi data *training* untuk data harga saham ANTM menggunakan model GBM ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Simulasi Model GBM

Hasil rata-rata nilai MAPE dari simulasi prediksi pada data *training* sebesar 23,41 % dengan nilai MAPE terkecil sebesar 6,37 % pada *seed* ke-915. Dapat dikatakan, model GBM terbaik adalah model GBM dengan *seed* ke-915. Kemudian dari prediksi pada data *training* tersebut dilakukan *filtering* menggunakan *Kalman Filter* untuk menyaring *noise* yang tidak dapat ditangkap model GBM. Hasil prediksi data *training* untuk model GBM dan model *hybrid* GBM-KF untuk saham ANTM ditunjukkan pada Gambar 4.



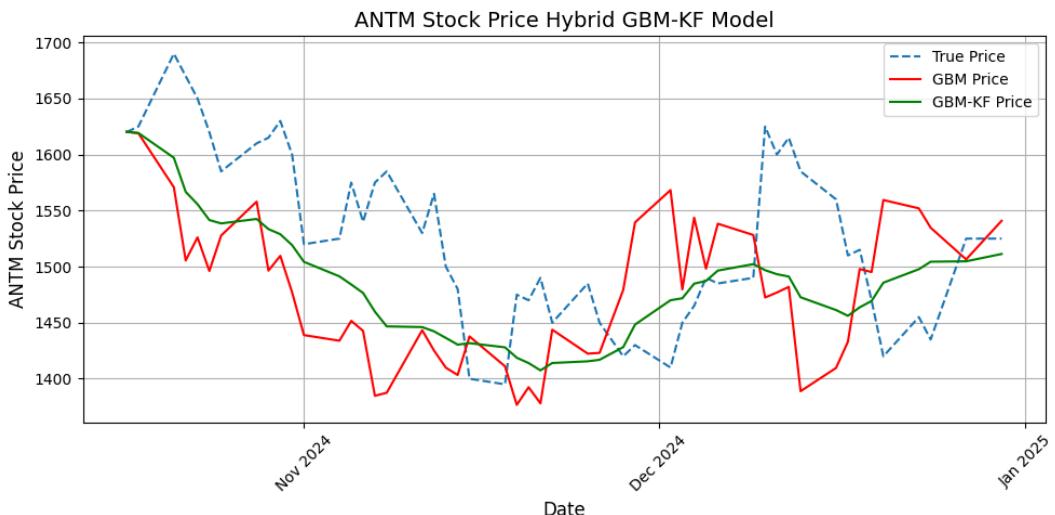
Gambar 4. Hasil Prediksi Terbaik Model GBM dan Model *Hybrid* GBM-KF pada Data *Training*

Setelah memperoleh model GBM dan model *hybrid* GBM-KF, peramalan harga saham kemudian dilakukan untuk saham ANTM pada data *testing*. Hasil nilai peramalan pada data *testing* untuk saham ANTM secara keseluruhan terdapat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Prediksi Model GBM dan Model *Hybrid* GBM-KF

Tanggal	Aktual	GBM	GBM-KF	Tanggal	Aktual	GBM	GBM-KF
10/17/2024	1620	1620	1620.31	11/21/2024	1490	1378.07	1407.45
10/18/2024	1625	1619.13	1619.26	11/22/2024	1450	1444.25	1414.02
10/21/2024	1690	1570.25	1597.14	11/25/2024	1485	1422.62	1415.53
10/22/2024	1670	1505.26	1566.72	11/26/2024	1450	1422.61	1416.89
10/23/2024	1650	1525.14	1555.7	11/28/2024	1420	1479.37	1428.17
10/24/2024	1620	1496.53	1541.56	11/29/2024	1430	1539.86	1448.32
10/25/2024	1585	1528.27	1538.57	12/02/2024	1410	1569.26	1470.03
10/28/2024	1610	1557.63	1542.54	12/03/2024	1450	1480.07	1471.78
10/29/2024	1615	1496.02	1533.48	12/04/2024	1465	1543.48	1484.8
10/30/2024	1630	1510.12	1528.92	12/05/2024	1490	1497.99	1487.22
10/31/2024	1600	1477.49	1519.17	12/06/2024	1485	1538.49	1496.47
11/01/2024	1520	1438.81	1504.28	12/09/2024	1490	1528.97	1502.22
11/04/2024	1525	1433.61	1491.33	12/10/2024	1625	1472.37	1496.84
11/05/2024	1575	1451.07	1484.07	12/11/2024	1600	1476.86	1493.23
11/06/2024	1540	1442.9	1476.52	12/12/2024	1615	1482.04	1491.19
11/07/2024	1575	1384.25	1459.83	12/13/2024	1585	1389.18	1472.67
11/08/2024	1585	1386.5	1446.69	12/16/2024	1560	1409.7	1461.26
11/11/2024	1530	1443.73	1446.07	12/17/2024	1510	1432.88	1456.13
11/12/2024	1565	1424.04	1442.28	12/18/2024	1515	1498.37	1463.69
11/13/2024	1500	1409.64	1436.4	12/19/2024	1470	1495.59	1469.38
11/14/2024	1480	1402.93	1430.41	12/20/2024	1420	1559.68	1485.68
11/15/2024	1400	1437.97	1431.74	12/23/2024	1455	1551.58	1497.69
11/18/2024	1395	1411.78	1428	12/24/2024	1435	1535.63	1504.39
11/19/2024	1475	1377.91	1418.71	12/27/2024	1525	1506.14	1504.76
11/20/2024	1470	1392.71	1413.95	12/30/2024	1525	1541.38	1511.3

Visualisasi hasil prediksi data *testing* untuk model GBM dan model *hybrid* GBM-KF untuk saham ANTM ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Prediksi Terbaik Model GBM dan Model *Hybrid* GBM-KF pada Data *Testing*

Berdasarkan hasil prediksi untuk data *training* pada Gambar 4 dan hasil prediksi untuk data *testing* pada Gambar 5 dapat dilakukan perhitungan nilai akurasi menggunakan MAPE mengikuti persamaan (19). Hasil nilai MAPE secara keseluruhan terdapat dalam Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Akurasi Model GBM dan Model *Hybrid* GBM-KF

Periode	Saham	Data	GBM	GBM-KF
02 Januari 2024 – 30 Desember 2024	ANTM	Training	6,37%	6,41%
		Testing	5,72%	3,83%

Nilai MAPE yang relatif kecil pada data *training* dan *testing* menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola pergerakan harga saham dengan baik. Model *hybrid* GBM-KF menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan model GBM, menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pembaruan mampu beradaptasi dengan dinamika pasar jangka panjang. Perbedaan kecil dalam nilai MAPE antara data *training* dan *testing* juga menunjukkan bahwa tidak ada gejala *overfitting* atau *underfitting*, sehingga semua model dikategorikan memiliki kemampuan penyesuaian terbaik untuk data harga saham ANTM.

Tujuan penelitian ini adalah membandingkan kinerja model *Geometric Brownian Motion* (GBM) dan *hybrid Geometric Brownian Motion-Kalman Filter* (GBM-KF) dalam memprediksi harga saham komoditas ANTM tanpa membatasi atau mengikat analisis pada periode tertentu dari ANTM. Penelitian berfokus pada kapabilitas masing-masing model untuk menghasilkan proyeksi harga yang akurat dan tangguh terhadap perubahan kondisi pasar. Penggunaan saham ANTM dalam penelitian ini hanya berfungsi sebagai representasi dari kelompok saham dengan tingkat volatilitas tinggi. Periode waktu ANTM bukan menjadi faktor penentu dalam penelitian, melainkan karakteristik volatilitasnya yang sesuai untuk menguji performa kedua model. Melalui pendekatan ini, penelitian lebih menitikberatkan pada bagaimana kedua metode bekerja dalam lingkungan pasar yang dinamis dan berisiko tinggi, sehingga hasil yang diperoleh dapat digeneralisasikan untuk tipe saham lainnya yang memiliki pola volatilitas serupa. Hal ini dibuktikan dengan nilai akurasi pada penelitian ini yang menunjukkan kondisi *best fitting*. Model *hybrid* GBM-KF paling tepat digunakan pada kondisi pasar yang berfluktuasi tetapi tidak mengalami guncangan ekstrem, karena *Kalman Filter* mampu memperbarui estimasi harga dan volatilitas secara dinamis seiring masuknya data baru. Model ini paling efektif untuk investasi jangka pendek hingga menengah (mingguan sampai beberapa bulan), ketika pergerakan harga masih mengikuti pola tren dan

volatilitas dapat dipelajari secara adaptif. Apabila diterapkan pada *trading* harian, maka akurasinya tidak selalu optimal karena pergerakan *intraday* sangat dipengaruhi *noise*, sedangkan untuk investasi jangka panjang model ini kurang sesuai karena tidak mempertimbangkan perubahan fundamental pasar dalam rentang beberapa tahun.

5. KESIMPULAN

Metode *hybrid* GBM-KF menawarkan pendekatan yang lebih adaptif dalam memprediksi pergerakan harga saham dibandingkan dengan model klasik GBM. Melalui integrasi model stokastik GBM dan algoritma estimasi *Kalman Filter*, parameter *drift* dan volatilitas tidak lagi diasumsikan konstan, melainkan diperbarui secara dinamis sesuai dengan kondisi pasar aktual. *Kalman Filter* memainkan peran penting dalam mengoreksi hasil prediksi GBM berdasarkan data observasi aktual, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih akurat dan stabil terhadap fluktuasi pasar. Penerapan model GBM dan model *hybrid* GBM-KF dalam memprediksi pergerakan harga saham ANTM menunjukkan kinerja MAPE sebesar 6,37% (GBM) dan 6,41% (*Hybrid* GBM-KF) pada data *training*. Kinerja MAPE pada data *testing* adalah 5,72% (GBM) dan 3,83% (*Hybrid* GBM-KF). Hasil peramalan menunjukkan model *hybrid* GBM-KF memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi pergerakan harga saham ANTM dan merupakan model yang paling sesuai. Hasil dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan dan dapat digeneralisasikan untuk tipe saham lainnya. Model *hybrid* GBM-KF direkomendasikan terutama sebagai alat prediksi untuk strategi investasi jangka pendek dan menengah pada saham dengan volatilitas tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Barua, M., Kumar, T., Raj, K., Roy, A.M., 2024. Comparative Analysis of Deep Learning Models for Stock Price Prediction in the Indian Market. *FinTech* 3, 551–568. <https://doi.org/10.3390/fintech3040029>
- Brătian, V., Acu, A.-M., Mihaiu, D.M., Ţerban, R.-A., 2022. Geometric Brownian Motion (GBM) of Stock Indexes and Financial Market Uncertainty in the Context of Non-Crisis and Financial Crisis Scenarios. *Mathematics* 10, 309. <https://doi.org/10.3390/math10030309>
- Dar, G.F., Padi, T.R., Rekha, S., Dar, Q.F., 2022. Stochastic Modeling for the Analysis and Forecasting of Stock Market Trend using Hidden Markov Model. *Asian J. Probab. Stat.* 43–56. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2022/v18i130436>
- Fang, C.-Y., Liu, Y., Shi, Z.-Y., Chen, C., 2023. Closed-Form Expression of Geometric Brownian Motion with Regime-Switching and Its Applications to European Option Pricing. *Symmetry* 15, 575. <https://doi.org/10.3390/sym15030575>
- Hamdani, A.M., Widhiatmoko, F., Fitri, S., 2025. Perbandingan Akurasi Metode Auto-regressive Integrated Moving Average dan Geometric Brownian Motion untuk Peramalan Harga Saham Indonesia. *Euler J. Ilm. Mat. Sains Dan Teknol.* 13, 14–20. <https://doi.org/10.37905/euler.v13i1.30760>
- Harvey, D., 1989. From Managerialism to Entrepreneurialism: The Transformation in Urban Governance in Late Capitalism. *Geogr. Ann. Ser. B Hum. Geogr.* 71, 3–17. <https://doi.org/10.2307/490503>
- Hasan, N., Pelleng, F.A.O., Mangindaan, J.V., 2019. Analisis Capital Asset Pricing Model (CAPM) Sebagai Dasar Pengambilan Keputusan Berinvestasi Saham (Studi pada Indeks Bisnis-27 di Bursa Efek Indonesia). *J. Adm. BISNIS* 8, 36. <https://doi.org/10.35797/jab.8.1.2019.23498.36-43>
- Hasibuan, R.N., Muda, I., Bukit, R.Br., 2023. Analisis pengambilan keputusan investasi saham dengan pendekatan price earning ratio (PER) dan capital asset pricing model

- (CAMP). JPPI J. Penelit. Pendidik. Indones. 9, 703. <https://doi.org/10.29210/020221772>
- Maricar, M.A., 2019. Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. J. Sistem dan Informatika. 13, 36-45.
- Martha, S., Rizki, S.W., 2018. Simulasi pergerakan harga saham menggunakan pendekatan metode monte carlo. J. Untan 7, 119-126.
- Maulana, D.A., Sofro, A., Ariyanto, D., Romadhon, R.W., Oktaviarina, A., Purnama, M.D., 2025. Stock price prediction and simulation using geometric brownian motion-kalman filter: a comparison between kalman filter algorithms. BAREKENG J. Ilmu Mat. Dan Terap. 19, 97–106. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss1pp97-106>
- Mehrdoust, F., Noorani, I., Khavari, M., 2021. Efficient estimation of Markov-switching model with application in stock price classification. J. Math. Model. Finance 1. <https://doi.org/10.22054/jmmf.2021.13843>
- Nosrati, K., Belikov, J., Tepljakov, A., Petlenkov, E., 2023. Extended fractional singular kalman filter. Appl. Math. Comput. 448, 127950. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2023.127950>
- Otoritas Jasa Keuangan [Saham], 2025. URL <https://ojk.go.id/id/Default.aspx> (accessed 10.21.25).
- PT Aneka Tambang Tbk [Profil], 2025. URL <https://www.antam.com/en> (accessed 10.21.25).
- PT Bursa Efek Indonesia [Pasar Saham], 2025. URL <https://www.idx.co.id/> (accessed 10.21.25).
- Putri, D.M., Hasibuan, L.H., 2020. Penerapan gerak brown geometrik pada data saham PT. ANTM. MAp Math. Appl. J. 2, 1–10. <https://doi.org/10.15548/map.v2i2.2258>
- Ruppert, D., Matteson, D.S., 2015. Statistics and Data Analysis for Financial Engineering: with R examples, Springer Texts in Statistics. Springer New York, New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2614-5>
- Sinha, A., 2024. Daily and Weekly Geometric Brownian Motion Stock Index Forecasts. J. Risk Financ. Manag. 17, 434. <https://doi.org/10.3390/jrfm17100434>
- Sulistyawati, W., Trinuryono, S., 2022. Analisis (deskriptif kuantitatif) motivasi belajar siswa dengan model blended learning di masa pandemi covid19. Kadikma 13, 68-73.
- Syarifudin, A.N.A., Merdekawati, D.A., Apriliani, E., 2018. Perbandingan Metode Kalman Filter, Extended Kalman Filter, dan Ensemble Kalman Filter pada Model Penyebaran Virus HIV/AIDS. J. Mathematics and Its Applications 15, 17-29.