Aplikasi Relasi Rekurens dalam Estimasi Harga Saham BBCA dengan Model Geometric Brownian Motion

Imanuel Sebastian Girsang - 13522058
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia
13522058@std.stei.itb.ac.id

***Abstract*— Investasi saham semakin populer di Indonesia, namun fluktuasi harga saham yang cepat menantang para investor. Model Geometric Brownian Motion (GBM) digunakan untuk memprediksi pergerakan harga saham dengan memperhitungkan sifat eksponensialnya. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan keputusan investasi dengan menerapkan GBM, memberikan kontribusi teoritis dan implikasi praktis untuk pemahaman dan manajemen risiko investasi saham.**

***Keywords*—BBCA, GBM, Relasi Rekurens, Saham.**

I. PENDAHULUAN

Investasi saham menjadi pilihan yang semakin populer di Indonesia seiring dengan meningkatnya kesadaran masyarakat akan potensi keuntungan yang dapat diperoleh melalui pasar keuangan. Semakin banyaknya individu dan institusi yang terlibat dalam aktivitas investasi saham menunjukkan pertumbuhan signifikan dalam pasar modal Indonesia.

Namun, seperti halnya investasi pada umumnya, investasi saham juga tidak terlepas dari risiko. Fluktuasi harga saham yang cepat dan tidak terduga dapat menjadi tantangan serius bagi para investor. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat membantu memprediksi pergerakan harga saham sehingga investor dapat membuat keputusan investasi yang lebih informasional dan cerdas.

Salah satu model yang sering digunakan untuk memodelkan pergerakan harga saham adalah Model *Geometric Brownian Motion* (GBM). GBM memperhitungkan aspek stokastik dalam pergerakan harga saham, membuatnya cocok untuk mewakili sifat eksponensial dari kenaikan harga saham.

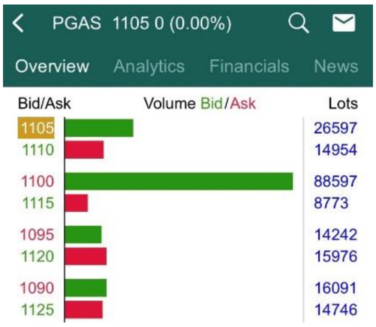
Geometric Brownian Motion memberikan gambaran tentang bagaimana harga saham berfluktuasi seiring waktu. Melalui pendekatan ini, investor dapat mengidentifikasi tren, memahami volatilitas, dan membuat perkiraan pergerakan harga saham di masa depan.

Dengan meningkatnya ketersediaan data dan kemajuan teknologi, penerapan teknik-teknik seperti GBM dapat memberikan kontribusi penting dalam memahami dan mengelola risiko investasi saham. Melalui pendekatan ini, investor dapat memperoleh informasi yang lebih handal untuk membuat keputusan investasi yang lebih baik. Penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi teoritis terhadap pengembangan model prediksi harga saham, tetapi juga memiliki implikasi praktis yang signifikan bagi para pelaku pasar modal, analis keuangan, dan investor yang ingin mengoptimalkan keputusan investasi mereka.

II. LANDASAN TEORI

A. Saham

Saham mencerminkan kepemilikan sebagian dari suatu perusahaan. Proses memperoleh saham dimulai dengan membuka akun pada broker saham dan menempatkan *order* pembelian. Melalui berbagai komponen utama, seperti harga pembukaan yang mencerminkan nilai saham pada awal sesi perdagangan, harga tertinggi dan terendah yang mencatat kisaran harga selama periode tertentu, serta harga penutupan yang menunjukkan nilai saham pada akhir sesi, para *investor* dapat memantau dan menganalisis pergerakan harga saham. *Volume* perdagangan, yang mencerminkan sejauh mana saham diperdagangkan, memberikan gambaran tentang likuiditas dan minat pasar terhadap suatu saham.



Gambar 1. Contoh Transaksi Saham

Keuntungan dari investasi saham dapat diperoleh melalui beberapa mekanisme. Pertama, *capital gains* terjadi ketika nilai saham pada saat penjualan lebih tinggi daripada saat pembelian, yang menciptakan selisih keuntungan. Kedua, dividen yang dibayarkan oleh perusahaan kepada pemegang saham merupakan pembagian laba perusahaan dan memberikan pendapatan tambahan. Ketiga, hak memilih dalam keputusan perusahaan memberikan pemegang saham peran dalam menentukan arah dan kebijakan perusahaan.

Namun, investasi saham tidak tanpa risiko. Fluktuasi harga yang tidak terduga, kondisi pasar yang berubah, dan faktor-faktor eksternal dapat mempengaruhi nilai saham. Oleh karena itu, riset yang cermat dan diversifikasi portofolio menjadi esensial untuk mengelola risiko dengan efektif. Strategi diversifikasi yang bijak, dengan memiliki saham dari berbagai sektor atau industri, dapat membantu meredam dampak perubahan pasar terhadap portofolio investasi. Dengan pemahaman mendalam tentang karakteristik saham dan perhatian terhadap faktor risiko, investor dapat meningkatkan peluang keberhasilan dan meraih manfaat jangka panjang dari investasi saham mereka.

B. *Return* Saham

Return yang didapatkan dari suatu saham merupakan bersarnya keuntungan yang didapatkan dari hasil penjualan saham, bila dibandingkan dengan harga pembelian. Cara menghitung *return* adalah

$$Return = \frac{Harga\ Beli - Harga\ Jual}{Harga\ Jual}$$

C. Volatilitas/Volatility (σ)

Volatilitas (σ) adalah karakteristik konstan dari suatu saham, dinyatakan sebagai persentase tahunan (Dmouj, 2003). Untuk mencari Volatilitas (σ) , dilakukan Langkah berikut :

a. Mencari nilai Standar Deviasi dari nilai *Return* terlebih dahulu dengan rumus sebagai berikut :

$$s = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(R_i - \overline{R}\,)^2}$$

dengan :
n : Banyak Data
R_i : *Return* pada hari ke – i
$\overline{R}$: Rata-rata *return*

b. Mencari nilai Volatilitas dengan rumus :

$$\sigma = \frac{s}{\sqrt{t}}$$

dengan :
σ : Volatilitas
s : Standar Deviasi
t : Banyak waktu

D. *Drift* (μ)

Drift (μ) merujuk pada tingkat pengembalian tahunan yang diantisipasi (Dmouj, 2003). Untuk menemukan nilai Drift (μ), langkah-langkah berikut dapat diikuti:

$$\mu = \frac{\bar{R}}{t} + \frac{\sigma^2}{2}$$

dengan :
μ : Drift
t : Banyak waktu
σ: Volatilitas
$\overline{R}$: Nilai rata-rata *Return*

E. Relasi Rekurens

Relasi rekurens adalah suatu hubungan matematis yang mendefinisikan elemen-elemen dalam suatu urutan atau deret berdasarkan elemen-elemen sebelumnya dalam urutan tersebut. Dalam konteks matematika, relasi rekurens sering digunakan untuk menyusun suatu urutan atau deret yang menggambarkan pola berulang atau aturan tertentu.

Definisi relasi rekurens mencakup cara elemen-elemen suatu urutan dihasilkan dari elemen-elemen sebelumnya dengan menggunakan suatu rumus atau aturan tertentu. Sebagai contoh, jika a_n adalah elemen ke-n dalam suatu urutan, relasi rekurens dapat dinyatakan sebagai persamaan :

$$a_n = f\ (a_{n-1})$$

dengan f adalah suatu fungsi yang menggambarkan aturan perubahan dari elemen sebelumnya ke elemen berikutnya. Relasi rekurens memberikan petunjuk atau formula untuk menghitung nilai-nilai berikutnya dalam suatu urutan berdasarkan nilai-nilai sebelumnya. Hal ini memungkinkan untuk menggambarkan pola atau proses perubahan yang terjadi secara berulang dalam suatu urutan matematis. Salah satu contoh sekuens yang menggunakan relasi rekurens adalah sekuens fibonaci yang didefinisikan sebagai

$$a_n = \begin{cases} 1, n < 2 \\ a_{n-1} + a_{n-2}, n \geq 2 \end{cases}, dengan\ n \geq 0$$

sekuens ini menggunakan basis $a_0 = 1$ dan $a_1 = 1$ dan $a_n = a_{n-1} + a_{n-2}$. Solusi dari relasi rekurens tersebut adalah 1,1,2,3,5,8,13,… $a_{n-1} + a_{n-2}$. Relasi rekurens dikatakan homogen lanjar jika berbentuk

$$a_n = c_1 a_{n-1} + c_2 a_{n-2} + ..\ + c_k a_{n-k}$$

yang dalam hal ini c_1 , c_2 , …, c_k adalah bilangan riil dan $c_k \neq 0$. Untuk mencari solusi dari relasi rekurens homogen lanjar, perlu dicari bentuk

$$a_n = r^n$$

dengan r adalah konstanta. Substitusikan persamaan tersebut ke dalam relasi rekurens hingga didapat

$$r^n = c_1 r^{n-1} + c_2 r^{n-2} + ..\ + c_k r^{n-k}$$

bagi kedua ruas dengan r^{n-k} sehingga didapat

$$r^k - c_1 r^{k-1} - c_2 r^{k-2} - .. - c_{k-1} r - c_k = 0$$

Persamaan di atas merupakan persamaan karateristik dari relasi rekurens dan dapat dicari akar-akar karateristik yang merupakan solusi dari persamaan tersebut.

F. *Geometric Brownian Motion*

Geometric Brownian Motion (GBM) adalah model matematis yang digunakan untuk memodelkan pergerakan harga suatu aset keuangan, seperti saham, dalam waktu yang kontinu. Model ini menggambarkan perubahan logaritmik dari harga aset sebagai suatu proses stokastik, mengintegrasikan aspek-aspek stokastik dan deterministik. Secara umum, GBM dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$dS(t) = \mu S(t)dt + \sigma S(t)dW(t)$$

dengan :
S(t) : Nilai data pada waktu (t)
μ : *Drift*
σ: Volatilitas
dW(t) : Diferensial Wiener, suatu proses stokastik yang merepresentasikan komponen acak.

Dalam konteks saham, GBM menyatakan bahwa perubahan relatif dalam harga saham dalam suatu interval waktu sangat dipengaruhi oleh tingkat pertumbuhan rata-rata dan volatilitas saham. Model ini memperhitungkan aspek eksponensial dalam pergerakan harga saham, yang sesuai dengan karakteristik kenaikan harga yang cenderung berlipat ganda seiring waktu. GBM juga dapat ditulis sebagai

$$\frac{dS(t)}{S(t)} = d(lnS(t)) = lnS(t) - lnS(t-1) = ln\Big(\frac{S(t)}{S(t-1)}\Big)$$

$$ln\Big(\frac{S(t)}{S(t-1)}\Big) = \mu dt + \sigma dW(t)$$

Gambar 2. Bentuk lain dari GBM sumber : [3]

Solusi dari persamaan ini mampu didapatkan dengan menggunakan rumus Ito yang merupakan rumus fundamental dalam kalkulus stokastik dan digunakan untuk menghitung diferensial dari fungsi stokastik. Diperkenalkan oleh matematikawan Kiyoshi Itô, rumus ini membentuk dasar untuk memahami pergerakan harga aset keuangan dalam konteks teori stokastik. Untuk setiap fungsi *G(S, t)* dari dua variabel S dan t di mana X memenuhi persamaan diferensial stokastik berikut:

$$dX = adt + bdW(t)$$

untuk beberapa konstanta a dan b.
dW(t) adalah gerakan Brown. Bentuk umum rumus Ito adalah:

$$dG = \Big(\frac{\partial G}{\partial S}a + \frac{\partial G}{\partial t} + \frac{1}{2}\frac{\partial^2 G}{\partial S^2}b^2\Big)dt + \frac{\partial G}{\partial S}dW$$

Selanjutnya, dicari fungsi *G(t,s) = ln(S(t))* yang memenuhi persamaan umum GBM.

$$\frac{\partial G}{\partial t} = 0$$

$$\frac{\partial G}{\partial S} = \frac{1}{S(t)}$$

$$\frac{\partial^2 G}{\partial S^2} = -\frac{1}{S(t)^2}$$

Masukkan hasil dari penurunan di atas ke dalam rumus Ito sebagai berikut :

$$\begin{aligned} d(lnS(t)) &= \Big[(\frac{1}{S(t)})\mu S(t) + \frac{1}{2}(-\frac{1}{S(t)^2})\sigma^2 S(t)^2\Big]dt + \\ &\quad (\frac{1}{S(t)})\sigma S(t)dW(t) \\ d(lnS(t)) &= (\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma dW(t) \\ ln\Big(\frac{S(t)}{S(t-1)}\Big) &= (\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma dW(t) \\ \frac{S(t+1)}{S(t)} &= e^{(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma\epsilon\sqrt{dt}} \end{aligned}$$

Gambar 3.Penurunan rumus akhir GMB untuk saham sumber : [3]

Diperoleh persamaan akhir yang akan digunakan dalam implementasi nantinya yaitu :

$$S(t+1) = S(t)e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}}$$

G. MAPE *(Mean Absolute Percentage Error)*

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metode pengukuran kesalahan relatif yang umum digunakan dalam analisis peramalan atau prediksi. MAPE memberikan gambaran tentang sejauh mana peramalan atau prediksi mendekati nilai aktual, diukur dalam bentuk persentase. MAPE didefinisikan melalui persamaan berikut :

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum\left|\frac{data\ sebenarnya - data\ prediksi}{data\ sebenarnya}\right|$$

MAPE tidak selalu sesuai untuk setiap situasi, terutama jika terdapat nilai-nilai aktual yang sangat kecil atau nol. Situasi ini dapat menyebabkan pembagian oleh nol, sehingga evaluasi MAPE sebaiknya dilakukan dengan mempertimbangkan kelemahan dan kelebihannya, serta dengan membandingkannya dengan metode evaluasi lainnya untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif.

Secara umum, nilai MAPE dapat dikategorikan menjadi beberapa tipe sebagai berikut :

MAPE	Prediction Effect
0 ~ 10%	Excellent
10% ~ 20%	Good
20% ~ 50%	General
>50%	Poor

Gambar 4. Kategori Nilai MAPE sumber : [6]

MAPE nantinya akan digunakan untuk mengukur seberapa jauh hasil prediksi bila dibandingkan dengan data asli yang dimiliki.

H. Monte-Carlo Simulation

Metode Monte-Carlo adalah suatu pendekatan numerik yang mengandalkan teknik pengambilan sampel acak berulang untuk mereplikasi dan menganalisis perilaku sistem yang kompleks. Dalam konteks finansial, metode ini sering diterapkan untuk mensimulasikan fluktuasi harga aset keuangan dari waktu ke waktu.

Terminologi "Monte Carlo Scenario" merujuk pada satu iterasi atau eksperimen tunggal dari simulasi Monte Carlo. Dalam konteks prediksi harga saham, setiap "skenario" mencakup suatu jalur prediksi unik yang dihasilkan oleh model

Monte Carlo. Dengan melakukan simulasi berulang sejumlah tertentu (disebut "scen_size" atau jumlah skenario). Pada konteks penelitian ini, satu jalur prediksi unik dihasilkan oleh satu jalur GBM pada waktu tertentu.

III. IMPLEMENTASI

A. Pengumpulan Data

Data yang dibutuhkan untuk memprediksi nilai saham selama kurung waktu tertentu adalah harga penutupan setiap harinya. Untuk mendapatkan data harga penutupan saham, terdapat *library* di python yang dapat memberikan data actual dari saham-saham di dunia yaitu *yfinance* atau *yahoo finance*.

```
import yfinance as yf
simbol_saham = 'BBCA.JK'
tanggal_mulai = '2023-01-01'
tanggal_akhir = '2023-10-31'
tanggal_prediksi_akhir = '2023-12-31'
harga_saham = yf.download(tickers=simbol_saham, start=tanggal_mulai, end=tanggal_prediksi_akhir)['Close']
```

```
PROBLEMS   OUTPUT   DEBUG CONSOLE   TERMINAL   PORTS

ython.exe" "c:/Users/Imanuel Girsang/OneDrive - Institut Teknologi Bandung/Documents/Python/MATDIS/Makalah.py"
[*********************100%%**********************]  1 of 1 completed
Date
2023-01-02    8550.0
2023-01-03    8550.0
2023-01-04    8350.0
2023-01-05    8250.0
2023-01-06    8300.0
                ...
2023-12-05    8900.0
2023-12-06    8800.0
2023-12-07    8825.0
2023-12-08    8750.0
2023-12-11    8750.0
Name: Close, Length: 227, dtype: float64
```

Gambar 5. Penggunaan library yfinance untuk mendapatkan harga penutupan saham

B. Pembuatan Model *Geometric Brownian Motion*

Untuk membuat model GBM, maka diperlukan *Drift* (μ) danjuga Volatilitas (σ). Dengan menggunakan bantuan *library numpy*, dapat dibuat perhitungan sederhana berikut

```
harga_awal = data_latih[-1]
dt = 1  # hari   # Input Pengguna
jumlah_hari_kerja = pd.date_range(start=pd.to_datetime(tanggal_akhir, format="%Y-%m-%d") + pd.Timedelta('1 days'),
    end=pd.to_datetime(tanggal_prediksi_akhir, format="%Y-%m-%d")).to_series().map(
    lambda x: 1 if x.isoweekday() in range(1, 6) else 0).sum()
T = jumlah_hari_kerja
N = T / dt
t = np.arange(1, int(N) + 1)
rata_return = np.mean(return_harian)
deviasi_standar = np.std(return_harian) #t = 1
drift = (rata_return + 0.5 * deviasi_standar ** 2) # t = 1
```

```
PROBLEMS   OUTPUT   DEBUG CONSOLE   TERMINAL   PORTS

PS C:\Users\Imanuel Girsang\OneDrive - Institut Teknologi Bandung\Documents\Python> & "C:/Users/Imanuel Girsang/AppData/Local/Progra
ython.exe" "c:/Users/Imanuel Girsang/OneDrive - Institut Teknologi Bandung/Documents/Python/MATDIS/Makalah.py"
[*********************100%%**********************]  1 of 1 completed
Nilai dari Volatilitas adalah : 0.0108464621473221
Nilai dari Drift adalah : 0.00023484113794843507
```

Gambar 6. Pencarian nilai Drift (μ) dan juga Volatilitas (σ)

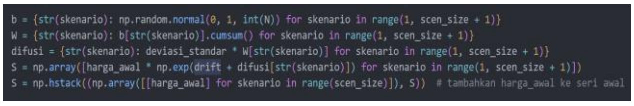
Didapatkan nilai Volatilitas sebesar 0.0108464621473221 dan juga nilai *Drift* sebesar 0.00023484113794843507. Substitusikan nilai ini ke persamaan awal

$$S(t+1) = S(t)e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}}$$

sehingga didapatkan

$$S(t+1) = S(t)e^{\left(0.01084646214 - \frac{1}{2}\right)dt + 0.0002348411379\varepsilon\sqrt{dt}}$$

Model inilah yang nantinya akan digunakan untuk melakukan simulasi. Implementasi dari GBM dalam *python* adalah sebagai berikut



```
b = {str(skenario): np.random.normal(0, 1, int(N)) for skenario in range(1, scen_size + 1)}
W = {str(skenario): b[str(skenario)].cumsum() for skenario in range(1, scen_size + 1)}
difusi = {str(skenario): deviasi_standar * W[str(skenario)] for skenario in range(1, scen_size + 1)}
S = np.array([harga_awal * np.exp(drift + difusi[str(skenario)]) for skenario in range(1, scen_size + 1)])
S = np.hstack((np.array([[harga_awal] for skenario in range(scen_size)]), S))  # tambahkan harga_awal ke seri awal
```

Gambar 7. Implementasi GBM dengan Monte-Carlo Simulation

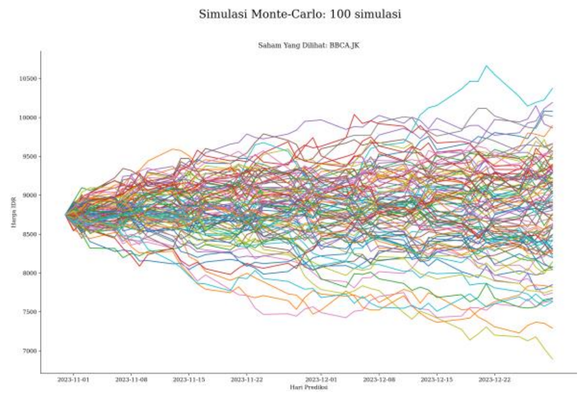
Pada kode tersebut, b merupakan faktor yang dapat menyebabkan gejolak pada harga setiap harinya atau disebut dengan Nilai Acak Brownian. Faktor acak yang diberikan membuat grafik hasil nantinya dapat bergerak naik turun tergantung dengan nilai dari Volatilitas dan juga *Drift*. W merupakan pembuatan Lintasan Brownian untuk setiap skenarionya. Itulah mengapa digunakan *function cumsum* atau *cumulative sum* untuk menjumlahkan semua Nilai Brownian pada tiap Skenario. Difusi adalah hasil dari mengalikan nilai dari lintasan Brownian bersama dengan Volatilitas atau $\sigma\varepsilon\sqrt{dt}$. Terakhir S menyimpan hasil perhitungan dari tiap Lintasan yang dibuat dan menaruhnya di Array. Setelah itu, harga awal dimasukkan ke setiap seri skenario.

C. Pengujian Model

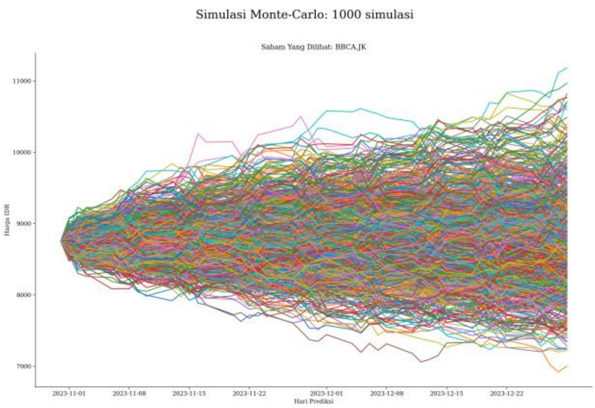
```
#Menampilkan Hasil Simulasi
plt.rcParams["font.family"] = "serif"
fig, ax = plt.subplots()
ax.spines['right'].set_visible(False)
ax.spines['top'].set_visible(False)
plt.suptitle('Simulasi Monte-Carlo: ' + str(scen_size) + ' simulasi', fontsize=20)
plt.title('Saham Yang Dilihat: {}'.format(simbol_saham))
plt.ylabel('Harga IDR')
plt.xlabel('Hari Prediksi')
for i in range(scen_size):
    plt.plot(pd.date_range(start=data_latih.index[-1],
                           end=tanggal_prediksi_akhir,
                           freq='D').map(lambda x: x if x.isoweekday() in range(1, 6) else np.nan).dropna(), S[i, :])
plt.show()
```

Gambar 8. Pembuatan Plot Simulasi Monte-Carlo

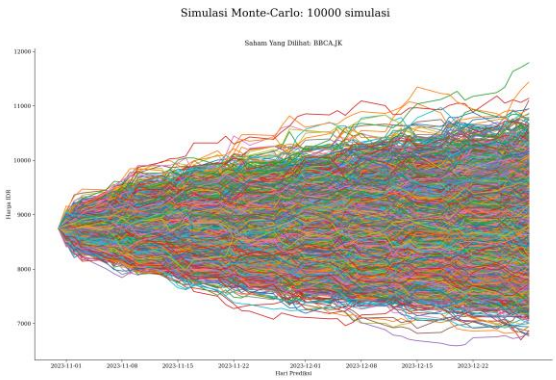
Simulasi Monte-Carlo dilakukan dengan menampilkan lintasan-lintasan yang terbentuk dari hasil GBM dengan beberapa jumlah skenario yang berbeda.



Gambar 9. Simulasi Monte-Carlo dengan 100 Skenario



Gambar 10. Simulasi Monte-Carlo dengan 1000 Skenario



Gambar 11. Simulasi Monte-Carlo dengan 10000 Skenario

Dapat terlihat secara visual bahwa semakin banyak skenario yang digunakan, semakin menuju bentuk parabola pula grafik yang dihasilkan. Semakin jelas pula batas-batas atas maupun bawah yang terbentuk, disebabkan oleh semakin sedikitnya lintasan-lintasan yang menjadi *outlier* dan bergerak tidak terkendali dibandingkan lintasan-lintasan lain.

D. Prediksi dan MAPE

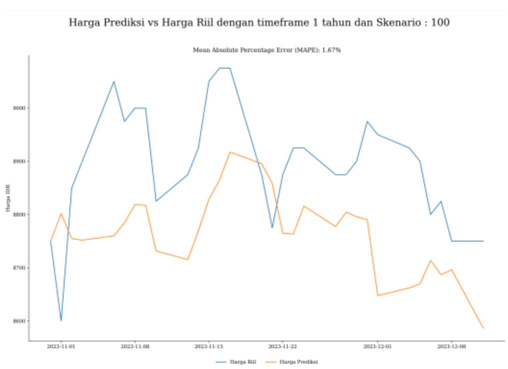
```
# Melakukan prediksi
S_max = [S[:, i].max() for i in range(0, int(N))]
S_min = [S[:, i].min() for i in range(0, int(N))]
S_pred = .5 * np.array(S_max) + .5 * np.array(S_min)
final_df = pd.DataFrame(data=[data_uji.reset_index()['Close'], S_pred],
                        index=['riil', 'pred']).T
final_df.index = data_uji.index
mape = 100/len(final_df) * np.sum(np.abs((final_df['riil'] - final_df['pred']) / final_df['riil']))
```

Gambar 12. Kode untuk Melakukan Prediksi

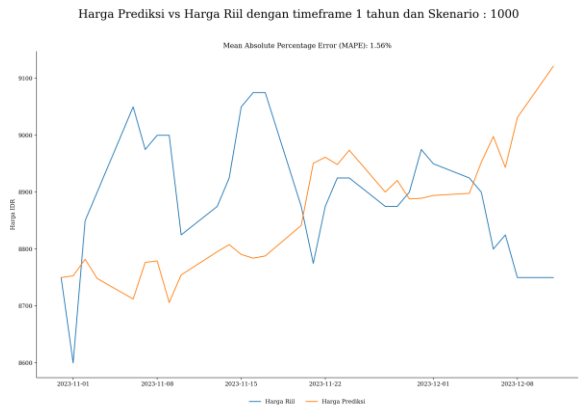
Setelah mendapatkan lintasan-lintasan dari data historis, dapat dibuat sebuah model prediksi untuk memprediksi harga yang ada di masa depan. Algoritma yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah sebagai berikut

1. Cari nilai maksimum dan minimum pada hari ke – t dari semua lintasan terbentuk. Pada kode di atas hal ini direpresentasikan oleh kode S_max dan S_min.
2. Bobotkan masing – masing nilai sebesar 50%. Pada kode di atas, hal ini direpresentasikan oleh S_pred
3. Nilai Prediksi didapatkan dan MAPE dapat dihitung dengan cara membandingkan nilai riil dengan nilai prediksi.

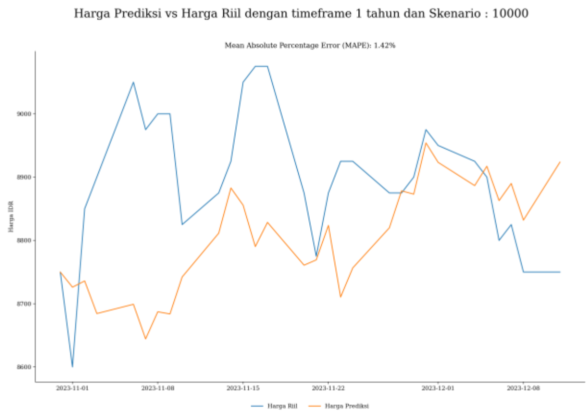
Akan dilakukan 3 percobaan dengan masing-masing menggunakan 100, 1000, dan 10.000 lintasan dan di masing-masing percobaan akan digunakan 2 *timeframe* data awal yaitu 6 bulan, dan 1 tahun.



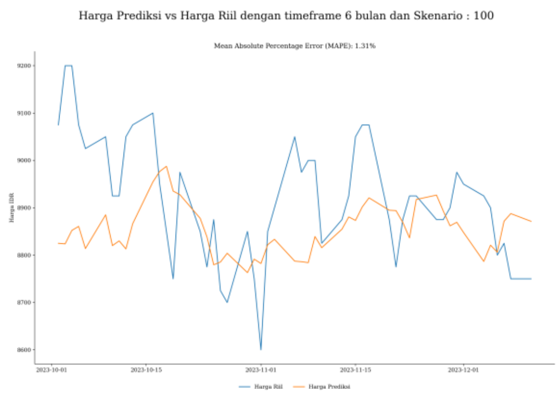
Gambar 13. Prediksi dengan timeframe 1 tahun dan 100 skenario



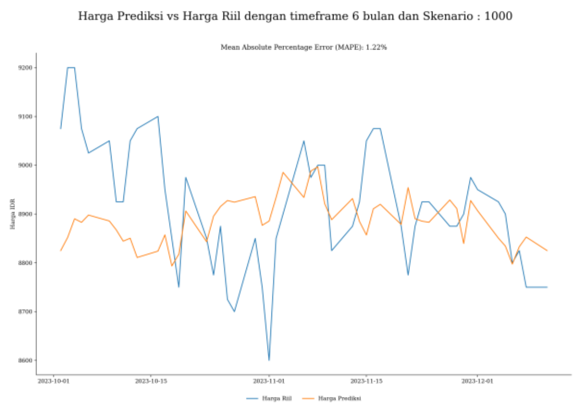
Gambar 14. Prediksi dengan timeframe 1 tahun dan 1000 skenario



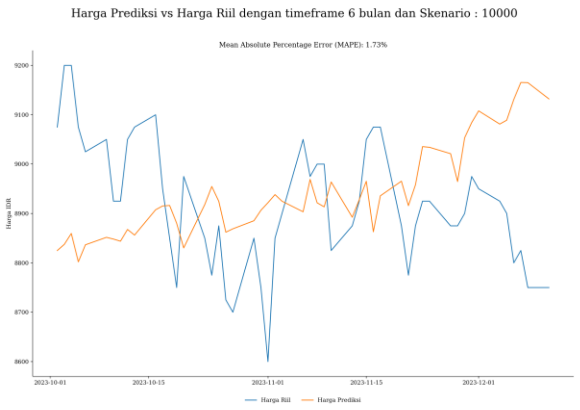
Gambar 15. Prediksi dengan timeframe 1 tahun dan 10000 skenario



Gambar 16. Prediksi dengan timeframe 6 bulan dan 100 skenario



Gambar 17. Prediksi dengan timeframe 6 bulan dan 1000 skenario



Gambar 18. Prediksi dengan timeframe 6 bulan dan 10000 skenario

Dari semua data percobaan di atas, didapatkan hasil sebagai berikut

Tabel 1. Hasil Prediksi dengan Metode GBM

Jumlah Skenario	*Timeframe*	MAPE (%)
100	1 tahun	1.67
100	6 bulan	1.31
1000	1 tahun	1.56
1000	6 bulan	1.22
10000	1 tahun	1.42
10000	6 bulan	1.73

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode GBM cukup efektif dalam memprediksi harga saham BBCA, dengan Nilai MAPE yang semuanaya dibawah 2 %, membuktikan bahwa metode ini memang berjalan sesuai dengan kelebihannya. Tetapi, proses investasi saham adalah sesuatu yang jauh lebih kompleks dibandingkan pola-pola dan mengandung berbagai unsur di dalamnya seperti sentimen pasar, keadaan ekonomi local maupun global, serta faktor-faktor tidak terduga lainnya. Maka dari itu, penting untuk tetap menjaga risiko investasi di angka yang rendah dengan tetap memperhatikan manajemen risiko di setiap Keputusan investasi yang dibuat.

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Sebagai penulis makalah ini, saya ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan inspirasi selama proses penulisan sehingga saya dapat menyelesaikan makalah yang berjudul " Aplikasi Relasi Rekurens dalam Estimasi Harga Saham BBCA dengan Model Geometric Brownian Motion" ini dengan baik. Saya mengucapkan terima kasih kepada Ibu Dr. Nur Ulfa Maulidevi, Ibu Dr. Fariska Zakhralativa Ruskanda, dan Bapak Dr. Rinaldi Munir sebagai dosen pengajar mata kuliah yang memberikan pengajaran yang berharga. Juga, terima kasih kepada kedua orang tua saya yang selalu memberikan dukungan moral dan doa restu, memberikan semangat positif untuk menyelesaikan tugas ini. Saya juga berterima kasih kepada para penulis yang menciptakan karya-karya yang menjadi landasan untuk penulisan makalah ini, serta referensi dari jurnal dan artikel-artikel yang memberikan wawasan dan kontribusi penting pada pemahaman topik. Makalah ini tidak mungkin terwujud tanpa kontribusi berharga dari setiap individu yang disebutkan di atas. Semua bantuan dan dukungan yang diberikan telah menjadi pendorong keberhasilan penulisan makalah ini. Terima kasih banyak atas segala bantuan dan dukungan yang ada, semoga makalah ini dapat bermanfaat bagi orang lain.

REFERENCES

[1] Abidin, Z.N.S. dan Jaffar, M.M. 2012. "A Review on Geometric Brownian Motion in Forecasting the Share Prices in Bursa Malaysia" https://www.researchgate.net/publication/325986792_A_Review_on_Geometric_Brownian_Motion_in_Forecasting_the_Share_Prices_in_Bursa_Malaysia (Diakses pada 11 Desember 2023).

[2] Munir, Rinaldi. 2023. "Rekursi dan relasi rekurens (Bagian 2)" https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/10-Rekursi-dan-relasi-rekurens-(Bagian2)-2023.pdf (Diakses pada 10 Desember 2023.

[3] Mustika, N. T. 2019. "Prediksi Harga Saham dengan Geometric Brownian Motion dan ARIMA – Termodifikasi Kalman Filter https://repository.its.ac.id/69162/1/06111750012010-Master_Thesis.pdf (Diakses pada 10 Desember 2023).

[4] S, Kyle. 2023. "Geometric Brownian Motion" https://stats.libretexts.org/Bookshelves/Probability_Theory/Probability_Mathematical_Statistics_and_Stochastic_Processes_(Siegrist)/18%3A_Brownian_Motion/18.04%3A_Geometric_Brownian_Motion (Diakses pada 11 Desember 2023).

[5] Quantpy. 2023. "Simulating Geometric Brownian Motion (GBM) in Python" https://quantpy.com.au/stochastic-calculus/simulating-geometric-brownian-motion-gbm-in-python/ (Diakses pada 11 Desember 2023).

[6] Xie, Y. 2022. "Power Consumption Forecast of Three Major Industries in China Based on Fractional Grey Model". https://www.researchgate.net/figure/The-model-evaluated-classification-of-MAPE-value_tbl3_362738443 (Diakses pada 11 Desember 2023).

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 11 Desember 2023

Imanuel Sebastian Girsang 13522058