

<https://journal.itera.ac.id/index.php/indojam/>

Received 10th August 2020  
Accepted 12nd October 2020  
Published 30th October 2020

Open Access

## Prediksi Harga Saham Menggunakan *Geometric Brownian Motion* Termodifikasi *Kalman Filter* dengan Konstrain

Vivien Maulidya <sup>\*a</sup>, Erna Apriliani<sup>a</sup>, Endah R. M. Putri<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

\* Corresponding E-mail: [vivien16@mhs.matematika.its.ac.id](mailto:vivien16@mhs.matematika.its.ac.id)

**Abstract:** An attractive profit is one of the attractions offered by stock investment. Changes in stock prices that are difficult to predict will result in uncertain value of profits, so it is necessary to predict the stock price using forecasting method. The model used is Geometric Brownian Motion (GBM). This model can predict future stock price movements based on historical stock data. Forecasting results with the Geometric Brownian Motion model produce significant errors due to constant parameters. To reduce the values of error, it is necessary to add a filtering method that is Kalman Filter (KF) by limiting the state variables using norm. Historical data was taken from 3 different closing price stock data, namely shares of Bank BRI, PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, and Unilever Indonesia with period of January 1 – December 31, 2019. Based on the results obtained, the addition of constraints on the GBM-KF model does not significantly influence the MAPE value. At the forecasting stage using testing data with GBM-KF model without constraints, the average MAPE value for BBRI was 0.1122%, TLKM 0.0899%, and UNVR 0.0678%. While forecasting using GBM-KF model with constraints, the average MAPE value for BBRI was 0.0958%, TLKM 0.0808%, and UNVR 0.0674%. The values of MAPE obtained are included in the high accuracy forecasting category.

**Keywords:** stock, constraint, geometric brownian motion, kalman filter.

**Abstrak:** Keuntungan yang menarik adalah salah satu daya tarik yang ditawarkan oleh investasi saham. Perubahan harga saham yang sulit diprediksi mengakibatkan keuntungan yang tidak menentu, sehingga perlu dilakukan prediksi harga saham menggunakan metode peramalan. Model yang digunakan adalah *Geometric Brownian Motion* (GBM). Model ini dapat memprediksi pergerakan harga saham di masa mendatang berdasarkan data historis saham. Hasil peramalan dengan model *Geometric Brownian Motion* menghasilkan *error* yang cukup besar dikarenakan parameter yang bersifat konstan. Untuk memperkecil nilai *error* tersebut perlu ditambahkan metode *filtering* yaitu *Kalman Filter* (KF) dengan memberi konstrain pada variabel keadaannya menggunakan norm. Data historis diambil dari 3 data harga penutupan saham berbeda yaitu saham Bank BRI, PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, dan Unilever Indonesia dengan kurun waktu 1 Januari – 31 Desember 2019. Berdasarkan hasil yang didapatkan, penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan. Pada tahap pengujian data *testing* menggunakan model GBM-KF tanpa konstrain, diperoleh nilai rata-rata MAPE untuk saham BBRI 0.1122%, TLKM 0.0899%, dan UNVR 0.0678%. Sedangkan pengujian menggunakan model GBM-KF dengan konstrain, diperoleh nilai rata-rata MAPE untuk saham BBRI 0.0958%, TLKM 0.0808%, dan UNVR 0.0674%. Nilai MAPE yang diperoleh termasuk dalam kriteria akurasi peramalan tinggi.

**Kata Kunci:** saham, konstrain, geometric brownian motion, kalman filter

## Pendahuluan

Investasi merupakan bentuk penundaan konsumsi masa sekarang untuk memperoleh konsumsi di masa yang akan datang, dimana didalamnya terkandung unsur risiko ketidakpastian [1]. Salah satu jenis investasi yang banyak dipilih saat ini adalah investasi saham, karena dapat memberikan tingkat keuntungan yang menarik bagi investor. Hal ini dibuktikan berdasarkan data yang dirilis PT. Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI) bahwa jumlah investor pasar modal di Indonesia hingga 27 Desember 2019 mencapai 2.47 juta investor dengan jumlah investor saham sebanyak 1.1 juta *single investor identification* (SID). Saham dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Dengan menyertakan modal maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, aset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) [2].

Salah satu pedoman dalam melakukan investasi saham adalah dengan melihat indeks harga saham, salah satunya Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang ada di Bursa Efek Indonesia. Indeks ini merupakan nilai representatif dari harga-harga saham di Bursa Efek Indonesia sehingga bisa dijadikan sebagai indikator untuk melihat kondisi bursa pada saat itu. Pada saat jam perdagangan ditutup, maka akan muncul harga penutupan saham (*closing price*). Harga penutupan penting karena dijadikan sebagai acuan untuk menentukan harga pembukaan pada keesokan harinya walaupun tidak menjamin bahwa harga pembukaan akan sama nilainya dengan harga penutupan pada hari sebelumnya.

Harga saham yang berfluktuasi berakibat pada tidak pastinya nilai *return* saham yang didapat investor, maka investor perlu berhati-hati dalam membuat keputusan untuk melakukan investasi terhadap saham. Kesalahan dalam mengambil keputusan tentu akan mengakibatkan kerugian kepada investor. Salah satu cara meminimalkan

risiko kerugian tersebut adalah dengan melakukan prediksi harga saham.

Peramalan adalah metode terbaik untuk melakukan prediksi harga saham pada waktu mendatang. Metode ini digunakan untuk meramalkan harga penutupan saham pada masa mendatang dengan menggunakan data harga penutupan saham yang sudah ada. Model yang digunakan untuk melakukan peramalan adalah model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain.

Model *Geometric Brownian Motion* adalah model stokastik waktu kontinu, dimana variabel acaknya mengikuti *Brownian Motion* [3]. Dari hasil peramalan menggunakan *Geometric Brownian Motion* ditemukan MAPE terendah selama periode simulasi satu minggu, dua minggu, dan satu bulan. Tetapi kesalahan cenderung meningkat saat jangka waktu yang digunakan lebih lama disebabkan oleh nilai parameter yang konstan [4]. Pada penelitian terdahulu telah dilakukan prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan nilai MAPE <10%. Untuk mendapat tingkat keakuratan yang lebih baik dibuktikan dengan nilai *error* yang lebih kecil dari hasil penelitian sebelumnya, maka perlu ditambahkan suatu konstrain pada metode *Kalman Filter*. Penggunaan *Kalman Filter* bertujuan untuk melakukan estimasi parameter. Pada penelitian ini, dilakukan prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain. Parameter yang akan diberi konstrain adalah parameter harga saham, dimana konstrainnya akan mengikuti ketentuan *Auto Rejection* yang berlaku di Bursa Efek Indonesia.

## Metode

Pada bagian ini dijelaskan langkah pengerjaan untuk membuat konstruksi model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain untuk melakukan prediksi harga saham.

Original Article

A. Pengumpulan Data

Data yang diperoleh melalui *Yahoo Finance* adalah data harga penutupan saham (*closing price*) dari saham Bank BRI (BBRI), PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM), dan Unilever Indonesia (UNVR) selama kurun waktu 1 Januari – 31 Desember 2019. Data diperoleh sebanyak 258 data untuk masing-masing saham, jumlah tersebut juga mewakili jumlah hari aktif perdagangan selama kurun waktu yang dipilih. Kemudian data yang diperoleh dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. Sehingga diperoleh data *training* sebanyak 181 data *closing price* dan data *testing* sebanyak 77 data *closing price*.

B. Tahap Uji Data

Masing-masing data harga penutupan saham kemudian dihitung nilai *return*-nya. Rumus untuk mencari nilai *return* didefinisikan sebagai berikut [5]:

$$R_i = \ln \left( \frac{S_i}{S_{i-1}} \right), \quad (1)$$

dengan

- $R_i$  : nilai *return* ke  $i$
- $\ln$  : logaritma natural
- $S_i$  : harga saham pada waktu ke- $i$
- $S_{i-1}$  : harga saham pada waktu ke- $(i-1)$ .

Selanjutnya, dilakukan uji normalitas masing-masing data *return* saham dengan Uji Kolmogorov-Smirnov. Keseluruhan nilai *return* yang diperoleh kemudian dilakukan pengujian dengan hipotesis berikut [6]:

- $H_0$  : data berdistribusi normal
- $H_1$  : data tidak berdistribusi normal.

Statistik Uji:

$$D_{hitung} = \max |F_0(x) - S_N(x)| \quad (2)$$

$$= 0.077623$$

dengan  $D_{0.05,258} = 0.084834$ .

Kriteria pengujian:

jika  $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$  dengan  $\alpha = 0.05$ , maka  $H_0$  diterima yang artinya *return* berdistribusi normal.

Perhitungan di atas adalah contoh perhitungan untuk saham BBRI. Setelah ketiga data *return* saham diujikan, diperoleh bahwa seluruh saham teruji berdistribusi normal.

C. Estimasi Parameter

Selanjutnya dihitung nilai *drift* ( $\mu$ ) dan volatilitas ( $\sigma$ ) dari masing-masing saham yang digunakan sebagai parameter peramalan harga saham. Untuk menghitung *drift* ( $\mu$ ) dan volatilitas ( $\sigma$ ) digunakan rumus berikut [5]:

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

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

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

dengan

- $s$  : standar deviasi
- $n$  : banyak data nilai *return*
- $R_i$  : *return* saat waktu ke- $i$
- $\bar{R}$  : rata-rata *return*
- $\sigma$  : volatilitas
- $t$  : selisih waktu data ( $i$ ) dengan data ( $i+1$ )
- $\mu$  : *drift*.

Hasil perhitungan kemudian disajikan dalam tabel sebagai berikut:

Tabel 1. Nilai *drift* dan volatilitas dari data *training*.

Nama Saham	Drift	Volatilitas
BBRI	0.000085	0.000947
TLKM	0.000109	0.001082
UNVR	0.000105	0.001073

Tabel 2. Nilai *drift* dan volatilitas dari data *testing*.

Nama Saham	Drift	Volatilitas
BBRI	0.000140	0.001851
TLKM	0.000086	0.001600
UNVR	0.000059	0.001448

D. Model Simulasi

Pada bagian ini, dikonstruksi model simulasi yang meliputi model *Geometric Brownian Motion*, Metode *Kalman Filter*, serta model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain.

Untuk memodelkan harga saham digunakan model *Geometric Brownian Motion* (GBM). Model ini merupakan proses stokastik dengan waktu kontinu. Model GBM dinyatakan sebagai berikut [5]:

$$dS(t) = \mu S(t)dt + \sigma S(t)dW(t). \quad (6)$$

Solusi model *Geometric Brownian Motion* didapatkan dengan menerapkan rumus Ito. Dimisalkan untuk setiap fungsi  $G(S, t)$  dari dua variabel  $S$  dan  $t$ . Selanjutnya dimasukkan hasil penurunan fungsi  $G(S, t) = \ln(S(t))$  ke dalam rumus Ito, maka diperoleh persamaan berikut [5]:

$$d(\ln S(t)) = \left[ \left( \frac{1}{S(t)} \right) \mu S(t) + \frac{1}{2} \left( - \frac{1}{S(t)^2} \right) \sigma^2 S(t)^2 \right] dt + \left( \frac{1}{S(t)} \right) \sigma S(t) dW(t)$$

$$d(\ln S(t)) = \left( \mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW(t)$$

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

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

$$S(t + 1) = S(t) e^{\left( \mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma \varepsilon \sqrt{dt}}. \quad (7)$$

Metode *Kalman Filter* ditambahkan kedalam model *Geometric Brownian Motion* berfungsi untuk melakukan estimasi variabel keadaan, dimana parameter yang digunakan adalah *drift*, volatilitas, dan harga penutupan saham. Metode *Kalman Filter* memiliki keunggulan dalam mengestimasi suatu keadaan berdasarkan data model dan pengukuran. Data pengukuran terbaru akan berguna untuk mengoreksi hasil prediksi, sehingga hasil estimasi akan mendekati hasil sebenarnya. Proses estimasi *Kalman Filter* dilakukan dengan cara memprediksi variabel keadaan berdasarkan sistem dinamik dilanjutkan dengan mengoreksi data-data pengukuran untuk memperbaiki hasil estimasi.

Terdapat dua tahapan dalam *Kalman Filter*, pertama yaitu tahap prediksi (*time predict*) dilakukan dengan memprediksi variabel keadaan yang dipengaruhi oleh dinamika sistem dengan menggunakan persamaan estimasi variabel keadaan

dan tingkat akurasiya dihitung menggunakan persamaan kovariansi *error*. Kedua, tahap koreksi (*measurement update*) dilakukan pengukuran terhadap hasil prediksi variabel keadaan yang diperoleh menggunakan Kalman Gain yang berfungsi untuk meminimumkan kovariansi *error*. Algoritma dari *Kalman Filter* dapat dilihat pada tabel berikut [7]:

Tabel 3. Algoritma *Kalman Filter*.

Model Sistem dan Pengukuran	Model Sistem: $x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k$ (1) Model Pengukuran: $z_k = H_k x_k + v_k$ (2) Dengan asumsi: $x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_{x_0}); w_k \sim N(0, Q_k); v_k \sim N(0, R_k)$ (3)
Inisialisasi	$\hat{x}_0 = \bar{x}_0$ (4) $P_0 = P_{x_0}$ (5)
Tahap Prediksi ( <i>Time Predict</i> )	Estimasi: $\hat{x}_{k+1} = A_k \hat{x}_k + B_k u_k$ (6) Kovariansi <i>Error</i> : $P_{k+1} = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T$ (7)
Tahap Koreksi ( <i>Measurement Update</i> )	Kalman Gain: $K_{k+1} = P_{k+1} H^T (H_{k+1} P_{k+1} H^T + R_{k+1})^{-1}$ (8) Estimasi: $\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_{k+1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1})$ (9) Kovariansi <i>Error</i> : $P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}$ (10)

Penerapan konstrain norm diaplikasikan pada parameter yang menjadi variabel keadaan di model sistem *Kalman Filter*. Dimisalkan dinamika estimator linear [8]:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\sigma} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{\mu\mu} & A_{\mu\sigma} & A_{\mu y} \\ A_{\sigma\mu} & A_{\sigma\sigma} & A_{\sigma y} \\ A_{y\mu} & A_{y\sigma} & A_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\sigma} \\ \hat{y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{\mu} \\ B_{\sigma} \\ B_{y} \end{bmatrix} u \quad (18)$$

$$z = [H_{\mu} \quad H_{\sigma} \quad H_{y}] \begin{bmatrix} \mu \\ \sigma \\ y \end{bmatrix} + r_v v. \quad (19)$$

Dimana  $\hat{\mu} \in \mathbb{R}^{n_{\mu}}$  adalah estimasi dari  $\mu$ ,  $\hat{\sigma} \in \mathbb{R}^{n_{\sigma}}$  adalah estimasi dari  $\sigma$ ,  $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$  adalah estimasi dari  $y$  dan  $r = z - \hat{z}$  adalah pengukuran residual, dan  $\hat{z} = H_{\mu} \hat{\mu} + H_{\sigma} \hat{\sigma} + H_x \hat{y}$  adalah pengukuran yang diprediksi. Estimasi  $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$  dibatasi dengan cara berikut:

$$\hat{y}^T \hat{y} = l \quad (20)$$

## Original Article

Kendala (9) secara ekivalen dapat ditulis sebagai  $\|\hat{y}\| = \sqrt{l}$ . Dimana nilai  $l$  akan mengikuti ketentuan batasan *Auto Rejection* sebagai berikut [9]:

1. Lebih dari 35% (tiga puluh lima perseratus) di atas atau 10% (sepuluh perseratus) di bawah acuan harga untuk saham dengan rentang harga Rp50 (lima puluh rupiah) sampai dengan Rp200 (dua ratus rupiah).
2. Lebih dari 25% (dua puluh lima perseratus) di atas atau 10% (sepuluh perseratus) di bawah acuan harga untuk saham dengan rentang harga lebih dari Rp200 (dua ratus rupiah) sampai dengan Rp5.000 (lima ribu rupiah).
3. Lebih dari 20% (dua puluh perseratus) di atas atau 10% (sepuluh perseratus) di bawah acuan harga untuk saham dengan harga di atas Rp5.000 (lima ribu rupiah).

*Auto Rejection* adalah penolakan otomatis oleh *Jakarta Automatic Trading System (JATS)* terhadap penawaran jual atau permintaan beli yang dimasukkan kedalam JATS sebagai akibat dilampauinya batasan harga yang ditetapkan oleh Bursa Efek [10]. Batas atas dari *Auto Rejection* artinya kenaikan harga saham maksimal senilai persentase dari batas atas dikali dengan harga saham pada saat itu. Sedangkan batas bawah dari *Auto Rejection* artinya penurunan dari harga saham sedalam-dalamnya senilai persentase dari batas bawah dikali harga saham pada saat itu.

Selanjutnya metode *Kalman Filter* diterapkan pada model *Geometric Brownian Motion*, kemudian parameternya akan diberi konstrain. Pada model GBM, parameter yang digunakan adalah *drift* dan volatilitas yang diasumsikan konstan sehingga bisa ditulis sebagai berikut:

$$\sigma_{t+1} = \sigma_t \quad (21)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t. \quad (22)$$

Solusi dari model GBM:

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

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

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

$$y(t+1) = y(t) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}. \quad (23)$$

Berdasarkan persamaan (21), (22), dan (23) kemudian dibentuk model sistem dan model pengukuran dari *Kalman Filter*. Model *Geometric Brownian Motion* adalah model nonlinear sehingga harus dilinearisasi terlebih dahulu. Setelah dilakukan pelinieran, maka diperoleh persamaan berikut:

Model sistem:

$$X_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k$$

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ dt & \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + G w_k \quad (24)$$

Model pengukuran:

$$z_k = H_k x_k + v_k$$

$$z_k = \begin{bmatrix} dt & \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + v_k \quad (25)$$

Pada tahap awal akan diberikan inisialisasi untuk nilai awal masing-masing parameter dan kovarian sebagai berikut:

$$\hat{X}_0 = \begin{bmatrix} \mu_0 \\ \sigma_0 \\ y(0) \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\hat{P}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\hat{Q}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$R = 10^{-5} \quad (29)$$

## Hasil dan Pembahasan

Simulasi menggunakan software MATLAB 2016b. Visualisasi hasil simulasi yang dipaparkan berupa tabel dan gambar grafik dari saham BBRI. Simulasi berfokus pada pergerakan harga saham terhadap waktu.

### A. Simulasi dengan *Geometric Brownian Motion*

Pada simulasi model *Geometric Brownian Motion* akan dilakukan dengan 2 macam variasi, yaitu perbedaan pada jumlah iterasi dan penambahan data

training ke dalam simulasi. Berdasarkan hasil *running* dengan iterasi sebanyak 100, 500, dan 1000 didapatkan hasil sebagai berikut:

**Tabel 4.** Hasil simulasi data *training* GBM (variasi iterasi).

Nama Saham	MAPE Minimum		
	100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi
BBRI	3.96%	2.88%	3.19%
TLKM	3.44%	2.63%	2.77%
UNVR	3.47%	3.24%	3.42%

**Tabel 5.** Hasil simulasi data *testing* GBM (variasi iterasi).

Nama Saham	MAPE		
	100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi
BBRI	3.43%	14.23%	4.06%
TLKM	3.23%	4.77%	28.65%
UNVR	33.81%	5.92%	5.88%

Simulasi selanjutnya yaitu dengan penambahan 181 data *training* sebagai data historis kedalam simulasi GBM, simulasi yang diambil adalah simulasi dengan 1000 iterasi, hasil simulasi sebagai berikut:

**Tabel 6.** Hasil simulasi data *training* GBM.

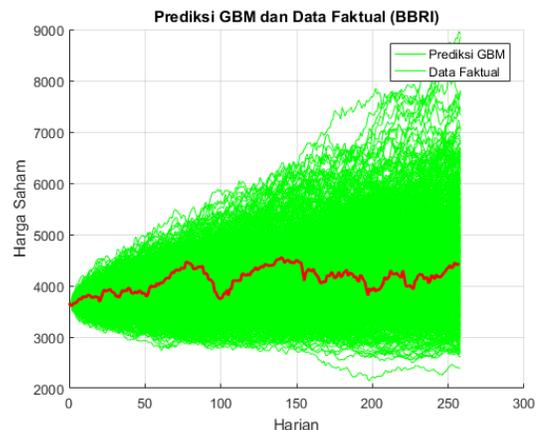
Nama Saham	MAPE Minimum	
	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i> )
BBRI	3.19%	1.13%
TLKM	2.77%	1.37%
UNVR	3.42%	1.38%

**Tabel 7.** Hasil simulasi data *testing* GBM.

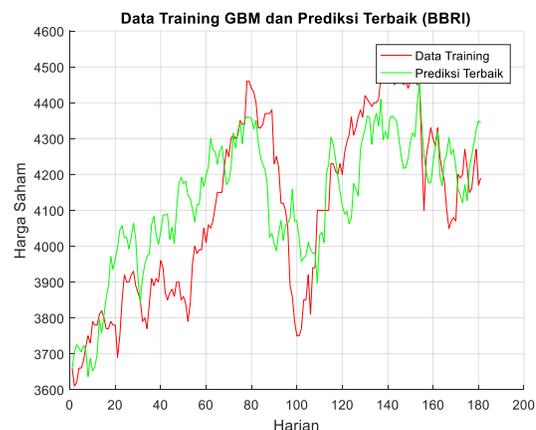
Nama Saham	MAPE	
	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i> )
BBRI	4.06%	9.07%
TLKM	28.65%	13.49%
UNVR	5.88%	4.62%

Tabel 4 dan Tabel 6 merupakan hasil simulasi data *training* GBM dengan nilai minimum MAPE hasil prediksi dihitung terhadap data faktualnya yaitu data *training*. Setelah diperoleh nilai minimum MAPE, kemudian dihitung nilai MAPE dari hasil simulasi data *testing* yang terlampir pada Tabel 5 dan Tabel 7. Berdasarkan tabel di atas, diperoleh bahwa penambahan jumlah iterasi pada simulasi tidak menjamin menghasilkan nilai minimum MAPE terkecil. Nilai MAPE yang berubah-ubah disebabkan oleh variabel acak yang terdapat dalam model *Geometric*

*Brownian Motion*. Diperolehnya nilai minimum MAPE dari pengolahan data *training* juga tidak menjamin menghasilkan nilai MAPE yang minimum saat diujikan pada data *testing*. Penambahan data *training* kedalam simulasi yang berfungsi sebagai data historis menghasilkan nilai minimum MAPE lebih kecil. Berikut tampilan grafik dari hasil simulasi GBM dengan iterasi sebanyak 1000:



**Gambar 1.** Prediksi saham BBRI.

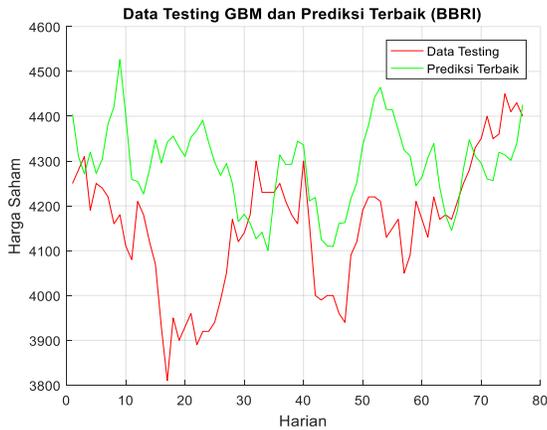


**Gambar 2.** Perbandingan prediksi terbaik dengan data *training* saham BBRI.

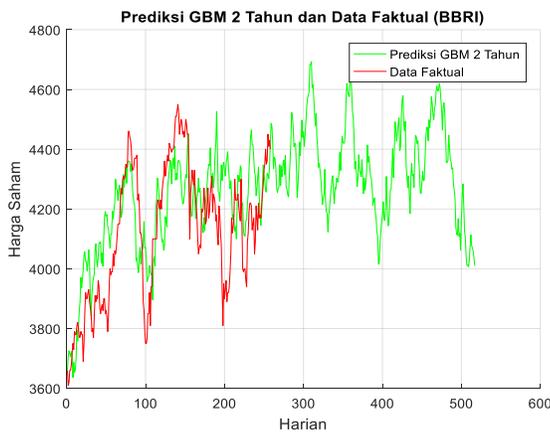
Gambar 1 dan Gambar 2 menyatakan hasil simulasi untuk saham BBRI. Pada Gambar 2, terlihat bahwa prediksi terbaik memberikan hasil mendekati data *training*. Lintasan berwarna hijau merupakan hasil prediksi dengan variabel acak yang berdistribusi normal, sehingga menghasilkan lintasan yang berbeda-beda. Lintasan berwarna merah adalah data faktual

Original Article

saham BBRI. Data faktual terdiri dari data *training* dan data *testing*. Lintasan dengan nilai MAPE terkecil disebut sebagai prediksi terbaik yang selanjutnya diujikan terhadap data *testing* dilanjutkan dengan simulasi prediksi untuk jangka waktu 2 tahun.



Gambar 3. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *testing* saham BBRI.



Gambar 4. Prediksi saham BBRI 2 tahun.

Gambar 3 merupakan perbandingan hasil prediksi dengan data *testing* dan Gambar 4 merupakan perbandingan data faktual dengan prediksi terbaik saham BBRI untuk jangka waktu 2 tahun yang diasumsikan berjumlah 516 data. Selanjutnya ditampilkan hasil simulasi berdasarkan rata-rata MAPE sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil simulasi data *training* GBM (rata-rata MAPE).

Nama	Rata-rata MAPE
------	----------------

Saham	100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 iterasi (data <i>training</i> )
BBRI	10.11%	10.19%	10.12%	1.39%
TLKM	11.19%	10.83%	10.77%	1.63%
UNVR	11.40%	11.09%	11.83%	1.59%

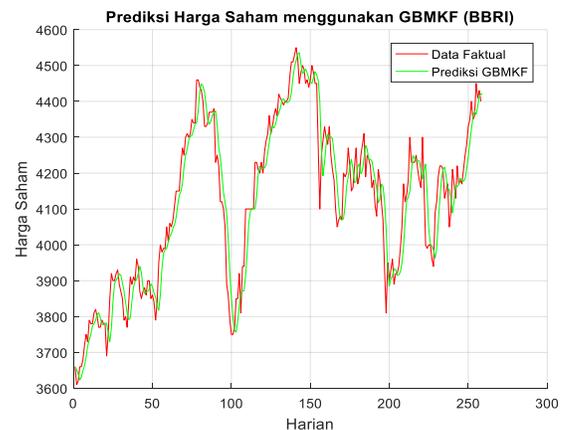
Tabel 9. Hasil simulasi data *testing* GBM (rata-rata MAPE).

Nama Saham	Rata-rata MAPE			
	100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 iterasi (data <i>training</i> )
BBRI	15.98%	16.51%	16.42%	7.44%
TLKM	17.59%	19.40%	19.02%	9.92%
UNVR	21.24%	20.61%	22.12%	12.27%

Berdasarkan tabel di atas, dapat diketahui bahwa penambahan jumlah iterasi tidak memperkecil nilai rata-rata MAPE. Sedangkan dengan penambahan data *training* kedalam simulasi, terlihat bahwa rata-rata MAPE yang dihasilkan lebih kecil dari 3 simulasi lainnya. Selanjutnya dihitung rata-rata MAPE dari simulasi data *testing* masing-masing saham. Pada simulasi iterasi sebanyak 1000 dengan penambahan data *training*, diperoleh bahwa rata-rata MAPE baik pada simulasi data *training* maupun data *testing* bernilai jauh lebih kecil.

B. Simulasi dengan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain

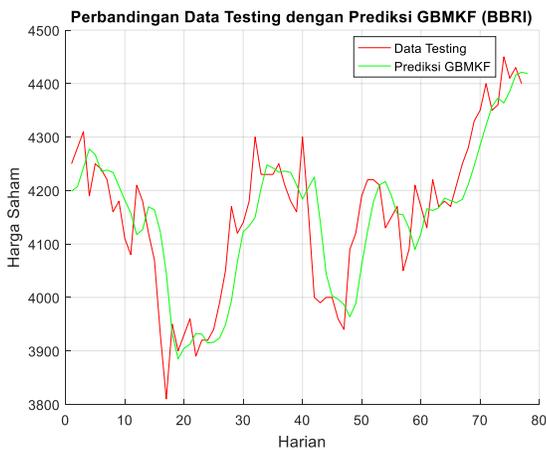
Grafik yang ditampilkan adalah simulasi dari saham BBRI dengan model GBM-KF sebelum dan sesudah penambahan konstrain dengan data faktual sebagai data pengukuran.



**Gambar 5.** Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.

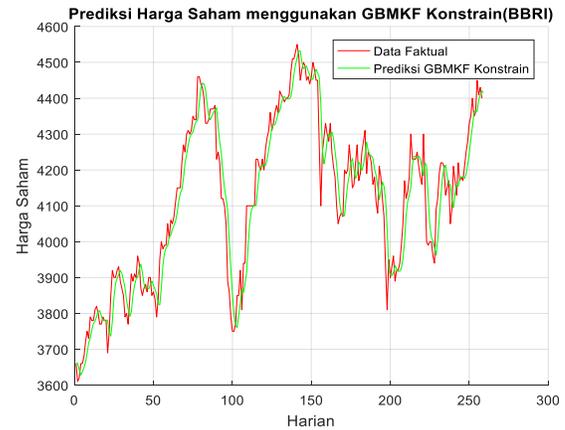


**Gambar 6.** Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.

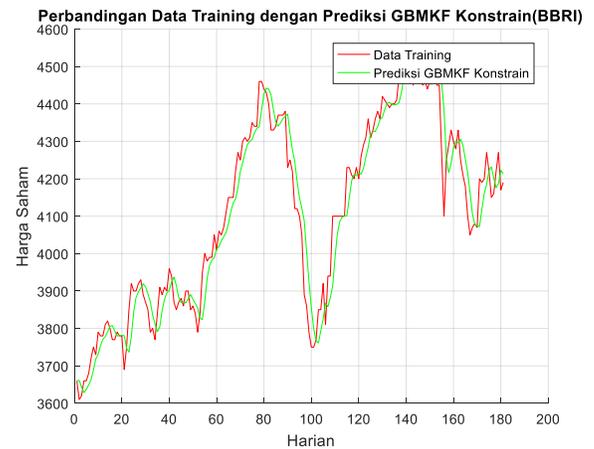


**Gambar 7.** Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.

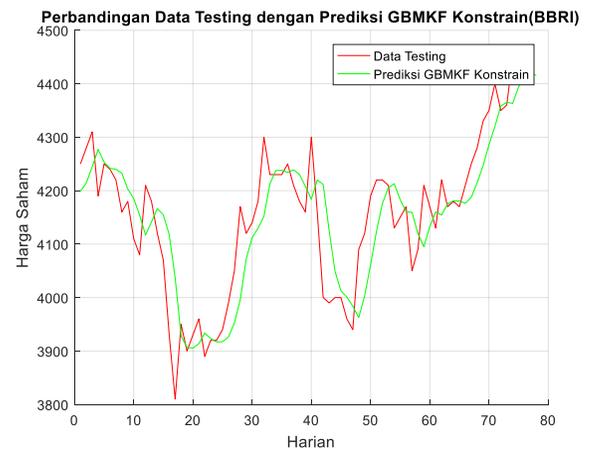
Grafik di atas merupakan hasil dari simulasi GBM-KF untuk saham BBRI. Data pengukuran yang dimasukkan adalah data faktual saham. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat diketahui bahwa hasil prediksi mendekati data faktual. Selanjutnya disimulasikan saham BBRI dengan model GBM-KF dengan konstrain sebagai berikut:



**Gambar 8.** Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.



**Gambar 9.** Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.



**Gambar 10.** Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.

Original Article

Berdasarkan simulasi prediksi saham BBRI menggunakan GBM-KF dengan konstrain, diperoleh bahwa penambahan konstrain tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Oleh karena itu, akan dihitung keakuratan model dengan MAPE sebagai berikut:

Tabel 10. Nilai MAPE GBM-KF tanpa konstrain dan GBM-KF dengan konstrain (data *training*).

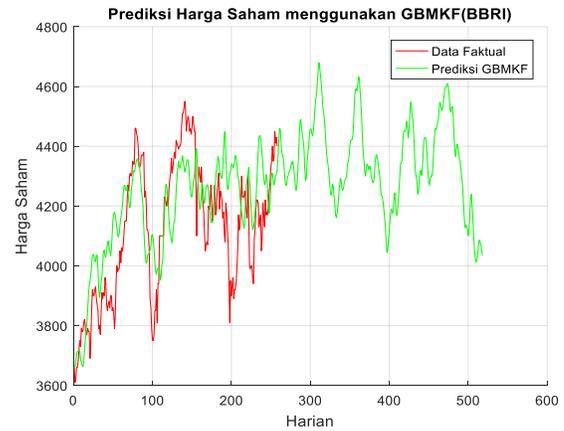
Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	0.08%	0.08%
TLKM	0.09%	0.09%
UNVR	0.07%	0.08%

Tabel 11. Nilai MAPE GBM-KF tanpa konstrain dan GBM-KF dengan konstrain (data *testing*).

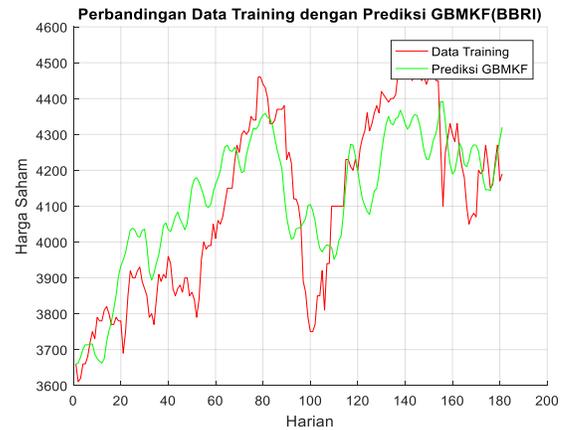
Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	0.10%	0.10%
TLKM	0.08%	0.09%
UNVR	0.07%	0.07%

Tabel 10 menunjukkan nilai rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data *training*, nilai rata-rata MAPE diambil dari 10 kali simulasi. Tabel 11 menunjukkan nilai rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data *testing*. Berdasarkan tabel diatas, penambahan konstrain pada GBM-KF tidak membuat nilai MAPE selalu lebih kecil dari model GBM-KF.

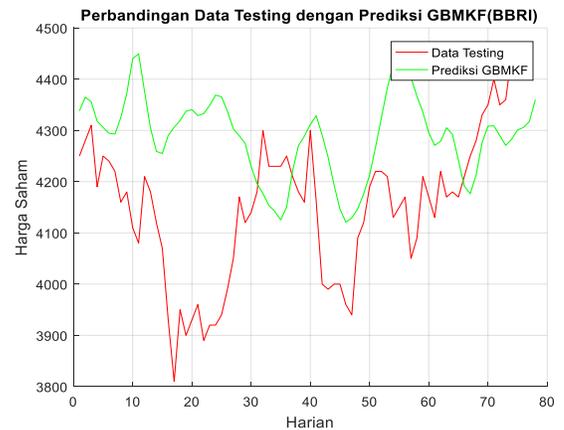
Pada simulasi GBM-KF di atas, data pengukuran yang dimasukkan adalah data faktual saham, sehingga akan sulit memperoleh prediksi untuk jangka panjang. Selanjutnya, disimulasikan data prediksi GBM sebagai data pengukuran dari model GBM-KF untuk mendapatkan prediksi harga saham dengan jangka waktu 2 tahun dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 11. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.



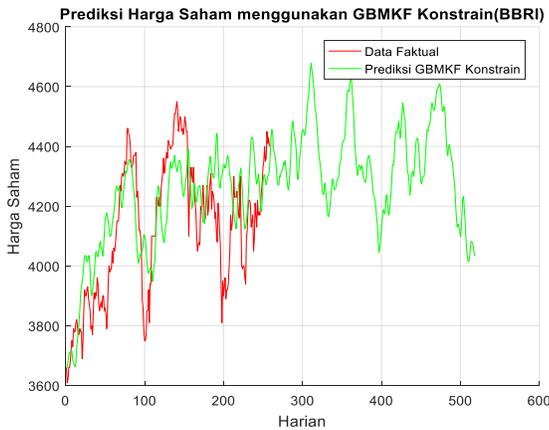
Gambar 12. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.



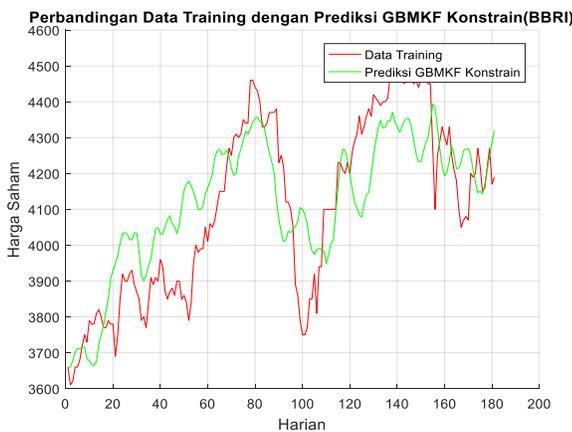
Gambar 13. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF tanpa konstrain.

Selanjutnya, disimulasikan saham BBRI dengan

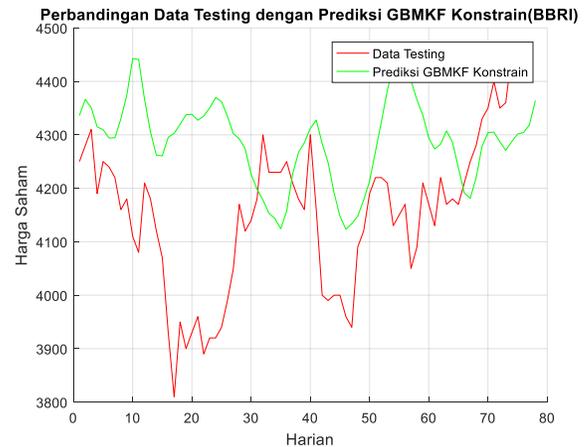
model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 14. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.



Gambar 15. Perbandingan data training dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.



Gambar 16. Perbandingan data testing dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain.

Berdasarkan pengujian menggunakan data prediksi GBM, prediksi menggunakan model GBM-KF pada saham BBRI mendekati data faktual dengan baik. Penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Berikut ditampilkan hasil simulasi model GBM-KF sebelum dan sesudah penambahan konstrain dengan data prediksi GBM sebagai data pengukuran:

Tabel 12. Nilai MAPE GBM-KF tanpa konstrain dan GBM-KF dengan konstrain (data training).

Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	0.68%	0.68%
TLKM	6.20%	6.20%
UNVR	0.90%	0.90%

Tabel 13. Nilai MAPE GBM-KF tanpa konstrain dan GBM-KF dengan konstrain (data testing).

Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	0.47%	0.47%
TLKM	5.75%	5.75%
UNVR	1.64%	1.64%

Tabel 12 menunjukkan rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data training, diperoleh bahwa nilai rata-rata MAPE yang dihasilkan berada pada akurasi peramalan yang tinggi yaitu <10%, begitu juga saat diujikan pada data testing seperti terlampir pada tabel

## Original Article

13. Penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan.

### C. Tahap Perbandingan

Tahap selanjutnya yaitu melakukan perbandingan berdasarkan rata-rata MAPE dari masing-masing simulasi yang bertujuan untuk melihat akurasi model yang terbaik.

1. Perbandingan keakuratan model GBM sebelum dan sesudah dimasukkan data *training*

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* dan data *testing* sebagai berikut:

**Tabel 14.** Hasil rata-rata MAPE GBM (data *training*).

Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i> )
BBRI	10.12 %	1.39%
TLKM	10.77%	1.63%
UNVR	11.83%	1.59%

**Tabel 15.** Hasil rata-rata MAPE GBM (data *testing*).

Nama Saham	Rata-rata MAPE	
	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i> )
BBRI	16.42%	7.44%
TLKM	19.02%	9.92%
UNVR	22.12%	12.27%

Berdasarkan Tabel 14, nilai MAPE dari hasil prediksi berada pada tingkat akurasi peramalan baik, sedangkan tingkat akurasi peramalan Tabel 15 biasa. Prediksi dengan memasukkan data *training* ke dalam simulasi GBM menghasilkan rata-rata MAPE lebih kecil. Hal ini disebabkan oleh data *training* yang berfungsi sebagai koreksi di dalam simulasi, sehingga menghasilkan *error* yang lebih kecil. Nilai MAPE dihitung terhadap data faktual masing-masing saham.

2. Perbandingan keakuratan model GBM, GBM-KF, dan GBM-KF dengan konstrain

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* dan data *testing* sebagai berikut:

**Tabel 16.** Hasil rata-rata MAPE dari model GBM, GBM-KF, dan GBM-KF dengan konstrain (data *training*).

Nama Saham	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	10.12%	0.08%	0.08%
TLKM	10.77%	0.09%	0.09%
UNVR	11.83%	0.07%	0.08%

**Tabel 17.** Hasil rata-rata MAPE dari model GBM, GBM-KF, dan GBM-KF dengan konstrain (data *testing*).

Nama Saham	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
BBRI	16.42%	0.10%	0.10%
TLKM	19.02%	0.08%	0.09%
UNVR	22.12%	0.07%	0.07%

Tabel 16 dan Tabel 17 menunjukkan bahwa nilai rata-rata MAPE dari GBM-KF baik sesudah maupun sebelum penambahan konstrain lebih kecil dari simulasi dengan model GBM. Hal ini disebabkan karena di dalam *Kalman Filter* terdapat 2 tahapan utama yaitu: tahap prediksi dan tahap koreksi. Setelah melakukan tahap prediksi, hasil dari tahapan tersebut akan dikoreksi dengan data pengukuran, sehingga hasil dari tahap koreksi tersebut akan mengikuti pergerakan dari data pengukuran yang ada. Penambahan konstrain pada GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan, nilai MAPE yang berubah-ubah disebabkan oleh variabel acak yang berdistribusi normal.

3. Perbandingan keakuratan model GBM, GBM-KF (data faktual) dan GBM-KF (data prediksi GBM)

Selanjutnya dibandingkan hasil simulasi model GBM, GBM-KF dengan data faktual sebagai data pengukurannya dan GBM-KF dengan data prediksi GBM sebagai data pengukurannya, berikut hasil simulasi pada tabel di bawah:

**Tabel 18.** Hasil rata-rata MAPE terhadap data *training* dengan GBM, GBM-KF (data faktual) dan GBM-KF (data prediksi GBM).

Nama Saham	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF (data faktual)	GBM-KF (data prediksi GBM)
BBRI	10.12%	0.08%	0.68%
TLKM	10.77%	0.09%	6.20%
UNVR	11.83%	0.07%	0.90%

**Tabel 19.** Hasil rata-rata MAPE terhadap data *testing* dengan GBM, GBM-KF (data faktual) dan GBM-KF (data prediksi GBM).

Nama Saham	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF (data faktual)	GBM-KF (data prediksi GBM)
BBRI	16.42%	0.10%	0.47%
TLKM	19.02%	0.08%	5.75%
UNVR	22.12%	0.07%	1.64%

Hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* ditampilkan pada Tabel 18 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 19. Berdasarkan kedua tabel di atas, diperoleh nilai MAPE dari GBM-KF dengan data faktual sebagai data pengukurannya lebih kecil dari model lainnya. Penggunaan data prediksi GBM sebagai data pengukuran menunjukkan hasil peramalan yang bagus ditunjukkan dengan tingkat akurasi peramalan tinggi yaitu <10%.

- Perbandingan keakuratan model GBM, GBM-KF dengan konstrain (data faktual) dan model GBM-KF dengan konstrain (data prediksi GBM)

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* pada Tabel 20 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 21 sebagai berikut:

**Tabel 20.** Hasil rata-rata MAPE terhadap data *training* dengan GBM, GBM-KF dengan konstrain (data faktual) dan GBM-KF dengan konstrain (data prediksi GBM).

Nama Saham	Mean MAPE		
	GBM	GBM-KF dengan Konstrain (data faktual)	GBM-KF dengan Konstrain (data prediksi GBM)
BBRI	10.12%	0.08%	0.68%
TLKM	10.77%	0.09%	6.20%
UNVR	11.83%	0.08%	0.90%

**Tabel 21.** Hasil rata-rata MAPE terhadap data *testing* dengan GBM,

GBM-KF dengan konstrain (data faktual) dan GBM-KF dengan konstrain (data prediksi GBM).

Nama Saham	Mean MAPE		
	GBM	GBM-KF dengan Konstrain (data faktual)	GBM-KF dengan Konstrain (data prediksi GBM)
BBRI	16.42%	0.10%	0.47%
TLKM	19.02%	0.09%	5.75%
UNVR	22.12%	0.07%	1.64%

Berdasarkan kedua tabel di atas, nilai rata-rata MAPE dari GBM-KF dengan konstrain dengan data faktual sebagai data pengukurannya lebih kecil dari model lainnya. Penggunaan data prediksi GBM sebagai data pengukuran menunjukkan hasil peramalan yang bagus ditunjukkan dengan tingkat akurasi peramalan tinggi yaitu <10%.

## Kesimpulan

Berdasarkan hasil studi, simulasi, dan pembahasan di atas, dapat disimpulkan beberapa hal terkait prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan Konstrain sebagai berikut:

- Diperolehnya konstruksi Model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain.
- Keakuratan dari model GBM-KF dengan konstrain berada dalam kriteria akurasi peramalan tinggi yaitu MAPE <10%. Penggunaan model GBM-KF dengan konstrain mendukung hasil prediksi mendekati data faktual.
- Keakuratan dari model GBM untuk perhitungan terhadap data *training* berada pada kriteria akurasi baik, sedangkan untuk perhitungan terhadap data *testing* berada pada kriteria akurasi peramalan biasa. Penggunaan model GBM-KF dengan konstrain berada pada kriteria akurasi peramalan tinggi baik pada pengujian terhadap data *training* dan data *testing*.

## Original Article

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Martalena & Maya. "Pengantar Pasar Modal". Andi Yogyakarta, 2011.
- [2] "https://www.idc.co.id/produk/saham/" diakses pada 22 Januari 2020.
- [3] Omar, A. & Jaffar, MM. "Forecasting Share Price of Small Sie Companies in Bursa Malaysia Using Geometric Brownian Motion". Journal International, Applied Mathematics & Information Science 8, No. 1, Hal. 107-112, Faculty of Computer and Mathematical Science, Universiti Teknologi MARA: Selangor, Malaysia, 2014.
- [4] Redy, K & Vaughan C. "Simulating Stock Prices Using Geometric Brownian Motion: Evidence from Australian Companies". Australian Accounting, Business and Finance Journal, 10(3), Hal. 23-47, 2016.
- [5] Dmouj, A. "Stock Price Modeling: Theory and Practice". Vrije Universiteit Faculty of Sciences Amsterdam. The Netherland, 2006.
- [6] Massey, F. J. "The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit". Journal of the American Statistical Association, 46(253), pp. 6878, 1951.
- [7] Lewis, F. L. "Optimal Estimation with An Introduction to Stochastic Control Theory". School of Electrical Engineering Georgia Institute of Technology Atlanta: Georgia, 1998.
- [8] Forbes, J. R., Anton, H. J., Zlotnik, D. E. "Continuous-time norm-constrained Kalman filtering". Automatica, 2014.
- [9] "https://www.idxchannel.com/market-news/bei- implementasikan-perubahan-batasan-auto-rejection-perdagangan-saham-mulai-hari-ini" diakses pada 10 Maret 2020.
- [10] "https://www.idx.co.id/investor/mekanisme-perdagangan/" diakses pada 24 September 2020.

## LAMPIRAN

## Algoritma GBM-KF dengan Konstrain

Input:  $x_{k-1}$ ,  $x_k$ ,  $A$ ,  $H$ ,  $G$ ,  $w_k$ ,  $v_k$ ,  $P$ ,  $Q$ ,  $R$ ,  $data$ Output:  $\hat{x}_{k+1}$ ,  $P_{k+1}$ 

1.  $x_{k+1} \leftarrow Ax_k + Gw_k$
2.  $z_k \leftarrow Hx_k + v_k$
3.  $\hat{x}_{k+1} \leftarrow A\hat{x}_k$
4.  $P_{k+1} \leftarrow AP_kA^T + GQ_kG^T$
5.  $K_{k+1} \leftarrow P_{k+1}H^T(HP_{k+1}H^T + R_{k+1})^{-1}$
6.  $\hat{x}_{k+1} \leftarrow \hat{x}_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}_{k+1})$   
 while  $\hat{x}_{k+1} > data * (1+batas\ atas) \ || \ \hat{x}_{k+1} < data * (1+batas\ bawah)$   
 $\hat{x}_{k+1} \leftarrow \hat{x}_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}_{k+1})$   
 end
7.  $P_{k+1} \leftarrow (I - K_{k+1}H_{k+1})P_{k+1}$