



TUGAS AKHIR - KM184801

**PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN
GEOMETRIC BROWNIAN MOTION TERMODIFIKASI
KALMAN FILTER DENGAN KONSTRAIN**

**VIVIEN MAULIDYA
NRP. 06111640000054**

**Dosen Pembimbing
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si.**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**



FINAL PROJECT - KM184801

**FORECASTING STOCK PRICE USING GEOMETRIC
BROWNIAN MOTION MODIFIED BY CONSTRAINED
KALMAN FILTER**

**VIVIEN MAULIDYA
NRP. 0611164000054**

**Supervisor
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si.**

**DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Science and Analytical Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**

LEMBAR PENGESAHAN

**PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN GEOMETRIC
BROWNIAN MOTION TERMODIFIKASI KALMAN FILTER
DENGAN KONSTRAIN**

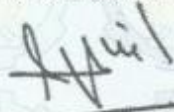
***FORECASTING STOCK PRICE USING GEOMETRIC BROWNIAN
MOTION MODIFIED BY CONSTRAINED KALMAN FILTER***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika
Program Sarjana Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya

Oleh :
VIVIEN MAULIDYA
NRP. 0611164000054

Menyetujui,
Dosen Pembimbing



Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si.
NIP. 19660414 199102 2 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
FSAD ITS



Subchan, Ph.D
NIP. 19710513-199702 1 001
Surabaya, 19 Agustus 2020

**PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN
GEOMETRIC BROWNIAN MOTION TERMODIFIKASI
KALMAN FILTER DENGAN KONSTRAIN**

Nama : Vivien Maulidya
NRP : 0611164000054
Departemen : Matematika
Dosen Pembimbing : Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

ABSTRAK

Keuntungan yang menarik adalah salah satu daya tarik yang ditawarkan oleh investasi saham. Perubahan harga saham yang sulit diprediksi mengakibatkan nilai 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 yang 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* dengan memberi konstrain pada variabel keadaannya menggunakan norm. Berdasarkan hasil yang diperoleh, penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan. Nilai MAPE yang diperoleh termasuk dalam kriteria akurasi tinggi.

Kata Kunci : Saham, Konstrain, *Geometric Brownian Motion* (GBM), *Kalman Filter*.

***FORECASTING STOCK PRICE USING GEOMETRIC
BROWNIAN MOTION MODIFIED BY CONSTRAINED
KALMAN FILTER***

Name : Vivien Maulidya
NRP : 0611164000054
Department : Mathematics
Supervisor : Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

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 the 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 error value, it is necessary to add a filtering method that is Kalman Filter by limiting the state variables using norm. Based on the results obtained, the addition of constraints on the GBM-KF model does not significantly influence the MAPE value. The values of MAPE obtained are included in the high accuracy category.

Keywords : Stock, Constraint, Geometric Brownian Motion (GBM), Kalman Filter.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil'alamin. Segala puji dan syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul

“PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN GEOMETRIC BROWNIAN MOTION TERMODIFIKASI KALMAN FILTER DENGAN KONSTRAIN”

sebagai salah satu syarat kelulusan Program Sarjana Departemen Matematika FSAD Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh sebab itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Orang tua penulis, Bunda yang telah memberikan dukungan dan doa kepada penulis.
2. Bapak Subchan, S.Si, M.Sc, Ph.D selaku Kepala Departemen Matematika FSAD Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
3. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si selaku dosen pembimbing atas bimbingan, saran, masukan, kritik dan pengalaman yang tak terlupakan selama proses mengerjakan Tugas Akhir ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
4. Ibu Endah Rokhmati Merdika Putri, S.Si, M.T, Ph.D atas bimbingan, saran, motivasi dan

pengalaman yang tak terlupakan selama proses mengerjakan Tugas Akhir ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.

5. Bapak Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si dan Bapak Drs. Sadjidon, M.Si selaku dosen penguji atas saran dan masukan yang telah diberikan.
6. Ibu Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si, MT selaku Sekretaris Program Studi Sarjana Departemen Matematika FSAD ITS yang telah memberikan arahan akademik.
7. Seluruh Bapak dan Ibu dosen serta para staff Tata Usaha Departemen Matematika FSAD ITS.
8. Adik penulis, Zila atas dukungan dan semangat yang telah diberikan kepada penulis.
9. Teman seperjuangan penulis, Yaya, Ajin, Eca, Muti, Disa, dan Febi yang senantiasa memberikan dukungan dan semangat.
10. Teman-teman HEHEHE, Annisa, Bunga, Masha, Erlin, Jinan, Hasna, Kirmad, Kirbek, Aufa, dan Zane yang senantiasa memberikan semangat dan motivasi.
11. Mas Tito, Sandy, Dita, dan Mayga yang senantiasa membantu penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.
12. Mba Naning, Upil, dan Ilak yang senantiasa memberikan semangat dan dukungan kepada penulis.
13. Seluruh pihak yang belum disebutkan yang telah memberikan saran, dukungan dan motivasi dalam penyusunan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa dalam laporan penelitian ini masih terdapat kekurangan. Oleh sebab itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan oleh penulis. Akhirnya penulis berharap semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi banyak pihak.

Surabaya, 17 Agustus 2020

Vivien Maulidya

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	V
ABSTRAK	VII
ABSTRACT	IX
KATA PENGANTAR.....	XI
DAFTAR ISI	XV
DAFTAR GAMBAR	XIX
DAFTAR TABEL.....	XXIII
DAFTAR SIMBOL.....	XXV
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan.....	3
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Penelitian Terdahulu.....	7
2.2 Pengertian Terkait	8
1. Saham	8
2. Dividen.....	8
3. <i>Closing Price</i>	9
4. <i>Return Saham</i>	9
5. <i>Volatilitas/Volatility</i>	9

6. <i>Drift</i>	10
7. Norm	10
2.3 Model <i>Geometric Brownian Motion</i>	10
2.4 Metode <i>Kalman Filter</i>	12
2.5 <i>Kalman Filter</i> dengan Konstrain Norm	13
2.6 MAPE	14
2.7 Uji Normalitas	15
BAB III METODE PENELITIAN	17
3.1 Metode Penelitian	17
3.2 Diagram Alur Penelitian	20
BAB IV ANALISA DAN PEMBAHASAN	21
4.1 Informasi Data	21
4.2 Tahap Uji Data	21
4.3 Estimasi Parameter	22
4.4 Penerapan Model <i>Geometric Brownian Motion</i> ...	23
4.5 Penerapan Model <i>Geometric Brownian Motion</i> termodifikasi <i>Kalman Filter</i> dengan Konstrain.....	33
4.6 Tahap Perbandingan	61
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	67
5.1 Kesimpulan.....	67
5.2 Saran	67
DAFTAR PUSTAKA	69
LAMPIRAN A	71
LAMPIRAN B	74
LAMPIRAN C	79
LAMPIRAN D	82

LAMPIRAN E	85
LAMPIRAN F	90
LAMPIRAN G.....	93
LAMPIRAN H.....	98
LAMPIRAN I	101
LAMPIRAN J.....	104
LAMPIRAN K.....	109
LAMPIRAN L	112
LAMPIRAN M	117
LAMPIRAN N.....	120
LAMPIRAN O.....	123
LAMPIRAN P	128
LAMPIRAN Q.....	132
BIODATA PENULIS	136

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Alir Tugas Akhir.....	20
Gambar 4.1 Prediksi Saham BBRI.....	25
Gambar 4.2 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>training</i> saham BBRI	25
Gambar 4.3 Prediksi saham TLKM	26
Gambar 4.4 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>training</i> saham TLKM.....	26
Gambar 4.5 Prediksi saham UNVR	27
Gambar 4.6 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>training</i> saham UNVR	27
Gambar 4.7 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>testing</i> saham BBRI.....	28
Gambar 4.8 Prediksi saham BBRI 2 tahun.....	29
Gambar 4.9 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>testing</i> saham TLKM.....	30
Gambar 4.10 Prediksi saham TLKM 2 tahun.....	30
Gambar 4.11 Perbandingan prediksi terbaik dengan data <i>testing</i> saham UNVR.....	31
Gambar 4.12 Prediksi saham UNVR 2 tahun	31
Gambar 4.13 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)	38
Gambar 4.14 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)	38
Gambar 4.15 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)	39
Gambar 4.16 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)	40
Gambar 4.17 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)	40

Gambar 4.18 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI).....	41
Gambar 4.19 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM).....	42
Gambar 4.20 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM).....	42
Gambar 4.21 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM).....	43
Gambar 4.22 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	43
Gambar 4.23 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	44
Gambar 4.24 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	44
Gambar 4.25 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR).....	45
Gambar 4.26 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR).....	45
Gambar 4.27 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR).....	46
Gambar 4.28 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR).....	46
Gambar 4.29 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR).....	47
Gambar 4.30 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR).....	47
Gambar 4.31 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI).....	49
Gambar 4.32 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI).....	50

Gambar 4.33 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)	50
Gambar 4.34 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)	51
Gambar 4.35 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)	51
Gambar 4.36 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)	52
Gambar 4.37 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)	53
Gambar 4.38 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)	53
Gambar 4.39 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)	54
Gambar 4.40 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	54
Gambar 4.41 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	55
Gambar 4.42 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM).....	55
Gambar 4.43 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)	56
Gambar 4.44 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)	57
Gambar 4.45 Perbandingan data <i>testing</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)	57
Gambar 4.46 Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR).....	58
Gambar 4.47 Perbandingan data <i>training</i> dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR).....	58

Gambar 4.48 Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR) 59

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Algoritma <i>Kalman Filter</i> (KF)	13
Tabel 2.2 Tabel Akurasi Peramalan	15
Tabel 4.1 Data <i>Training</i>	21
Tabel 4.2 Data <i>Testing</i>	21
Tabel 4.3 Parameter Data <i>Training</i>	23
Tabel 4.4 Parameter Data <i>Testing</i>	23
Tabel 4.5 Hasil Simulasi Data <i>Training</i> GBM	24
Tabel 4.6 Hasil Simulasi Data <i>Testing</i> GBM.....	24
Tabel 4.7 Hasil Simulasi Data <i>Training</i> (Rata-rata MAPE)	32
Tabel 4.8 Hasil Simulasi Data <i>Testing</i> (Rata-rata MAPE)	32
Tabel 4.9 Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data <i>Training</i>)	48
Tabel 4.10 Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data <i>Testing</i>)	48
Tabel 4.11 Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data <i>Training</i>)	60
Tabel 4.12 Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data <i>Testing</i>)	60
Tabel 4.13 Hasil rata-rata MAPE GBM (data <i>training</i>). 61	
Tabel 4.14 Hasil rata-rata MAPE GBM (data <i>testing</i>)... 61	
Tabel 4.15 Hasil rata-rata MAPE GBM, GBM-KF dan GBM-KF dengan konstrain (data <i>training</i>)	62
Tabel 4.16 Hasil rata-rata MAPE GBM, GBM-KF dan GBM-KF dengan konstrain (data <i>testing</i>)	62

DAFTAR SIMBOL

R_i	: Nilai <i>return</i> ke- i
\ln	: Logaritma Natural
S_i	: Harga Saham pada waktu ke i
S_{i-1}	: Harga Saham pada waktu ke $(i-1)$
s	: Standar Deviasi
n	: Banyak data
\bar{R}	: Rata-rata <i>return</i>
σ	: Volatilitas
μ	: <i>Drift</i>
t	: Banyak waktu
σ^2	: Volatilitas kuadrat
$\ \cdot \ $: Norm
$S(t)$: Harga Saham pada waktu ke t
$W(t)$: Proses Wiener / <i>Brownian Motion</i>
ε	: Epsilon
e	: Euler
x_{k+1}	: Variabel keadaan pada waktu $k+1$
A_k	: Matriks koefisien
x_k	: Variabel keadaan pada waktu k
B_k	: Matriks koefisien input sistem
u_k	: Variabel input sistem
G	: Matriks koefisien <i>noise</i>
w_k	: <i>Noise</i> sistem
x_0	: Inisialisasi awal x
N	: Distribusi Normal
\bar{x}_0	: Estimasi x_0
P_{x_0}	: Kovarian <i>error</i>
Q_k	: Kovarian <i>error noise</i> sistem
R_k	: Kovarian <i>error noise</i> pengukuran
H	: Matriks koefisien pengukuran

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas dasar penulisan yang melatar belakangi penelitian, mencakup uraian secara ringkas yang menjelaskan berbagai hal yang dilakukan dalam penyelesaian Tugas Akhir.

1.1 Latar Belakang

Menurut KBBI, investasi adalah penanaman uang atau modal dalam suatu perusahaan atau proyek untuk tujuan memperoleh keuntungan. Salah satu jenis investasi yang banyak dipilih saat ini adalah investasi saham karena mampu 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 perseroaan terbatas, dengan menyertakan modal maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, aset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) [1].

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. Nilai dari IHSG sendiri dipengaruhi oleh harga saham, nilai tersebut akan terus berubah selama terjadi perubahan harga saham. Pada saat jam perdagangan ditutup, maka akan muncul harga penutupan saham (*closing price*). Harga penutupan diperlukan 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 diperoleh, 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 untuk 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 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* [2]. Berdasarkan hasil peramalan menggunakan *Geometric Brownian Motion* ditemukan MAPE terendah selama periode simulasi satu minggu, dua minggu, dan satu bulan. Kesalahan cenderung meningkat saat jangka waktu yang digunakan lebih lama disebabkan oleh nilai parameter yang konstan [3]. Pada penelitian terdahulu telah dilakukan prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan nilai MAPE <10%. Untuk mendapatkan 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*. *Kalman Filter* bertujuan untuk melakukan estimasi parameter. Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini mengambil judul “Prediksi Harga Saham Menggunakan *Geometric Brownian Motion* Termodifikasi *Kalman Filter* dengan Konstrain”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, rumusan masalah yang dibahas dalam penelitian Tugas Akhir ini sebagai berikut:

1. Bagaimana mengkonstruksi model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) dengan konstrain?
2. Bagaimana hasil keakuratan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) dengan konstrain berdasarkan MAPE?
3. Bagaimana perbandingan keakuratan hasil prediksi harga saham menggunakan model *Geometric Brownian Motion* (GBM) dengan hasil prediksi harga saham menggunakan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) dengan konstrain berdasarkan MAPE.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian yaitu:

1. Dividen saham diabaikan.
2. Data yang diambil adalah data harga penutupan saham (*closing price*).
3. Perubahan harga saham berdistribusi normal.
4. Data dalam penelitian ini yaitu data saham harian meliputi: Unilever Indonesia (UNVR), Bank BRI (BBRI), dan PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM).

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Mendapatkan konstruksi model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain.

2. Mengetahui keakuratan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain berdasarkan MAPE.
3. Mendapatkan perbandingan keakuratan hasil prediksi harga saham menggunakan model *Geometric Brownian Motion* dengan hasil prediksi harga saham menggunakan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain berdasarkan MAPE.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Sebagai informasi bagi pembaca yang akan melakukan investasi saham di pasar modal.
2. Diperoleh model dan hasil prediksi harga saham pada masa yang akan datang menggunakan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain.
3. Mengetahui keakuratan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain dalam peramalan harga saham.
4. Sebagai referensi bagi pembaca/peneliti dalam melakukan penelitian selanjutnya.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Menjelaskan tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat dan sistematika penulisan laporan.

- BAB II** **TINJAUAN PUSTAKA**
Menjelaskan tentang penelitian terdahulu, pengertian terkait, model *Geometric Brownian Motion*, metode *Kalman Filter*, *Kalman Filter* dengan konstrain norm, dan MAPE.
- BAB III** **METODE PENELITIAN**
Menjelaskan tentang langkah-langkah dan metode yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian ini.
- BAB IV** **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**
Menjelaskan tentang peramalan harga saham dengan model *Geometric Brownian Motion* dan dengan model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain kemudian masing-masing diuji keakuratannya dengan MAPE.
- BAB V** **KESIMPULAN DAN SARAN**
Berisi kesimpulan dari keseluruhan pengerjaan Tugas Akhir ini dan saran yang diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas mengenai hasil dari penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan permasalahan penelitian ini. Selain itu juga dibahas kajian pustaka dan teori yang berkaitan dengan model *Geometric Brownian Motion* dan metode *Kalman Filter* yang digunakan dalam penyelesaian masalah penelitian.

2.1 Penelitian Terdahulu

Pada penelitian ini, penulis merujuk pada beberapa penelitian yang berkaitan dengan topik yang diambil. Penelitian yang pertama yaitu sebuah jurnal riset berjudul “*Determining Whether the Geometric Brownian Motion Model is An Appropriate Model for Forecasting Stock Prices on the Ghana Stock Exchange*” pada tahun 2017 oleh Dampsey. Berdasarkan penelitian tersebut diketahui bahwa model *Geometric Brownian Motion* akurat untuk memprediksi harga saham [4]. Rujukan berikutnya adalah Tugas Akhir berjudul “Prediksi Harga Saham Menggunakan *Geometric Brownian Motion*” tahun 2015 yang ditulis oleh Affianti. Pada penelitian tersebut, tahap awal peramalan dilakukan uji akurasi model *Geometric Brownian Motion* dengan membuat selang kepercayaan 95%. Hasil uji menunjukkan harga saham faktual berada dalam selang kepercayaan 95% [5]. Data saham yang digunakan adalah saham Charoen Pokphand Indonesia Tbk, saham Harum Energy Tbk, saham Media Nusantara Citra Tbk, saham PP London Sumatra Indonesia Tbk, saham Vale Indonesia Tbk, saham Indo Tambangraya Megah Tbk, dan saham Indocement Tunggul Prakasa Tbk. Data yang digunakan adalah data harga penutupan saham harian dengan periode 1 Januari 2014 hingga 31 Desember 2014. Data digunakan untuk mendapatkan prediksi harga saham pada bulan Januari 2015. Perhitungan peramalan harga dilakukan dengan 2 jenis perhitungan, yaitu: peramalan harga saham dengan rumus umum volatilitas dan peramalan harga saham dengan rumus log

volatilitas. Dari hasil perhitungan tersebut disimpulkan bahwa peramalan dengan model *Geometric Brownian Motion* jangka pendek memiliki nilai MAPE $<20\%$. Sedangkan peramalan dengan model *Geometric Brownian Motion* jangka panjang menghasilkan hasil yang kurang baik karena harga saham aktual berada diluar daerah nilai peramalan [5].

Rujukan selanjutnya adalah thesis berjudul “Prediksi Harga Saham dengan *Geometric Brownian Motion* dan Arima Termodifikasi *Kalman Filter*” yang ditulis oleh Mustika pada tahun 2019. Berdasarkan penelitian tersebut diperoleh bahwa keakuratan yang dihasilkan dari prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* Termodifikasi *Kalman Filter* menghasilkan nilai MAPE $<10\%$, dimana nilai MAPE untuk saham SBUX senilai 0.097% , saham MFST senilai 0.1% , saham NVDA senilai 0.26% , dan saham CAJ senilai 0.16% [6]. Dalam penelitian ini, disebutkan model *Geometric Brownian Motion* termasuk dalam model nonlinier. Penyelesaian model sistem nonlinier tersebut digunakan metode *Extended Kalman Filter* [6].

2.2 Pengertian Terkait

1. Saham

Berdasarkan KBBI, saham adalah surat bukti pemilikan bagian modal perseroaan terbatas yang memberi hak atas dividen dan lain-lain menurut besar kecilnya modal yang disetorkan. Saham diterbitkan sebagai salah satu instrumen investasi keuangan yang banyak dipilih oleh investor karena mampu memberikan keuntungan yang menarik [7].

2. Dividen

Dividen adalah pembagian keuntungan yang diberikan oleh perusahaan kepada pemilik saham yang telah memegang saham dalam kurun waktu tertentu hingga kepemilikannya tersebut diakui sebagai pemegang saham yang berhak mendapat dividen

[8]. Distribusi keuntungan bagi pemilik saham adalah salah satu manfaat yang bisa diperoleh selain dari nilai *return* saham.

3. Closing Price

Harga penutupan (*closing price*) adalah harga saham yang muncul pasca penutupan jam perdagangan di bursa. Harga penutupan dijadikan acuan untuk menentukan harga pembukaan pada keesokannya harinya. Oleh karena itu, harga penutupan digunakan untuk memprediksi harga saham di periode mendatang.

4. Return Saham

Return saham adalah pendapatan yang akan diterima investor dari modal investasi yang merupakan perubahan nilai harga saham periode t dengan $t-1$. Rumus untuk mencari *return* saham didefinisikan sebagai berikut [10]:

$$R_i = \ln\left(\frac{S_i}{S_{i-1}}\right). \quad (2.1)$$

5. Volatilitas/Volatility (σ)

Volatilitas (σ) adalah besaran perubahan harga yang menunjukkan fluktuasi dari suatu saham yang dinyatakan sebagai persentase [10]. Rumus untuk mencari volatilitas saham adalah:

- a. Mencari Standar Deviasi dari nilai *return* terlebih dahulu dengan rumus berikut [10]:

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2}. \quad (2.2)$$

- b. Mencari volatilitas saham menggunakan rumus berikut [10]:

$$\sigma = \frac{s}{\sqrt{t}}. \quad (2.3)$$

6. Drift (μ)

Drift (μ) adalah tingkat pengembalian yang diharapkan dari sebuah saham. Untuk mencari nilai *Drift* (μ) dengan rumus berikut [10]:

$$\mu = \frac{\bar{R}}{t} + \frac{\sigma^2}{2}. \quad (2.4)$$

7. Norm

Norm adalah fungsi yang memenuhi sifat-sifat tertentu yang berkaitan dengan *scalability* dan *additivity* dengan menetapkan bilangan real yang benar-benar bernilai positif untuk setiap vektor dalam ruang vektor dalam bilangan real atau kompleks, kecuali untuk vektor nol yang sudah ditetapkan bernilai nol.

Definisi 2.1 Dimisalkan X suatu ruang vektor atas R . Norm pada X didefinisikan sebagai fungsi yang dinotasikan oleh $\|\cdot\|: X \rightarrow R$ yang memenuhi sifat-sifat sebagai berikut [11]:

1. $\|x\| \geq 0$ untuk semua $x \in X$.
2. $\|x\| = 0$ jika dan hanya jika $x = 0$ untuk semua $x \in X$.
3. $\|ax\| = |a| \cdot \|x\|, \forall x \in X, a \in R$.
4. $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$ untuk semua $x, y \in X$.

Selanjutnya pasangan $(X, \|\cdot\|)$ disebut ruang norm.

2.3 Model Geometric Brownian Motion

Untuk memodelkan harga saham digunakan model *Geometric Brownian Motion*. Model ini merupakan proses stokastik dengan waktu kontinu. Model *Geometric Brownian Motion* dinyatakan sebagai [10]:

$$\begin{aligned} dS(t) &= \mu S(t)dt + \sigma S(t)dW(t) \\ \frac{dS(t)}{S(t)} &= \mu dt + \sigma dW(t). \end{aligned} \quad (2.5)$$

Solusi model *Geometric Brownian Motion* (2.5) diperoleh dengan menerapkan rumus Ito. Dimisalkan untuk setiap fungsi

$G(S, t)$ dari dua variabel S dan t dimana X memenuhi persamaan diferensial stokastik untuk beberapa konstanta a dan b [10].

$$dX = a dt + b dW(t). \quad (2.6)$$

Bentuk rumus umum Ito adalah [10]:

$$dG = \left(\frac{\partial G}{\partial S} a + \frac{\partial G}{\partial t} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 G}{\partial S^2} b^2 \right) dt + \frac{\partial G}{\partial S} b dW. \quad (2.7)$$

Selanjutnya menentukan fungsi $G(S, t) = \ln(S(t))$ dimana $S(t)$ memenuhi persamaan (2.5), dengan memasukkan hasil penurunan fungsi $G(S, t) = \ln(S(t))$ ke dalam rumus Ito maka diperoleh persamaan berikut [10]:

$$\begin{aligned} d(\ln S(t)) &= \left[\left(\frac{1}{S(t)} \right) \mu S(t) + \frac{1}{2} \left(-\frac{1}{S(t)^2} \right) \sigma^2 S(t)^2 \right] dt + \left(\frac{1}{S(t)} \right) \sigma S(t) dW(t) \\ d(\ln S(t)) &= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW(t) \\ d \left(\frac{S(t)}{S(t-1)} \right) &= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW(t) \\ \left(\frac{S(t+1)}{S(t)} \right) &= e^{\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma \varepsilon \sqrt{dt}}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Berdasarkan penjabaran di atas, diperoleh solusi model *Geometric Brownian Motion* untuk melakukan prediksi harga saham di masa mendatang yaitu [10]:

$$S(t+1) = S(t) e^{\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma \varepsilon \sqrt{dt}}. \quad (2.9)$$

Model *Geometric Brownian Motion* dapat memprediksi harga saham untuk periode waktu t . Harga saham $S(t+1)$ dapat diturunkan dari nilai awal $S(t)$ dengan menerapkan $dt = t$ pada (2.11) sehingga menjadi rumus berikut [10]:

$$S(t+1) = S(t) e^{\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) t + \sigma \varepsilon \sqrt{t}}. \quad (2.10)$$

2.4 Metode Kalman Filter

Kalman Filter (KF) merupakan sebuah algoritma pengolahan data yang optimal dengan cara mengestimasi variabel keadaan dari sistem dinamik linier diskrit dengan meminimumkan kovariansi *error* estimasi. Metode *Kalman Filter* diperkenalkan pertama kali melalui penelitian tentang suatu penyelesaian rekursif pada masalah *filtering* data diskrit yang linier oleh Rudolph E. Kalman. 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. Bentuk umum sistem dinamik stokastik [12]:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k \quad (2.11)$$

$$z_k = H_k x_k + v_k, \quad (2.12)$$

dengan asumsi:

$$x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_{x_0}); w_k \sim N(0, Q_k); v_k \sim N(0, R_k). \quad (2.13)$$

Variabel $w_k \sim N(0, Q_k)$ dan $v_k \sim N(0, R_k)$ berdistribusi normal dengan mean bernilai nol (0) sehingga bisa dimisalkan sebagai *white noise*, tidak berkorelasi satu sama lain maupun dengan nilai estimasi awal \bar{x}_0 . Proses estimasi metode *Kalman Filter* dilakukan dengan cara memprediksi variabel keadaan berdasarkan sistem dinamik dilanjutkan dengan mengoreksi data-data pengukuran untuk memperbaiki hasil estimasi. Berikut tahapan pada metode *Kalman Filter*:

- a. Tahap prediksi (*time predict*) dilakukan dengan memprediksi variabel keadaan yang dipengaruhi oleh dinamika sistem dengan menggunakan persamaan estimasi variabel keadaan dan tingkat akurasi dihitung menggunakan persamaan kovariansi *error*.
- b. Tahap koreksi (*measurement update*) dilakukan pengukuran terhadap hasil prediksi variabel keadaan yang diperoleh pada

tahap prediksi menggunakan Kalman Gain yang digunakan untuk meminimumkan kovariansi *error*.

Tahap prediksi dan koreksi dilakukan secara rekursif dengan cara meminimumkan kovariansi *error* estimasi ($x_k - \bar{x}_k$) sampai waktu k yang ditentukan. Algoritma [12] dari *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 2.1 sebagai berikut:

Tabel 2.1: Algoritma *Kalman Filter* (KF)

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

2.5 Kalman Filter dengan Kostrain Norm

Penerapan kostrain norm akan diaplikasikan pada parameter yang akan menjadi variabel keadaan di model sistem *Kalman Filter*. Dimisalkan dinamika estimator linier [13]:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\sigma} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{\mu\mu} & A_{\mu\sigma} & A_{\mu y} \\ A_{\sigma\mu} & A_{\sigma\sigma} & A_{\sigma y} \\ A_{y\mu} & A_{y\sigma} & A_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\sigma} \\ \hat{y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{\mu} \\ B_{\sigma} \\ B_y \end{bmatrix} u \quad (2.14)$$

$$z = [H_{\mu} \quad H_{\sigma} \quad H_y] \begin{bmatrix} \mu \\ \sigma \\ y \end{bmatrix} + r_v v, \quad (2.15)$$

dengan $\hat{\mu} \in \mathbb{R}^{n_{\mu}}$ adalah estimasi dari μ , $\hat{\sigma} \in \mathbb{R}^{n_{\sigma}}$ adalah estimasi dari σ , $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$ adalah estimasi dari y dan $r = z - \hat{z}$ adalah pengukuran residual, serta $\hat{z} = H_{\mu}\hat{\mu} + H_{\sigma}\hat{\sigma} + H_x\hat{y}$ adalah pengukuran yang diprediksi. Estimasi $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$ didefinisikan norm pada \mathbb{R}^{n_y} dengan $\|\hat{y}\| = \sqrt{\hat{y}^T \hat{y}}$ dan jika $\hat{y}^T \hat{y} = l$, maka $\|\hat{y}\| = \sqrt{l}$.

Jika $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$, maka estimasi dari y sebagai berikut:

$$\hat{y} = (y_1, y_2, \dots, y_{n_y}) \text{ atau } \hat{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n_y} \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

$$\hat{y}^T = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n_y} \end{pmatrix} \text{ atau } \hat{y}^T = (y_1, y_2, \dots, y_{n_y}). \quad (2.17)$$

Sehingga dari persamaan di atas bisa ditulis menjadi:

$$\hat{y}^T \hat{y} = y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_{n_y}^2 \quad (2.18)$$

$$\|\hat{y}\| = \sqrt{y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_{n_y}^2} = \sqrt{l} \text{ (positif)}. \quad (2.19)$$

Estimasi $\hat{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$ dapat dibatasi dengan cara berikut:

$$\hat{y}^T \hat{y} = l. \quad (2.20)$$

Kendala (2.20) secara ekivalen dapat ditulis sebagai $\|\hat{y}\| = \sqrt{l}$, dimana nilai l akan mengikuti ketentuan batasan sebagai berikut [14]:

- a. 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).
- b. 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).
- c. 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).

2.6 MAPE

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah standar ukuran yang digunakan dalam mengukur kesesuaian sebuah metode peramalan yang dinyatakan dalam persentase, dengan menggunakan MAPE dapat dilihat sejauh apa hasil peramalan melenceng dari data faktual. Hasil peramalan semakin baik jika nilai MAPE semakin mendekati nol (0). Rumus untuk menghitung MAPE dinyatakan sebagai berikut [15]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|S(t) - F(S(t))|}{S(t)} \times 100\%. \quad (2.21)$$

Berikut adalah tabel untuk mengetahui keakuratan hasil peramalan dengan MAPE:

Tabel 2.2: Tabel Akurasi Peramalan

MAPE	Tingkat Akurasi Peramalan
<10%	Akurasi peramalan tinggi
10%-20%	Akurasi peramalan baik
21%-50%	Akurasi peramalan biasa
>50%	Peramalan tidak akurat

2.7 Uji Normalitas

Uji Normalitas data *return* menggunakan Uji Kolmogorov-Sminov. Dimisalkan $F_0(x)$ merupakan distribusi kumulatif populasi dan $S_N(x)$ merupakan fungsi tangga kumulatif yang diamati [16]. Dengan perhitungan nilai statistik uji sebagai berikut:

$$D = \max |F_0(x) - S_N(x)|. \quad (2.22)$$

Kemudian, hipotesis dari uji Kolmogorv Smirnov adalah:

H_0 : data berdistribusi normal

H_1 : data tidak berdistribusi normal,

dengan kriteria pengujian:

jika $D < D_{\alpha,n}$ (dimana $\alpha = 0.05$, maka H_0 diterima yang artinya data teruji berdistribusi normal.

BAB III

METODE PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan langkah pengerjaan secara runtut. Metodologi penelitian digunakan sebagai acuan agar Tugas Akhir ini dapat berjalan secara sistematis.

3.1 Metode Penelitian

Penulis melakukan penelitian ini berdasarkan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pemahaman konsep dan teori yang menunjang penelitian mengenai saham, harga saham, konstrain, model *Geometric Brownian Motion*, dan metode *Kalman Filter* dari berbagai sumber penelitian yang berkaitan dengan topik pembahasan.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data *closing price* dari saham yang dipilih selama kurun waktu 1 Januari – 31 Desember 2019 yang diperoleh melalui *Yahoo Finance*. Data saham yang digunakan adalah saham yang pergerakan harganya memiliki trend naik, yaitu Unilever Indonesia (UNVR), Bank BRI (BBRI), dan PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM).

3. Tahap Uji Data

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap data *closing price* yang sudah dikumpulkan, sebelumnya dilakukan perhitungan *return* masing-masing saham. Setelah diperoleh nilai *return*, dilakukan uji normalitas data dengan Uji Kolmogorov-Smirnov untuk mengetahui apakah data berdistribusi normal.

4. Estimasi Parameter

Setelah mendapatkan nilai *return* dan data teruji berdistribusi normal, kemudian dihitung nilai *drift* (μ) dan *volatility* (σ) masing-masing saham yang akan digunakan sebagai parameter peramalan harga saham.

5. Simulasi Estimasi Parameter

Selanjutnya dibuat konstruksi model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain yang berguna untuk mengestimasi parameter. Model nonlinier akan dilinierisasi terlebih dahulu, kemudian dibentuk model sistem dan model pengukurannya.

Setelah diperoleh model sistem dan model pengukurannya, dilanjutkan dengan simulasi GBM-KF dengan konstrain menggunakan *software* MATLAB untuk mendapatkan estimasi parameter. Pada tahap pertama dilakukan prediksi variabel keadaan dan tingkat akurasiya dihitung menggunakan persamaan kovariansi *error*. Tahap kedua, dilanjutkan dengan pengukuran terhadap hasil estimasi variabel keadaan yang diperoleh pada tahap prediksi menggunakan *Kalman Gain* yang digunakan untuk meminimumkan kovariansi *error*.

6. Simulasi Peramalan

Setelah mendapatkan hasil estimasi parameter, dilanjutkan dengan simulasi prediksi harga penutupan saham dengan model GBM dan GBM-KF dengan konstrain menggunakan *software* MATLAB.

7. Tahap Analisa dan Perbandingan

Hasil peramalan dengan model GBM-KF dengan konstrain dan model GBM masing-masing diuji keakuratannya dengan perhitungan MAPE kemudian dibandingkan. Dari hasil peramalan dan perbandingan kemudian dianalisa untuk dapat ditarik kesimpulan.

8. Penarikan Kesimpulan dan Saran

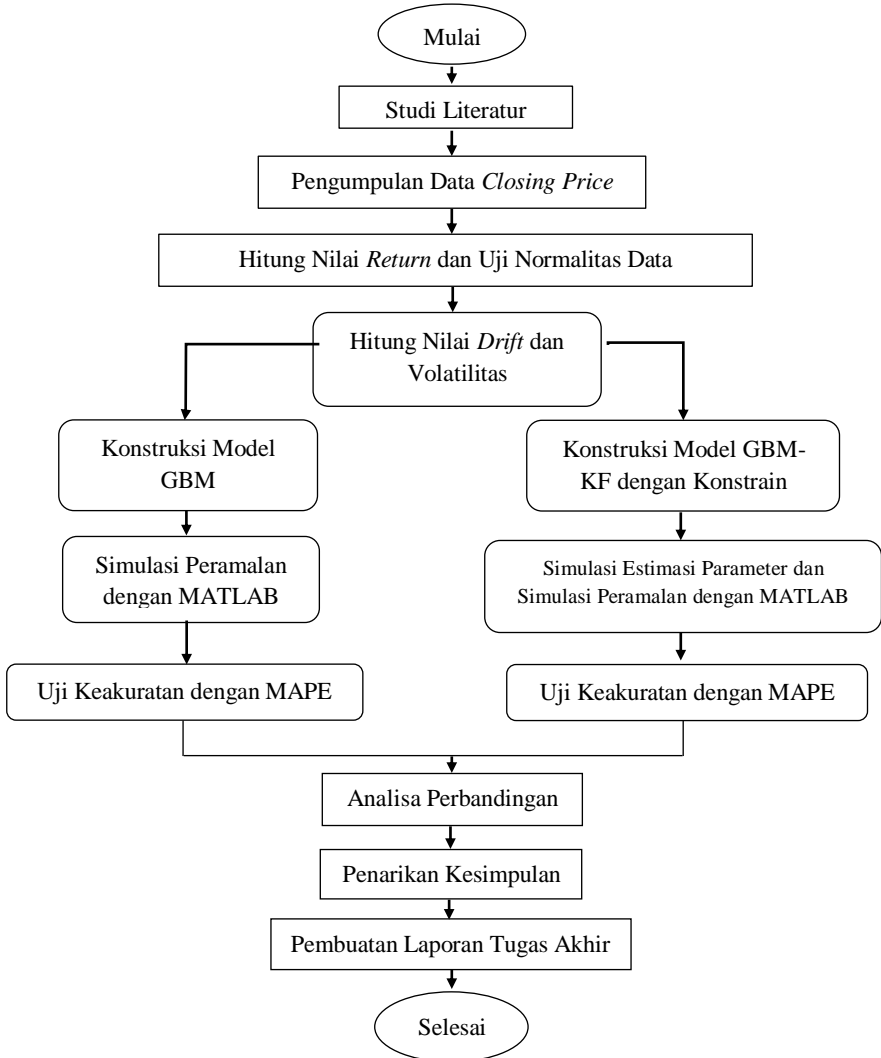
Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan penelitian berdasarkan hasil simulasi dan analisis penelitian. Berdasarkan hasil kesimpulan kemudian diberikan saran untuk penelitian selanjutnya.

9. Penyusunan Laporan

Keseluruhan tahapan yang telah dilakukan untuk mendapatkan hasil peramalan yang diharapkan kemudian didokumentasikan ke dalam laporan dengan sistematika penulisan yang baik dan benar. Laporan ditulis berdasarkan panduan yang berlaku di Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

3.2 Diagram Alur Penelitian

Langkah-langkah penelitian disajikan dalam diagram sebagai berikut:



Gambar 3.1. Diagram Alir Tugas Akhir

BAB IV ANALISA DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan secara detail mengenai tahapan pengerjaan dengan model *Geometric Brownian Motion* dan Model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain. Setelah itu dilakukan simulasi dengan *software* MATLAB.

4.1 Informasi Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data harga penutupan saham. Data diambil dari 3 saham berbeda dengan kurun waktu 1 Januari – 31 Desember 2019. Data diperoleh melalui Yahoo Finance. Masing-masing data saham kemudian dibagi menjadi 2 bagian, yaitu 70% data *training* sebagai bahan penelitian dan 30% data *testing* yang berguna untuk memvalidasi hasil dari olahan data *training*. Data yang diperoleh selama periode 1 tahun berjumlah 258 data untuk masing-masing saham, jumlah tersebut mewakili hari aktif perdagangan di Bursa Efek. Data disajikan dalam tabel sebagai berikut:

Tabel 4.1. Data *Training*

No	Nama Saham	Jumlah Data
1	Bank BRI (BBRI)	181
2	PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM)	181
3	Unilever Indonesia (UNVR)	181

Tabel 4.2. Data *Testing*

No	Nama Saham	Jumlah Data
1	Bank BRI (BBRI)	77
2	PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM)	77
3	Unilever Indonesia (UNVR)	77

4.2 Tahap Uji Data

Pada tahap ini dilakukan perhitungan nilai *return* pada masing-masing data saham, kemudian dilakukan uji normalitas untuk mengetahui apakah data sudah berdistribusi normal. Berikut contoh perhitungan untuk saham BBRI:

1. Menghitung nilai *return* dengan persamaan sebagai berikut:

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

$$R_1 = \ln\left(\frac{S_1}{S_0}\right) = \ln\left(\frac{3610}{3660}\right) = -0.01376$$

$$R_2 = \ln\left(\frac{S_2}{S_1}\right) = \ln\left(\frac{3620}{3610}\right) = 0.00277$$

$$\begin{array}{c} \cdot \\ \cdot \\ \cdot \end{array}$$

$$R_{181} = \ln\left(\frac{S_{181}}{S_{180}}\right) = \ln\left(\frac{4190}{4170}\right) = 0.00478$$

2. Uji Normalitas *Kolmogorov Smirnov*

Keseluruhan data nilai *return* yang diperoleh kemudian dilakukan uji normalitas dengan hipotesis berikut:

H_0 : data berdistribusi normal

H_1 : data tidak berdistribusi normal.

Statistik uji :

$$\begin{aligned} D_{hitung} &= \max|F_0(x) - S_N(x)| \\ &= 0.077623 \end{aligned}$$

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.

Setelah dilakukan pengujian normalitas data pada saham BBRI, TLKM, dan UNVR, terbukti bahwa ketiga saham tersebut berdistribusi normal.

4.3 Estimasi Parameter

Setelah mendapatkan nilai *return* dan data teruji berdistribusi normal, kemudian dihitung nilai *drift* (μ) dan *volatility* (σ) masing-masing saham. Data disajikan dalam tabel sebagai berikut:

Tabel 4.3. Parameter Data *Training*

No	Nama Saham	<i>Drift</i> (μ)	<i>Volatility</i> (σ)
1	Bank BRI (BBRI)	0.000085	0.000947
2	PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM)	0.000109	0.001082
3	Unilever Indonesia (UNVR)	0.000105	0.001073

Tabel 4.4. Parameter Data *Testing*

No	Nama Saham	<i>Drift</i> (μ)	<i>Volatility</i> (σ)
1	Bank BRI (BBRI)	0.000140	0.001851
2	PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM)	0.000086	0.001600
3	Unilever Indonesia (UNVR)	0.000059	0.001448

4.4 Penerapan Model Geometric Brownian Motion (GBM)

Menerapkan model *Geometric Brownian Motion* dengan rumus sebagai berikut:

$$S(t + 1) = S(t)e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}}. \quad (4.1)$$

Berdasarkan hasil *running* menggunakan *software* MATLAB dengan iterasi sebanyak 100, 500, dan 1000 diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.5. Hasil Simulasi Data *Training* GBM

No	Nama Saham	MAPE Minimum			
		100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i>)
1	BBRI	3.96%	2.88%	3.19%	1.13%
2	TLKM	3.44%	2.63%	2.77%	1.37%
3	UNVR	3.47%	3.24%	3.42%	1.38%

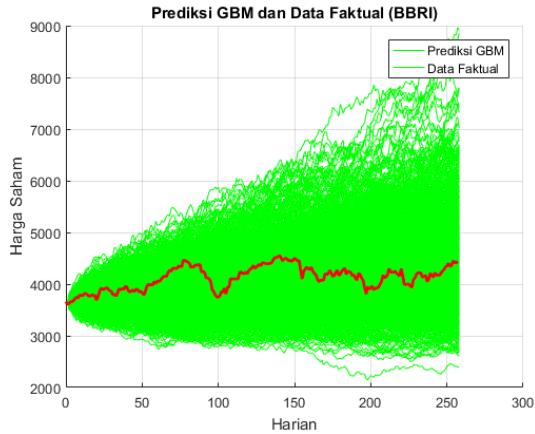
Tabel 4.6. Hasil Simulasi Data *Testing* GBM

No	Nama Saham	MAPE			
		100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i>)
1	BBRI	3.43%	14.23%	4.06%	9.07%
2	TLKM	3.23%	4.77%	28.65%	13.49%
3	UNVR	33.81%	5.92%	5.88%	4.62%

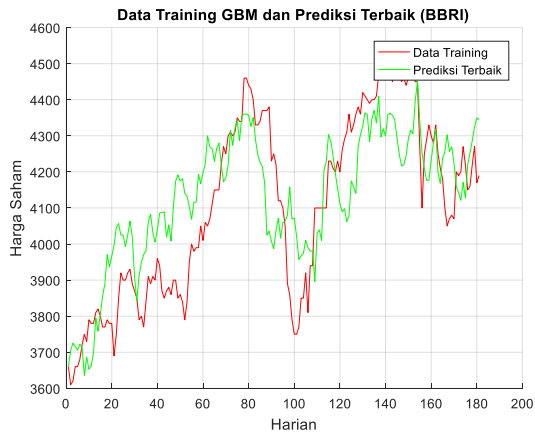
Tabel 4.5 menyatakan hasil simulasi data *training* GBM dengan nilai minimum MAPE hasil prediksi dihitung terhadap data faktualnya yaitu data *training*. Setelah diperoleh nilai minimum MAPE, kemudian dihitung nilai MAPE dari simulasi data *testing* yang terlampir pada Tabel 4.6. Berdasarkan tabel di atas, diperoleh bahwa penambahan jumlah iterasi pada simulasi tidak menjamin menghasilkan nilai minimum MAPE terkecil. Nilai MAPE yang berubah-ubah disebabkan oleh unsur stokastik atau variabel acak yang berdistribusi normal yang terdapat pada 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 ditampilkan hasil simulasi GBM dengan iterasi sebanyak 1000 pada grafik berikut:

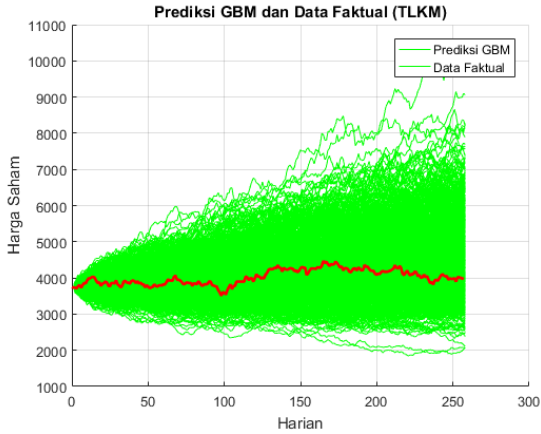


Gambar 4.1. Prediksi saham BBRI

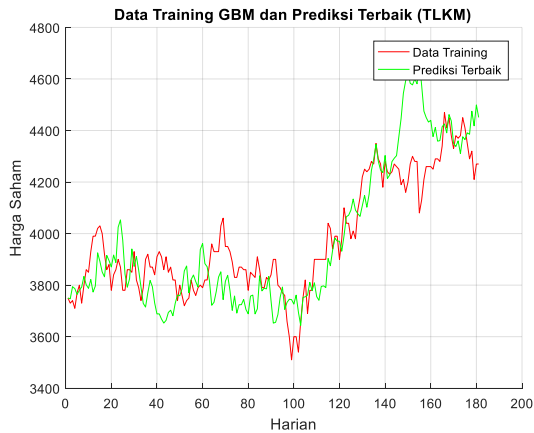


Gambar 4.2. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *training* saham BBRI

Gambar 4.1 dan 4.2 menyatakan hasil simulasi untuk saham BBRI, pada Gambar 4.2 terlihat bahwa prediksi terbaik memberikan hasil mendekati data *training*.

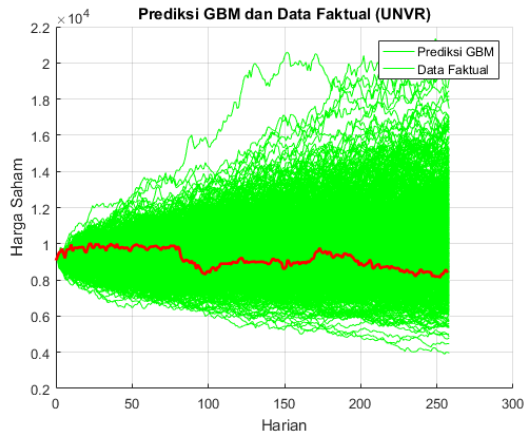


Gambar 4.3. Prediksi saham TLKM

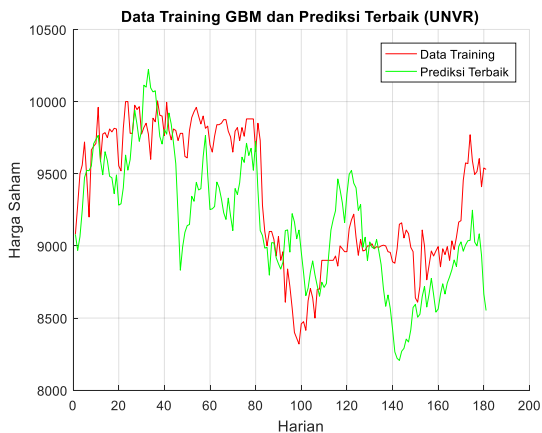


Gambar 4.4. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *training* saham TLKM

Gambar 4.3 dan 4.4 menyatakan hasil simulasi untuk saham TLKM. Prediksi terbaik dari saham TLKM juga memberikan hasil mendekati data *training*.



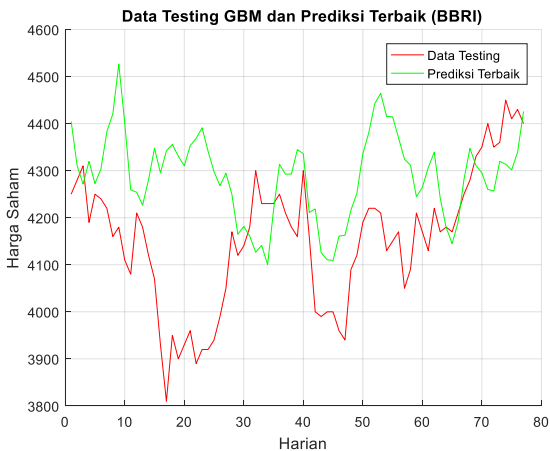
Gambar 4.5. Prediksi saham UNVR



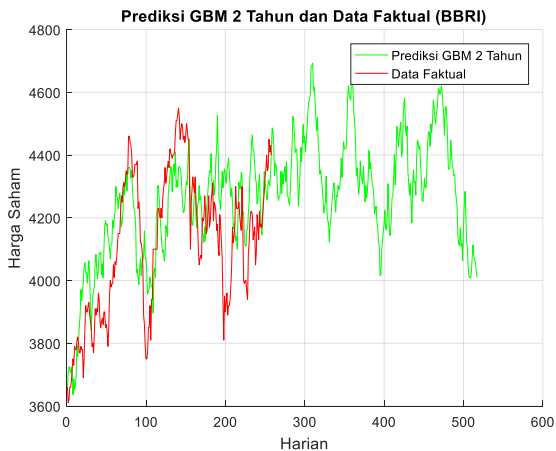
Gambar 4.6. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *training* saham UNVR

Gambar 4.5 dan 4.6 menyatakan hasil simulasi untuk saham UNVR. Prediksi terbaik dari saham UNVR memberikan hasil mendekati data *training*.

Lintasan berwarna hijau menyatakan hasil prediksi dengan variabel acak yang berdistribusi normal, sehingga menghasilkan lintasan yang berbeda-beda. Lintasan berwarna merah adalah data faktual yang terdiri dari data *training* dan data *testing* saham. Masing-masing lintasan pada Gambar 4.1, 4.3, dan 4.5 dihitung nilai MAPE-nya terhadap data *training*, lintasan dengan nilai MAPE terkecil disebut sebagai prediksi terbaik yang selanjutnya ditampilkan pada Gambar 4.2, 4.4, dan 4.6. Prediksi terbaik tersebut kemudian diujikan terhadap data *testing* dilanjutkan dengan simulasi prediksi untuk jangka waktu 2 tahun.

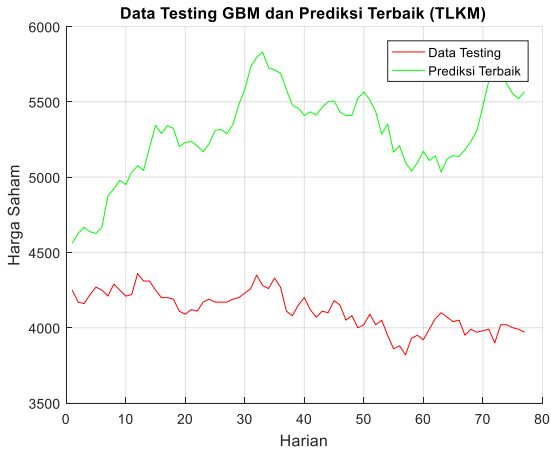


Gambar 4.7. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *testing* saham BBRI

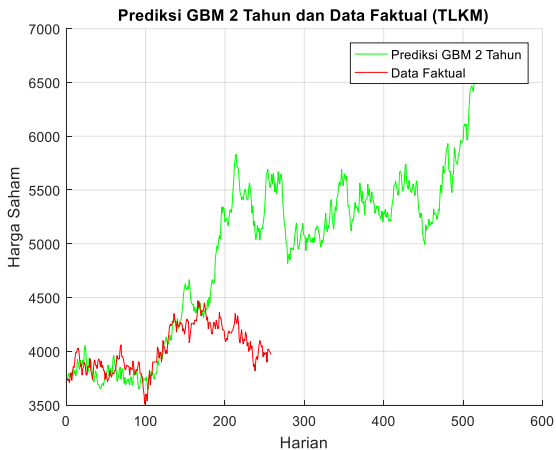


Gambar 4.8. Prediksi saham BBRI 2 tahun

Gambar 4.7 menyatakan perbandingan hasil prediksi dengan data *testing* dan Gambar 4.8 menyatakan perbandingan data faktual dengan prediksi terbaik saham BBRI untuk jangka waktu 2 tahun yang diasumsikan berjumlah total 516 data. Berikut grafik yang diperoleh untuk simulasi saham TLKM dan UNVR :



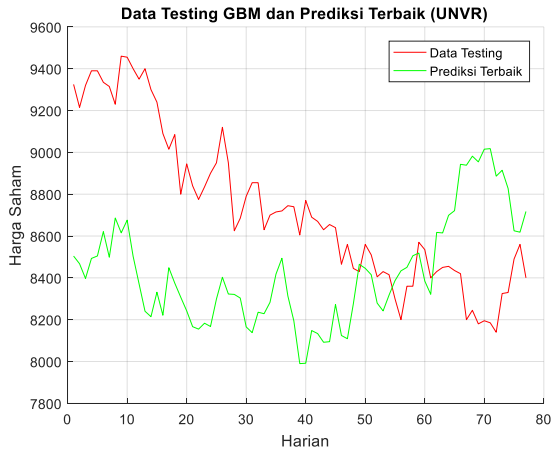
Gambar 4.9. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *testing* saham TLKM



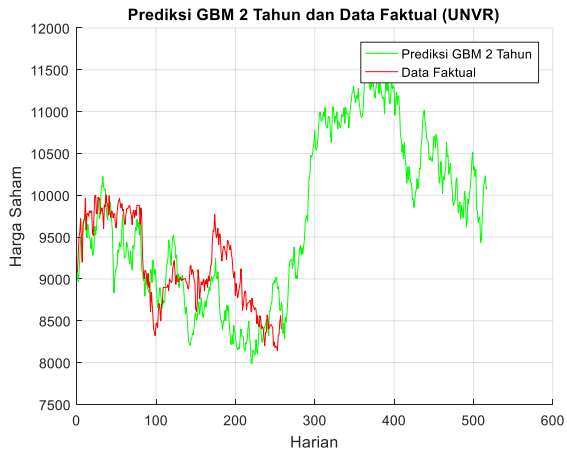
Gambar 4.10. Prediksi saham TLKM 2 tahun

Gambar 4.9 dan 4.10 menyatakan hasil simulasi untuk saham TLKM. Pada Gambar 4.9 terlihat jarak yang cukup besar antara

prediksi terbaik dengan data *testing*, MAPE yang diperoleh senilai 28.65%.



Gambar 4.11. Perbandingan prediksi terbaik dengan data *testing* saham UNVR



Gambar 4.12. Prediksi saham UNVR 2 tahun

Gambar 4.11 dan 4.12 menyatakan hasil simulasi untuk saham UNVR. Pada Gambar 4.11 terlihat jarak yang cukup besar antara prediksi terbaik dengan data *testing*, MAPE yang diperoleh senilai 5.88%. Selanjutnya ditampilkan hasil simulasi berdasarkan rata-rata MAPE sebagai berikut:

Tabel 4.7. Hasil Simulasi Data *Training* (Rata-rata MAPE)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE			
		100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i>)
1	BBRI	10.11%	10.19%	10.12%	1.39%
2	TLKM	11.19%	10.83%	10.77%	1.63%
3	UNVR	11.40%	11.09%	11.83%	1.59 %

Tabel 4.8. Hasil Simulasi Data *Testing* (Rata-rata MAPE)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE			
		100 Iterasi	500 Iterasi	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i>)
1	BBRI	15.98%	16.51%	16.42%	7.44%
2	TLKM	17.59%	19.40%	19.02%	9.92%
3	UNVR	21.24%	20.61%	22.12%	12.27%

Tabel 4.7 menampilkan rata-rata MAPE dari simulasi data *training* untuk masing-masing saham. Dapat diketahui bahwa penambahan jumlah iterasi tidak memperkecil 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* untuk masing-masing saham. Pada simulasi 1000 iterasi dengan penambahan data *training*, diperoleh bahwa rata-rata MAPE baik pada simulasi data *training* maupun data *testing* bernilai jauh lebih kecil.

4.5 Penerapan Model Geometric Brownian Motion Termodifikasi Kalman Filter dengan Konstrain

Pada tahap ini metode *Kalman Filter* diterapkan pada model *Geometric Brownian Motion*, berikut langkah-langkah pengerjaannya:

1. Linierisasi Model

Model *Geometric Brownian Motion* adalah model nonlinier. Dalam penerapan metode *Kalman Filter*, model *Geometric Brownian Motion* akan dilinierisasi terlebih dahulu. Berikut adalah solusi model GBM:

$$\begin{aligned}
 S(t+1) &= S(t)e^{(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}} \\
 \frac{S(t+1)}{S(t)} &= e^{(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}} \\
 \ln\left(\frac{S(t+1)}{S(t)}\right) &= \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt} \\
 \ln(S(t+1)) - \ln(S(t)) &= \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt} \\
 \ln(S(t+1)) &= \ln(S(t)) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}, \quad (4.2)
 \end{aligned}$$

dimisalkan $\ln(S(t)) = y(t)$ sehingga bisa ditulis menjadi:

$$y(t+1) = y(t) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)dt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt}. \quad (4.3)$$

Pada model *Geometric Brownian Motion*, parameter yang digunakan adalah *drift* (μ) dan *volatility* (σ) yang diasumsikan konstan sehingga bisa ditulis:

$$\sigma_{t+1} = \sigma_t \quad (4.4)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t. \quad (4.5)$$

Berdasarkan penjabaran di atas, dengan persamaan (4.3), (4.4), dan (4.5), dibentuk model sistem dan pengukuran sebagai berikut:

Model Sistem:

$$X_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k \quad (4.6)$$

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ dt & -\frac{1}{2}\sigma dt + \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + G w_k. \quad (4.7)$$

Karena model *Geometric Brownian Motion* adalah model nonlinier, maka akan dilakukan linierisasi sehingga menghasilkan persamaan berikut:

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ dt & \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + G w_k. \quad (4.8)$$

Model Pengukuran:

$$z_k = H_k x_k + v_k, \quad (4.9)$$

persamaan (4.3) akan dikonstruksi ke dalam model pengukuran sehingga bisa ditulis sebagai berikut:

$$z_k = \begin{bmatrix} dt & -\frac{1}{2}\sigma dt + \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + v_k. \quad (4.10)$$

Setelah dilakukan linierisasi pada persamaan (4.10), maka persamaan di atas bisa ditulis menjadi:

$$z_k = \begin{bmatrix} dt & \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + v_k. \quad (4.11)$$

2. Konstruksi Model Geometric Brownian Motion – Kalman Filter

Berdasarkan hasil pelinieran diatas, diperoleh model sistem dan model pengukuran dari *Kalman Filter* sebagai berikut:

- Model sistem :

$$X_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G w_k \quad (4.12)$$

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ dt & \varepsilon\sqrt{dt} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + G w_k. \quad (4.13)$$

- Model pengukuran :

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (4.14)$$

$$z_k = [dt \quad \varepsilon\sqrt{dt} \quad 1] \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ y(t) \end{bmatrix} + v_k. \quad (4.15)$$

Proses estimasi parameter menggunakan metode *Kalman Filter* dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- Inisialisasi

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

$$\hat{X}_0 = \begin{bmatrix} \mu_0 \\ \sigma_0 \\ y(0) \end{bmatrix}, \quad (4.16)$$

Nilai awal yang dimasukkan untuk μ_0 dan σ_0 diambil dari data *training*, sedangkan nilai awal dari $y(0)$ adalah log natural dari data pertama harga penutupan saham.

Selanjutnya, menentukan nilai awal masing-masing kovarian *error* berikut:

$$\hat{P}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

$$\hat{Q}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

$$R = 10^{-5} \quad (4.19)$$

- Tahap Prediksi

Pada tahap ini dilakukan prediksi variabel keadaan menggunakan persamaan estimasi variabel keadaan dan tingkat akurasiya dihitung menggunakan persamaan kovariansi *error*.

$$\text{Estimasi} \quad : \hat{x}_{\bar{k}+1} = A_k \hat{x}_{\bar{k}} + B_k u_k \quad (4.20)$$

$$\text{Kovariansi Error} \quad : P_{\bar{k}+1} = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (4.21)$$

- Tahap Koreksi

Pada tahap ini dilakukan pengukuran terhadap hasil estimasi variabel keadaan yang diperoleh pada tahap prediksi menggunakan Kalman Gain yang berfungsi untuk meminimumkan kovariansi *error*.

Kalman Gain :

$$K_{k+1} = P_{\bar{k}+1} H^T (H_{k+1} P_{\bar{k}+1}^{-1} H^T + R_{k+1})^{-1} \quad (4.22)$$

Estimasi :

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{\bar{k}+1} + K_{k+1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{\bar{k}+1}) \quad (4.23)$$

Kovariansi *Error* :

$$P_{\bar{k}+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{\bar{k}+1} \quad (4.24)$$

3. Penambahan Konstrain pada GBM-KF

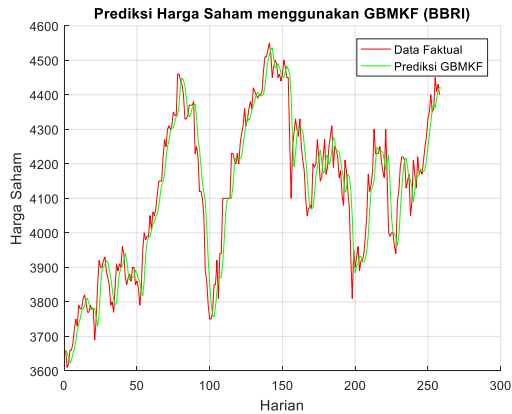
Untuk memperkecil *error* hasil simulasi, maka akan ditambahkan konstrain pada tahap koreksi *Kalman Filter* khususnya pada \hat{X}_{k+1} . Parameter yang dibatasi adalah $y(t)$ yaitu lognatural harga penutupan saham, dimana nilainya akan mengikuti ketentuan batasan *Auto Rejection* sebagai berikut [14]:

- 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).
- 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).
- 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. 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.

4. Simulasi Geometric Brownian Motion – Kalman Filter dengan Konstrain

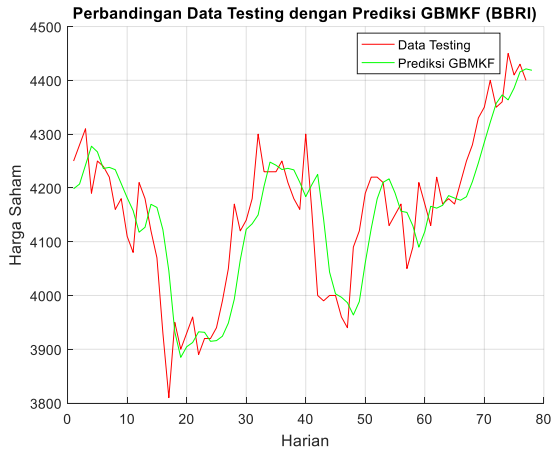
Tahap berikutnya yaitu melakukan simulasi GBM-KF menggunakan *software* MATLAB. Berikut hasil simulasi untuk saham BBRI :



Gambar 4.13. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

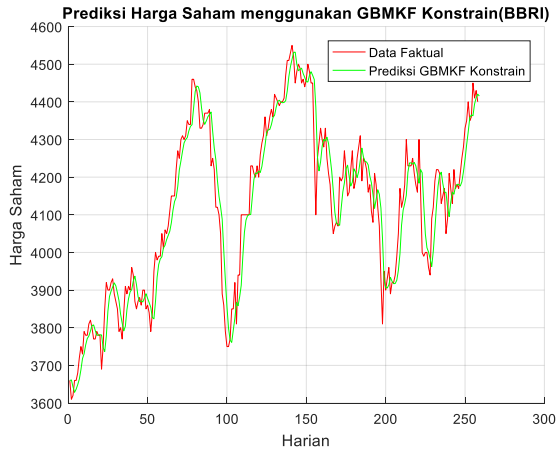


Gambar 4.14. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

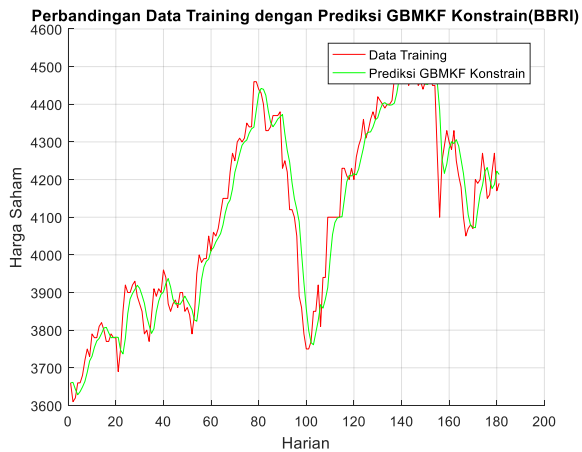


Gambar 4.15. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

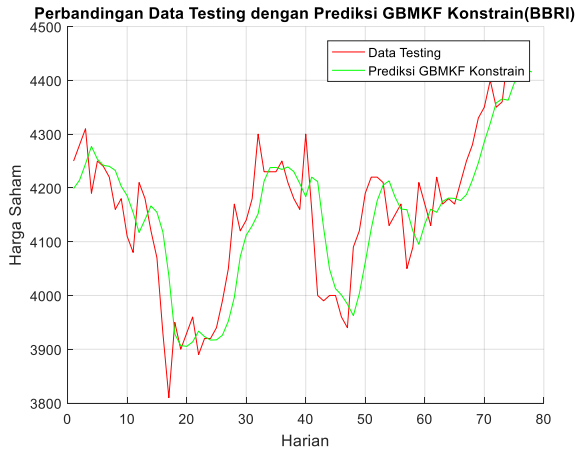
Gambar 4.13, 4.14, dan 4.15 menyatakan grafik dari hasil simulasi menggunakan GBM-KF untuk saham BBRI. Data pengukuran yang dimasukkan ke dalam simulasi adalah data faktual saham. Berdasarkan grafik di atas, diperoleh bahwa hasil prediksi mendekati data faktual. Selanjutnya, disimulasikan saham BBRI dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.16. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)

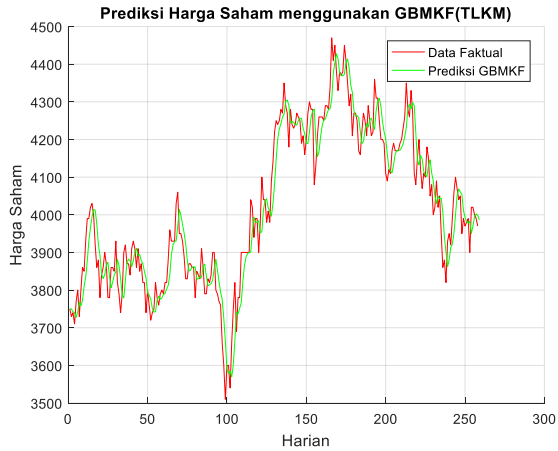


Gambar 4.17. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)



Gambar 4.18. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)

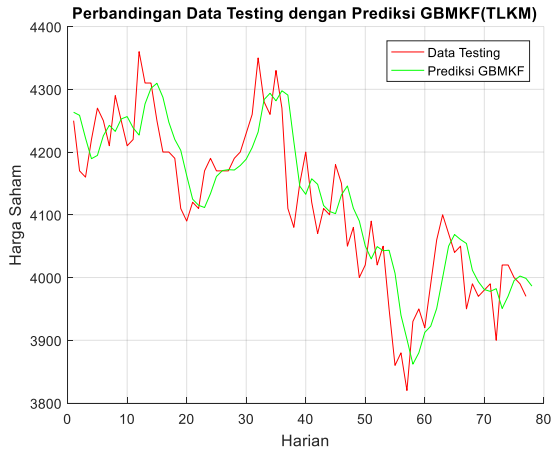
Berdasarkan simulasi prediksi saham BBRI menggunakan GBM-KF dengan konstrain, diperoleh bahwa penambahan konstrain tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Berikut adalah hasil simulasi GBM-KF sebelum dan sesudah penambahan konstrain untuk saham TLKM:



Gambar 4.19. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

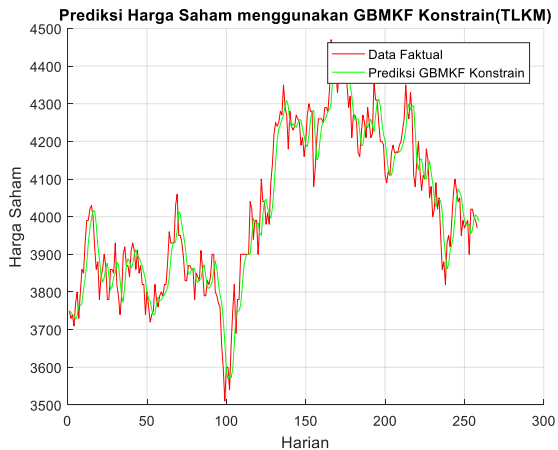


Gambar 4.20. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

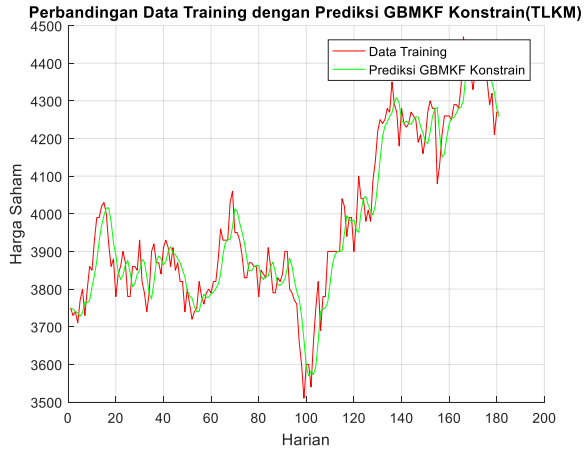


Gambar 4.21. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

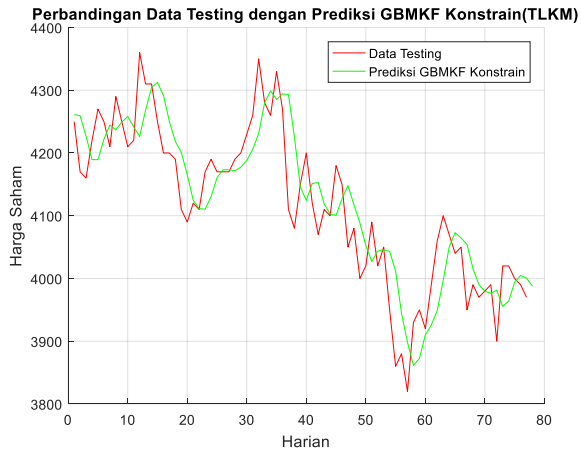
Selanjutnya, disimulasikan saham TLKM dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.22. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)



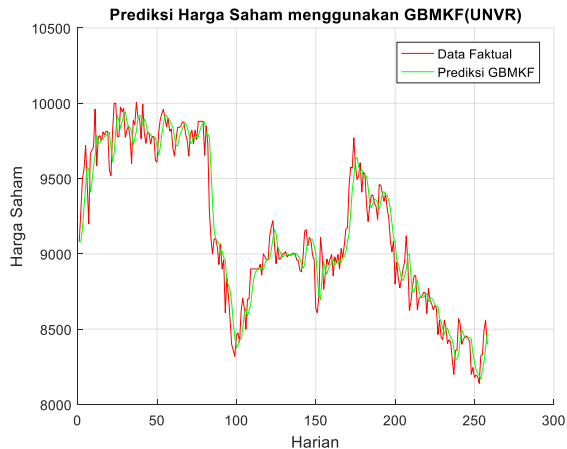
Gambar 4.23. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)



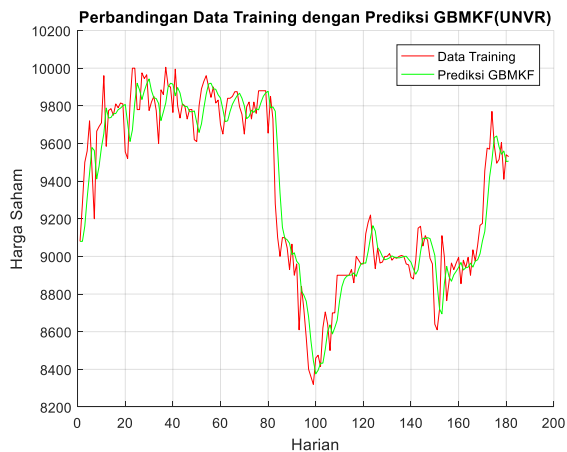
Gambar 4.24. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)

Berdasarkan grafik di atas, diperoleh bahwa model GBM-KF menghasilkan prediksi yang baik, dapat dilihat dari hasil prediksi yang mendekati data faktualnya.

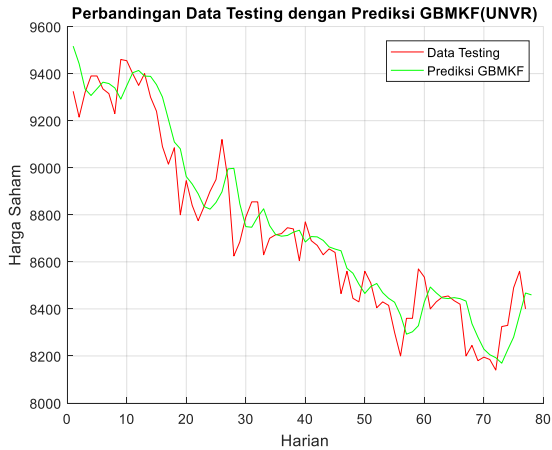
Penambahan konstrain pada GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Berikut adalah hasil simulasi untuk saham UNVR:



Gambar 4.25. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

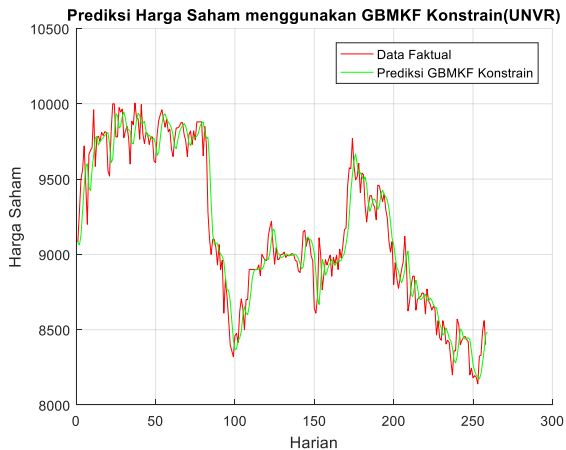


Gambar 4.26. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

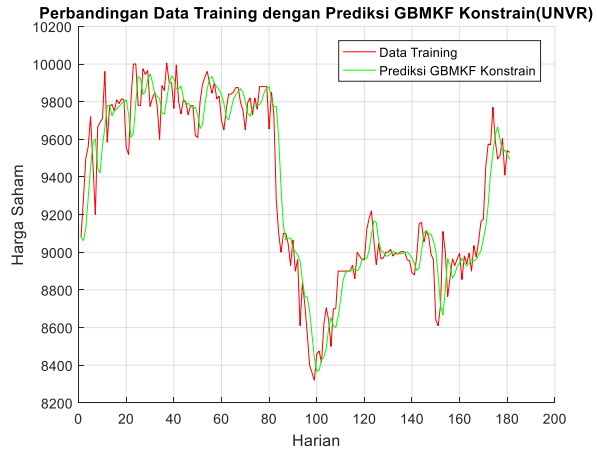


Gambar 4.27. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

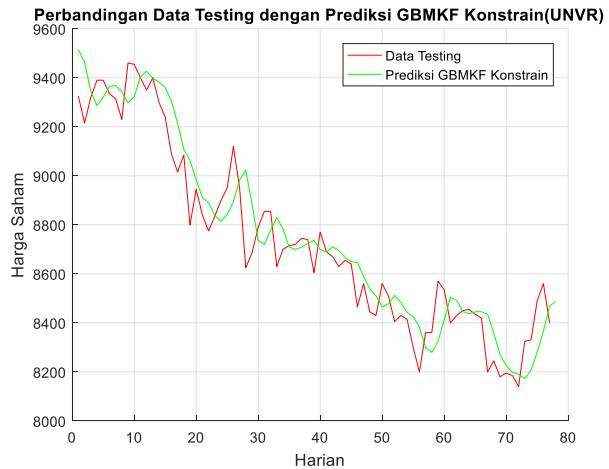
Selanjutnya, disimulasikan saham UNVR dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.28. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)



Gambar 4.29. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)



Gambar 4.30. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)

Berdasarkan grafik di atas, diperoleh bahwa model GBM-KF menghasilkan prediksi yang baik, dapat dilihat dari hasil prediksi saham UNVR yang mendekati data faktualnya. Penambahan konstrain pada GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Oleh karena itu, akan dihitung keakuratan hasil prediksi dengan MAPE. Berikut hasil yang diperoleh berdasarkan nilai rata-rata MAPE:

Tabel 4.9. Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data *Training*)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE	
		GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	BBRI	0.0876%	0.0773%
2	TLKM	0.0936%	0.0846%
3	UNVR	0.0741%	0.0738%

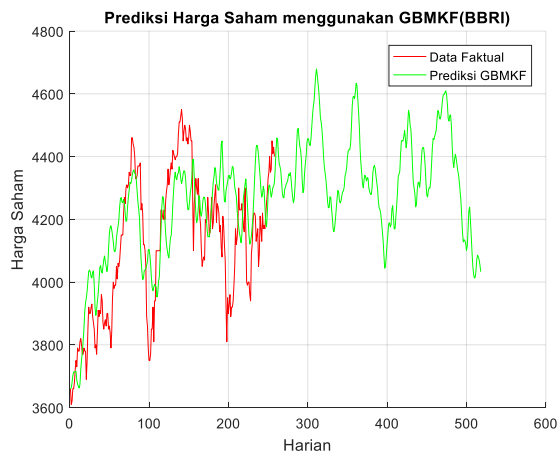
Tabel 4.10. Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data *Testing*)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE	
		GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	BBRI	0.1122%	0.0958%
2	TLKM	0.0899%	0.0808%
3	UNVR	0.0678%	0.0674%

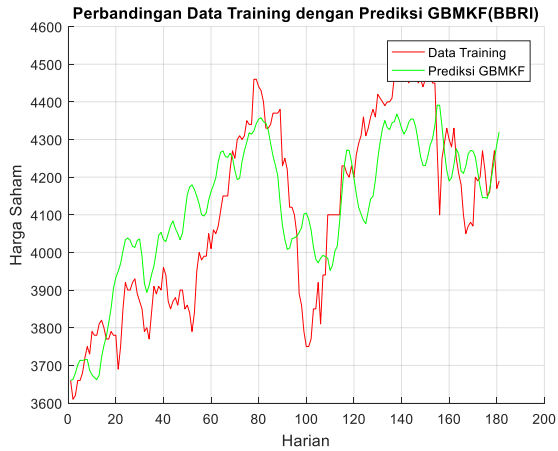
Tabel 4.9 menyatakan nilai rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data *training*, nilai rata-rata MAPE diambil dari 10 kali simulasi. Tabel 4.10 menunjukkan nilai rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data *testing*, dengan nilai diperoleh dari rata-rata 10 kali simulasi.

Berdasarkan tabel diatas, penambahan konstrain pada GBM-KF tidak membuat rata-rata MAPE lebih kecil dari model GBM-KF. Penambahan konstrain tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan.

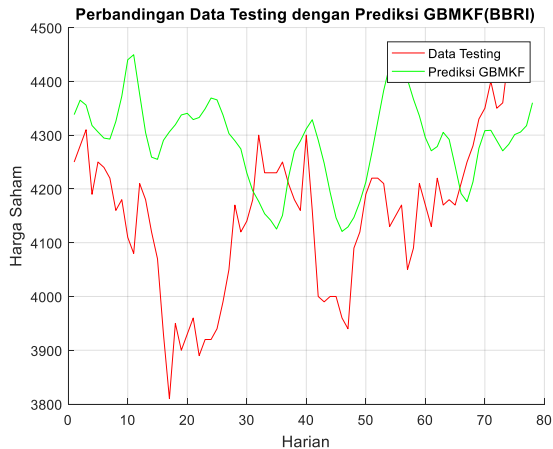
Pada simulasi GBM-KF di atas, data pengukuran yang dimasukkan adalah data faktual saham, sehingga akan sulit memperoleh prediksi untuk jangka panjang. Selanjutnya, disimulasikan data prediksi GBM sebagai data pengukuran dari model GBM-KF untuk mendapatkan prediksi harga saham dengan jangka waktu 2 tahun.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



Gambar 4.31. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

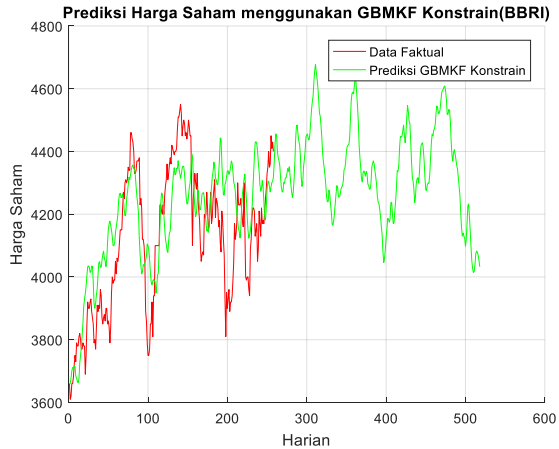


Gambar 4.32. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

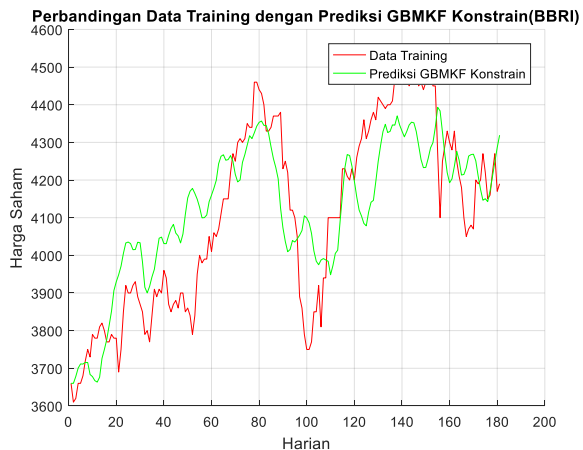


Gambar 4.33. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (BBRI)

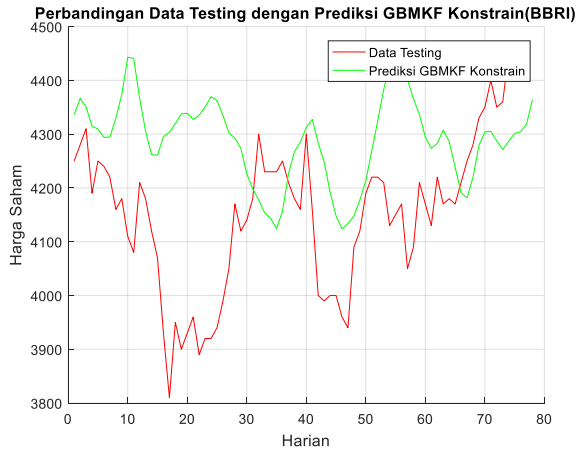
Selanjutnya, disimulasikan saham BBRI dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.34. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)

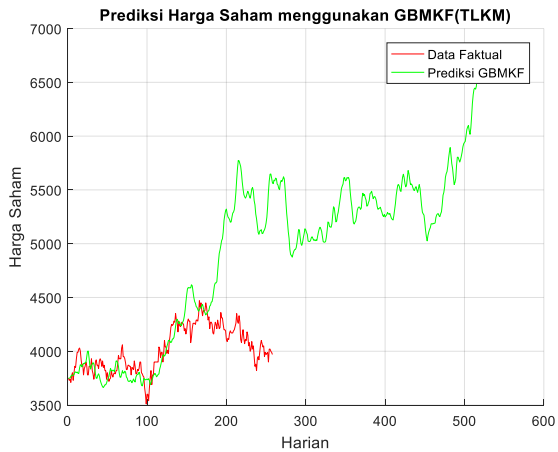


Gambar 4.35. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)

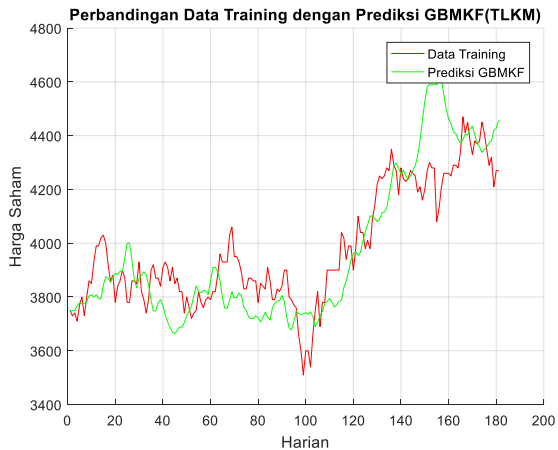


Gambar 4.36. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (BBRI)

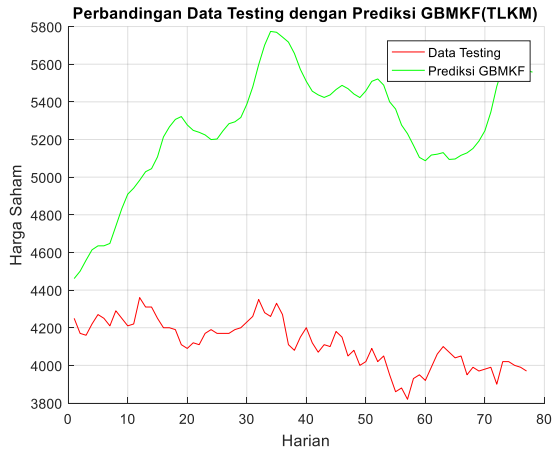
Berdasarkan grafik di atas, prediksi menggunakan model GBM-KF pada saham BBRI mendekati data faktual dengan baik. Penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Berikut hasil simulasi GBM-KF untuk saham TLKM:



Gambar 4.37. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

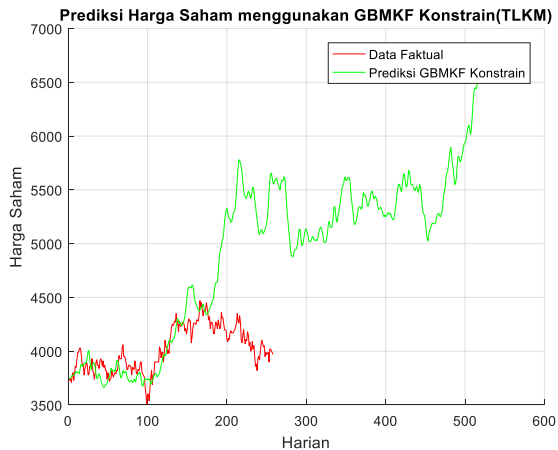


Gambar 4.38. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

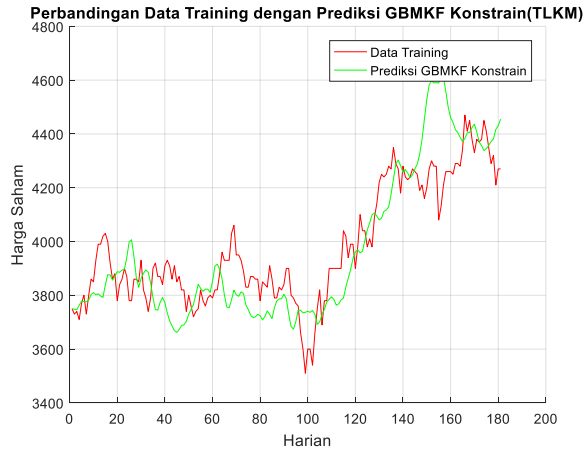


Gambar 4.39. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (TLKM)

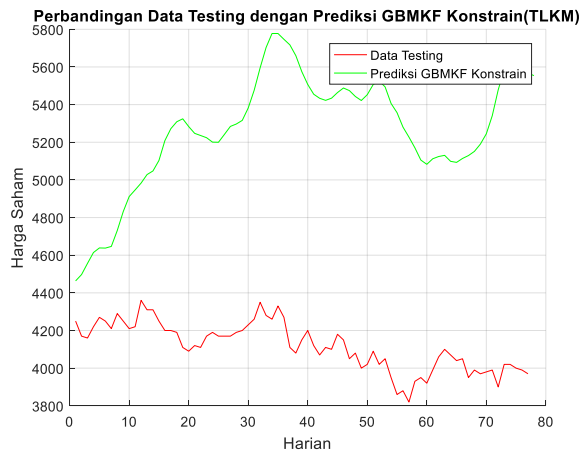
Selanjutnya, disimulasikan saham TLKM dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.40. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)



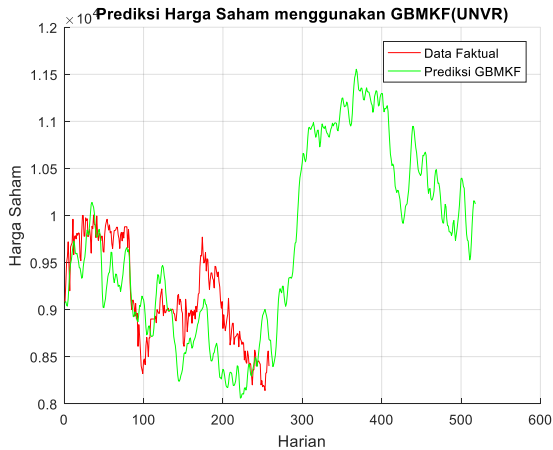
Gambar 4.41. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)



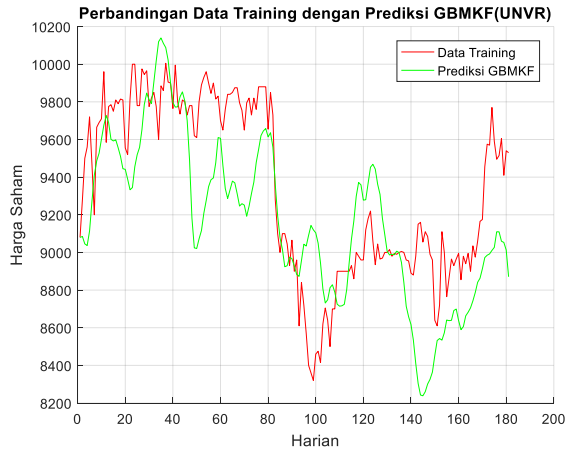
Gambar 4.42. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (TLKM)

Berdasarkan grafik di atas, prediksi menggunakan model GBM-KF pada saham TLKM mendekati data

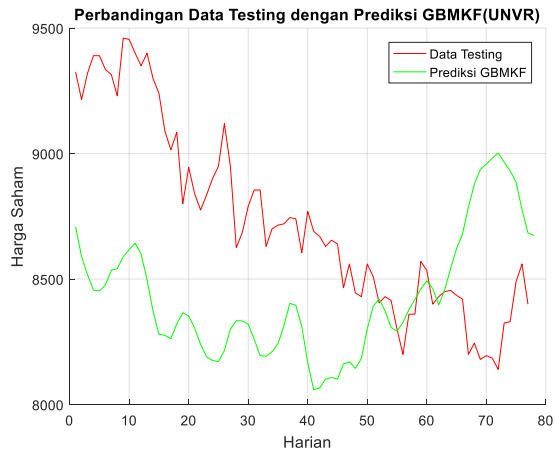
faktual dengan baik. Setelah dilakukan simulasi dengan model GBM-KF dengan konstrain, diperoleh bahwa tidak terjadi perubahan yang signifikan pada grafik, sehingga bisa disimpulkan bahwa penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan hasil prediksi secara signifikan. Berikut hasil simulasi GBM-KF untuk saham UNVR:



Gambar 4.43. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

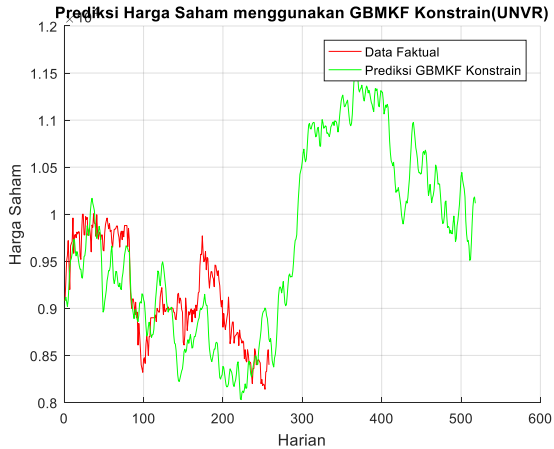


Gambar 4.44. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

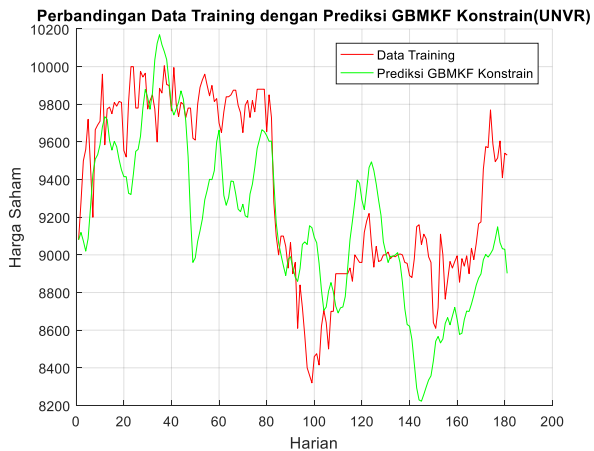


Gambar 4.45. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF (UNVR)

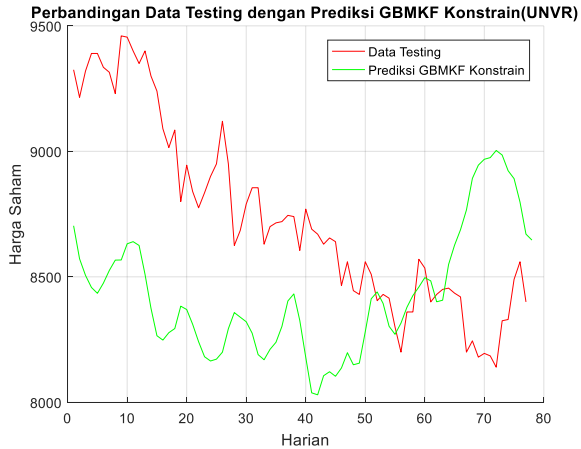
Selanjutnya, disimulasikan saham UNVR dengan model GBM-KF dengan konstrain dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.46. Perbandingan data faktual dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)



Gambar 4.47. Perbandingan data *training* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)



Gambar 4.48. Perbandingan data *testing* dengan hasil prediksi menggunakan GBM-KF dengan konstrain (UNVR)

Berdasarkan grafik di atas, prediksi menggunakan model GBM-KF pada saham UNVR mendekati data faktual dengan baik. Setelah dilakukan penambahan konstrain pada model GBM-KF, grafik menunjukkan bahwa konstrain 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 4.11. Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data *Training*)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE	
		GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	BBRI	0.6764%	0.6767%
2	TLKM	6.1997%	6.1972%
3	UNVR	0.8985%	0.8975%

Tabel 4.12. Nilai MAPE GBM-KF dan GBM-KF dengan Konstrain (Data *Testing*)

No	Nama Saham	Rata-rata MAPE	
		GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	BBRI	0.4679%	0.4688%
2	TLKM	5.7443%	5.7418%
3	UNVR	1.6377%	1.6366%

Tabel 4.11 menyatakan rata-rata MAPE yang dihitung terhadap data *training*, diperoleh bahwa nilai rata-rata MAPE yang dihasilkan berada akurasi peramalan tinggi yaitu <10%, begitu juga saat diujikan pada data *testing* seperti terlampir pada Tabel 4.12. Penambahan konstrain pada model GBM-KF tidak mempengaruhi perubahan nilai MAPE secara signifikan.

4.6 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* (1000 iterasi)

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* pada Tabel 4.13 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 4.14 sebagai berikut:

Tabel 4.13. 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 4.14. 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 4.13, nilai MAPE dari hasil prediksi berada pada tingkat akurasi peramalan baik, sedangkan Tabel 4.14, hasil prediksi berada pada tingkat akurasi peramalan biasa.

Prediksi dengan memasukkan data *training* kedalam 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* pada Tabel 4.15 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 4.16 sebagai berikut:

Tabel 4.15. Hasil rata-rata MAPE 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%	0.0876%	0.0773%
TLKM	10.77%	0.0936%	0.0846%
UNVR	11.83%	0.0741%	0.0738%

Tabel 4.16. Hasil rata-rata MAPE 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%	0.1122 %	0.0958%
TLKM	19.02%	0.0899%	0.0808%
UNVR	22.12%	0.0678%	0.0674%

Tabel 4.15 dan Tabel 4.16 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 testing) dan GBM-KF (data prediksi GBM)

Selanjutnya akan dibandingkan hasil simulasi model GBM, GBM-KF dengan data faktual sebagai data pengukuran dan GBM-KF dengan data prediksi GBM sebagai data pengukurannya.

Tabel 4.17. 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%	0.0876%	0.6764%
TLKM	10.77%	0.0936%	6.1997%
UNVR	11.83%	0.0741%	0.8985%

Tabel 4.18. 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%	0.1122%	0.4679%
TLKM	19.02%	0.0899%	5.7443%
UNVR	22.12%	0.0678%	1.6377%

Hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* ditampilkan pada Tabel 4.17 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 4.18. 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%.

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

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan MAPE terhadap data *training* pada Tabel 4.19 dan perhitungan MAPE terhadap data *testing* pada Tabel 4.20 sebagai berikut:

Tabel 4.19. 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	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF dengan Konstrain (Data Faktual)	GBM-KF dengan Konstrain (Data Prediksi GBM)
BBRI	10.12%	0.0773 %	0.6767%
TLKM	10.77%	0.0846%	6.1972%
UNVR	11.83%	0.0738%	0.8975%

Tabel 4.20. 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	Rata-rata MAPE		
	GBM	GBM-KF dengan Konstrain (Data Faktual)	GBM-KF dengan Konstrain (Data Prediksi GBM)
BBRI	16.42%	0.0958%	0.4688%
TLKM	19.02%	0.0808%	5.7418%
UNVR	22.12%	0.0674%	1.6366%

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%.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil simulasi prediksi harga saham menggunakan *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* dengan konstrain, dapat disimpulkan beberapa hal berikut :

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

5.2 Saran

Dalam penelitian ini, konstrain yang digunakan adalah batas Auto Rejection yang berlaku di Bursa Efek Indonesia, dimana batas yang diterapkan diluar / lebih besar dari nilai *error* yang dihasilkan dari model GBM-KF sehingga tidak mempengaruhi perubahan MAPE secara signifikan. Diharapkan pada penelitian selanjutnya untuk memperkecil jangkauan konstrain, sehingga menghasilkan *error* yang lebih kecil.

Prediksi menggunakan model GBM-KF dengan data *testing* sebagai data pengukuran hanya dapat melakukan estimasi nilai untuk $(t+1)$, sehingga sangat sulit untuk melakukan peramalan jangka panjang jika tidak melakukan modifikasi. Maka dari itu, dibutuhkan suatu pengukuran tambahan untuk memperpanjang

jangkauan dari estimasi yang dapat dijadikan sebagai bahan penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “<https://www.idx.co.id/produk/saham/>” diakses pada 22 Januari 2020.
- [2] Omar, A. Jaffar, M.M. (2014). “Forecasting Share Price of Small Size 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.
- [3] Redy, K & Vaughan C. (2016). “Simulating Stock Prices Using Geometric Brownian Motion: Evidence from Australian Companies”. *Australian Accounting, Business and Finance Journal*, 10 (3), Hal. 23-47.
- [4] Dampsey, I., J. (2017). “Determining Whether the Geometric Brownian Motion Model is An Appropriate Model for Forecasting Stock Prices on the Ghana Stock Exchange”. *Research Journal of Finance and Accounting*. Vol. 8, No. 4.
- [5] Affianti, Ika, Restu. (2015). “Prediksi Harga Saham Menggunakan Geometric Brownian Motion”. Tugas Akhir, Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember : Surabaya.
- [6] Mustika, T., N. (2019). “Prediksi Harga Saham dengan Geometric Brownian Motion dan Arima Termodifikasi Kalman Filter”. Tesis Magister, Departemen Matematika Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember: Surabaya.
- [7] Hadi, A., dkk. (2012). “Aplikasi SPSS dalam saham”. PT. Elex Media Komputindo. Jakarta.

- [8] Martalena & Maya. (2011). "Pengantar Pasar Modal". Andi. Yogyakarta.
- [9] Willmot, P. (2007). "Introduces Quantitative Finance, 2nd Edition". John Wiley & Son, Ltd. Chichester.
- [10] Dmouj, A. (2006). "Stock Price Modeling: Theory and Practice". Vrije Universiteit Faculty of Sciences Amsterdam. The Netherlands.
- [11] Bartle, Robert, G., (2010). "Introduction to Real Analysis". 4th Edition. University of Illinois, Urbana-Champaign.
- [12] Lewis, F. L. (1998). "Optimal Estimation with An Introduction to Stochastic Control Theory". School of Electrical Engineering Georgia Institute of Technology Atlanta: Georgia.
- [13] Forbes, J. R., Anton, H. J., Zlotnik, D. E., (2014). "Continuous-time norm-constrained Kalman filtering". Automatica.
- [14] "<https://www.idxchannel.com/market-news/bei-implementasikan-perubahan-batasan-auto-rejection-perdagangan-saham-mulai-hari-ini>" diakses pada 10 Maret 2020.
- [15] Lawrence, K., D., Klimberg, R., K., & Lawrence, S., M. (2009). "Fundamental of Forecasting using Excel". Industrial Press Inc. America.
- [16] Massey, F. J. (1951). "The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit". Journal of the American Statistical Association, 46(253), pp.6878.

LAMPIRAN A
Simulasi Prediksi GBM Saham Bank BRI (BBRI)
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data <i>Training</i>)
9/11/2019	4250	4404.44	4207.493448
9/12/2019	4280	4310.635	4332.849485
9/13/2019	4310	4271.391	4268.881582
9/16/2019	4190	4319.788	4309.841654
9/17/2019	4250	4272.562	4267.747062
9/18/2019	4240	4303.493	4220.393638
9/19/2019	4220	4383.049	4291.038763
9/20/2019	4160	4420.691	4361.966796
9/23/2019	4180	4526.452	4402.45929
9/24/2019	4110	4401.051	4388.412815
9/25/2019	4080	4259.279	4399.56185
9/26/2019	4210	4254.182	4431.476978
9/27/2019	4180	4226.527	4382.039528
9/30/2019	4120	4280.731	4429.368726
10/1/2019	4070	4347.5	4399.997317
10/2/2019	3930	4295.443	4341.689845
10/3/2019	3810	4342.143	4355.491693
10/4/2019	3950	4355.691	4327.734175
10/7/2019	3900	4330.621	4380.700618
10/8/2019	3930	4310.353	4496.333223
10/9/2019	3960	4353.042	4487.091687
10/10/2019	3890	4368.56	4445.022199
10/11/2019	3920	4391.151	4465.193311
10/14/2019	3920	4341.051	4435.891087
10/15/2019	3940	4297.824	4466.993991
10/16/2019	3990	4268.059	4438.835667

10/17/2019	4050	4294.478	4497.272626
10/18/2019	4170	4250.079	4424.990356
10/21/2019	4120	4164.778	4414.679931
10/22/2019	4140	4181.55	4464.285785
10/23/2019	4180	4160.714	4452.836073
10/24/2019	4300	4126.527	4569.989722
10/25/2019	4230	4141.161	4527.009558
10/28/2019	4230	4100.229	4535.525677
10/29/2019	4230	4216.641	4499.841506
10/30/2019	4250	4313.512	4542.058609
10/31/2019	4210	4292.436	4604.507181
11/1/2019	4180	4292.832	4618.947339
11/4/2019	4160	4344.613	4734.873325
11/5/2019	4300	4336.002	4691.235572
11/6/2019	4160	4211.23	4574.103244
11/7/2019	4000	4218.636	4514.380489
11/8/2019	3990	4125.435	4512.51013
11/11/2019	4000	4110.663	4492.168906
11/12/2019	4000	4109.223	4442.074795
11/13/2019	3960	4160.982	4396.024875
11/14/2019	3940	4162.571	4362.188285
11/15/2019	4090	4216.14	4328.967651
11/18/2019	4120	4251.588	4396.153229
11/19/2019	4190	4335.66	4457.891952
11/20/2019	4220	4380.685	4458.340442
11/21/2019	4220	4442.382	4479.233144
11/22/2019	4210	4464.38	4444.570989
11/25/2019	4130	4415.127	4460.530643
11/26/2019	4150	4414.394	4485.43667
11/27/2019	4170	4369.635	4520.639839

11/28/2019	4050	4324.2	4521.162033
11/29/2019	4090	4311.539	4571.191889
12/2/2019	4210	4244.785	4621.433897
12/3/2019	4170	4264.338	4646.013375
12/4/2019	4130	4306.746	4705.667304
12/5/2019	4220	4339.124	4735.289993
12/6/2019	4170	4241.844	4784.802129
12/9/2019	4180	4179.175	4639.509995
12/10/2019	4170	4145.003	4671.819361
12/11/2019	4210	4190.452	4646.381188
12/12/2019	4250	4282.108	4707.621823
12/13/2019	4280	4347.349	4809.470043
12/16/2019	4330	4311.266	4850.30936
12/17/2019	4350	4295.062	4847.392793
12/18/2019	4400	4260.05	4823.954791
12/19/2019	4350	4256.511	4901.677141
12/20/2019	4360	4319.668	4824.864881
12/23/2019	4450	4313.746	4904.461039
12/26/2019	4410	4301.482	4885.01141
12/27/2019	4430	4339.384	4862.035026
12/30/2019	4400	4425.734	4946.644114

LAMPIRAN B
Simulasi Prediksi GBM 1 Tahun Mendatang Saham Bank
BRI (BBRI)

No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)	No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)
1	4486.556	5047.573526	131	4229.173	7612.000592
2	4477.197	5159.471116	132	4236.821	7680.622639
3	4423.688	5159.006953	133	4187.595	7712.65498
4	4334.669	5233.709559	134	4169.154	7838.945508
5	4373.087	5276.730167	135	4123.563	7822.064635
6	4367.087	5234.807429	136	4109.493	7811.200806
7	4336.789	5335.870224	137	4015.099	7904.140564
8	4269.602	5402.863208	138	4021.513	7828.982765
9	4255.58	5396.394218	139	4094.986	7914.870422
10	4268.7	5475.850887	140	4125.977	7979.65886
11	4274.062	5431.696287	141	4158.24	8062.130036
12	4348.116	5478.361104	142	4179.567	8143.624069
13	4278.372	5441.384269	143	4223.603	8129.232114
14	4343.431	5388.213944	144	4163.805	8143.135927
15	4307.751	5411.904149	145	4161.806	8223.303721
16	4349.038	5460.480358	146	4207.004	8002.567977
17	4362.838	5586.727741	147	4308.606	7925.68303
18	4315.456	5561.47532	148	4212.88	8024.333776
19	4378.84	5553.921788	149	4143.88	8008.105043
20	4273.889	5571.989113	150	4146.253	7988.653727
21	4266.223	5614.154994	151	4194.578	8175.655515
22	4248.48	5711.771027	152	4264.189	8242.097657
23	4240.527	5738.155831	153	4267.712	8277.388719
24	4304.973	5762.993423	154	4330.188	8190.467883
25	4359.818	5642.895315	155	4401.551	8017.003015

26	4426.094	5643.224691	156	4305.096	8051.181454
27	4522.97	5673.782016	157	4386.027	8191.00439
28	4507.164	5744.757666	158	4491.737	8037.575206
29	4467.79	5726.104693	159	4468.843	7901.427329
30	4408.431	5745.321561	160	4426.633	8080.208118
31	4419.347	5745.166088	161	4457.117	8199.626538
32	4414.874	5798.772888	162	4486.501	8362.8097
33	4341.184	5751.942738	163	4504.535	8437.259919
34	4237.692	5651.770639	164	4395.579	8510.436471
35	4277.299	5697.146307	165	4409.35	8570.045334
36	4335.248	5647.321756	166	4513.847	8535.75074
37	4424.039	5712.302937	167	4566.045	8635.87502
38	4378.124	5764.197491	168	4579.647	8692.179915
39	4437.929	5793.570345	169	4480.356	8950.595034
40	4497.259	5830.271709	170	4462.007	8972.701153
41	4439.475	5888.851375	171	4492.801	8936.527048
42	4458.133	5871.679645	172	4346.96	8994.359323
43	4409.612	5837.544458	173	4309.658	8935.244811
44	4445.897	5858.263355	174	4272.67	8820.359207
45	4487.524	5931.892856	175	4310.557	8809.730842
46	4539.772	6020.380623	176	4248.936	8623.90304
47	4569.338	6103.483697	177	4184.361	8590.173466
48	4579.211	6063.516244	178	4306.192	8534.422241
49	4590.936	6154.523467	179	4352.198	8442.078334
50	4682.849	6081.304869	180	4311.775	8414.912268
51	4683.399	6009.466436	181	4315.427	8481.771197
52	4693.093	5992.424246	182	4272.657	8568.07892
53	4606.082	6007.329612	183	4393.439	8674.14931
54	4616.564	5984.346905	184	4446.7	8614.980428
55	4573.179	5966.75656	185	4440.582	8683.078662

56	4520.585	6081.122564	186	4419.365	8826.92556
57	4478.707	5985.168551	187	4428.842	8925.328576
58	4519.616	6031.977793	188	4365.187	8959.544976
59	4439.791	5958.272885	189	4323.098	8873.973745
60	4403.579	6168.701031	190	4254.406	8997.41294
61	4339.788	6170.064318	191	4252.114	8998.786889
62	4352.361	6084.705844	192	4289.217	9109.711453
63	4328.483	5983.738841	193	4325.237	9182.597506
64	4299.397	5963.978214	194	4294.205	9181.099614
65	4258.175	6021.443349	195	4297.31	8989.007691
66	4214.882	6036.184878	196	4371.073	8920.326332
67	4235.065	6186.116314	197	4440.077	8937.99739
68	4247.314	6291.091107	198	4473.26	8879.849347
69	4332.322	6334.620454	199	4473.848	8779.939409
70	4223.71	6271.059262	200	4428.034	8784.535306
71	4190.445	6169.752251	201	4498.254	8828.164567
72	4185.252	6139.836483	202	4472.137	8852.145077
73	4123.315	6225.892073	203	4508.252	8868.354024
74	4180.159	6187.728734	204	4575.611	9011.95898
75	4201.283	6203.320503	205	4552.939	9044.265753
76	4237.802	6325.867589	206	4517.445	9142.760231
77	4269.084	6416.717841	207	4498.824	9061.308999
78	4298.489	6557.042544	208	4535.203	9173.792004
79	4311.285	6326.735218	209	4549.16	9214.487691
80	4258.454	6505.35783	210	4594.947	9279.718885
81	4218.066	6571.668313	211	4611.441	9172.824324
82	4271.832	6495.386	212	4594.987	9117.975665
83	4266.428	6449.411447	213	4596.509	9052.99598
84	4302.542	6547.638767	214	4619.606	8968.313681
85	4289.975	6526.412802	215	4607.741	8846.079903

86	4292.724	6599.579175	216	4567.381	8978.416194
87	4325.435	6695.476758	217	4530.346	9048.925907
88	4389.027	6680.324991	218	4463.816	9402.674039
89	4329.139	6718.115109	219	4543.872	9533.960536
90	4397.73	6714.474588	220	4555.064	9837.275849
91	4442.029	6674.45135	221	4517.221	9803.809289
92	4421.58	6690.647599	222	4443.464	9683.362347
93	4419.42	6719.562801	223	4355.24	9547.720997
94	4420.989	6637.162814	224	4355.548	9697.207412
95	4472.438	6753.948265	225	4362.503	9872.341152
96	4575.049	6738.032932	226	4447.063	10049.0936
97	4620.222	6742.182448	227	4403.856	10099.12117
98	4592.708	6750.865327	228	4365.597	9770.696906
99	4581.641	6762.965095	229	4357.691	9863.62873
100	4575.774	6663.607593	230	4333.432	9856.794739
101	4652.175	6833.610354	231	4337.504	9728.775074
102	4655.6	7065.302966	232	4280.24	9622.934633
103	4594.349	6981.54129	233	4262.279	9460.043024
104	4528.692	7017.194316	234	4232.172	9437.592631
105	4505.41	7040.705458	235	4137.654	9391.609006
106	4442.616	6996.240643	236	4115.512	9419.944866
107	4334.353	6946.82975	237	4112.331	9452.728541
108	4358.929	7095.497033	238	4167.951	9631.363801
109	4319.414	7158.202821	239	4109.558	9675.29548
110	4275.499	7214.666101	240	4118.582	9665.769519
111	4306.27	7243.062985	241	4063.196	9673.433372
112	4381.181	7143.456544	242	4165.831	9743.385513
113	4330.19	7273.29999	243	4240.467	9874.331128
114	4321.411	7321.534371	244	4283.818	9910.813089
115	4308.223	7466.207063	245	4211.411	9849.408386

116	4364.655	7530.59778	246	4126.794	9950.744548
117	4308.504	7614.421254	247	4101.971	10060.14882
118	4251.605	7524.147681	248	4040.349	10027.30306
119	4302.513	7620.218169	249	4011.596	10090.98933
120	4263.38	7629.705374	250	4012.92	9899.305076
121	4287.752	7693.806903	251	4007.006	9955.331746
122	4329.969	7616.986707	252	4026.637	10047.78422
123	4414.169	7625.734438	253	4073.703	10067.13459
124	4356.389	7689.034092	254	4113.539	9769.198818
125	4375.654	7716.550947	255	4077.318	9923.518845
126	4339.88	7664.538266	256	4068.812	9825.363182
127	4307.861	7591.880289	257	4058.161	9626.997405
128	4302.249	7549.815935	258	4033.447	9686.279047
129	4268.771	7448.501473	259	4010.219	9595.561373
130	4211.914	7382.330461			

LAMPIRAN C
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham Bank BRI (BBRI) dengan
Data Faktual sebagai Data Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
9/11/2019	4250	4199.08564	4198.925538
9/12/2019	4280	4212.70778	4214.430775
9/13/2019	4310	4243.89361	4244.658521
9/16/2019	4190	4277.10171	4277.157656
9/17/2019	4250	4256.71526	4253.334343
9/18/2019	4240	4240.74748	4241.749447
9/19/2019	4220	4239.6099	4240.110357
9/20/2019	4160	4232.68834	4232.412421
9/23/2019	4180	4204.30249	4203.076653
9/24/2019	4110	4184.65773	4185.45394
9/25/2019	4080	4154.99454	4154.131385
9/26/2019	4210	4117.37028	4117.165476
9/27/2019	4180	4137.7435	4141.364703
9/30/2019	4120	4166.8112	4166.511824
10/1/2019	4070	4156.86667	4154.694343
10/2/2019	3930	4119.23096	4117.833848
10/3/2019	3810	4039.40843	4036.941404
10/4/2019	3950	3929.71902	3928.360451
10/7/2019	3900	3901.62451	3906.900015
10/8/2019	3930	3904.57323	3905.363791
10/9/2019	3960	3913.08649	3913.628653
10/10/2019	3890	3933.25638	3933.680896
10/11/2019	3920	3925.37409	3923.410757
10/14/2019	3920	3916.7186	3917.060888
10/15/2019	3940	3917.10538	3917.435624

10/16/2019	3990	3925.5535	3926.064873
10/17/2019	4050	3951.35678	3952.347688
10/18/2019	4170	3995.32804	3996.226544
10/21/2019	4120	4070.48611	4072.200848
10/22/2019	4140	4114.57135	4112.114047
10/23/2019	4180	4130.78461	4129.60559
10/24/2019	4300	4151.6688	4151.999681
10/25/2019	4230	4210.22273	4212.51277
10/28/2019	4230	4239.95105	4237.673213
10/29/2019	4230	4239.30196	4238.072841
10/30/2019	4250	4234.49922	4234.325323
10/31/2019	4210	4238.45028	4239.052792
11/1/2019	4180	4230.96173	4230.195609
11/4/2019	4160	4208.78927	4208.1365
11/5/2019	4300	4183.99142	4183.935896
11/6/2019	4160	4216.37392	4219.975971
11/7/2019	4000	4214.60305	4211.661949
11/8/2019	3990	4130.03443	4125.79413
11/11/2019	4000	4048.1242	4048.880864
11/12/2019	4000	4010.2751	4012.644889
11/13/2019	3960	3999.54254	4000.934351
11/14/2019	3940	3984.27496	3983.840056
11/15/2019	4090	3962.77383	3962.457808
11/18/2019	4120	3999.62596	4003.226016
11/19/2019	4190	4060.88399	4061.47376
11/20/2019	4220	4123.87969	4123.95142
11/21/2019	4220	4176.94801	4176.082548
11/22/2019	4210	4206.57507	4205.162278
11/25/2019	4130	4214.27264	4213.133121
11/26/2019	4150	4185.28331	4183.231146

11/27/2019	4170	4159.97866	4160.713337
11/28/2019	4050	4158.15505	4159.446407
11/29/2019	4090	4121.88918	4119.630703
12/2/2019	4210	4094.04912	4095.176692
12/3/2019	4170	4129.15658	4132.677884
12/4/2019	4130	4161.28194	4160.378867
12/5/2019	4220	4156.51447	4154.564142
12/6/2019	4170	4173.4934	4175.08446
12/9/2019	4180	4182.13341	4181.101857
12/10/2019	4170	4180.73712	4180.508864
12/11/2019	4210	4176.68535	4176.484301
12/12/2019	4250	4186.55573	4187.495748
12/13/2019	4280	4213.66213	4214.530884
12/16/2019	4330	4246.37708	4246.573026
12/17/2019	4350	4285.44453	4285.777102
12/18/2019	4400	4320.63652	4320.236412
12/19/2019	4350	4357.93552	4358.118222
12/20/2019	4360	4367.34538	4365.494962
12/23/2019	4450	4363.42331	4363.044175
12/26/2019	4410	4392.15084	4394.195055
12/27/2019	4430	4411.73945	4410.748241
12/30/2019	4400	4420.68578	4420.408453
		4416.28628	4415.399711

LAMPIRAN D
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham Bank BRI (BBRI) dengan
Data Prediksi GBM sebagai Data Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
9/11/2019	4250	4338.168215	4336.073021
9/12/2019	4280	4364.975162	4366.398879
9/13/2019	4310	4355.813494	4350.529119
9/16/2019	4190	4317.907724	4315.000232
9/17/2019	4250	4305.876778	4309.441131
9/18/2019	4240	4294.512866	4294.037321
9/19/2019	4220	4292.626032	4294.48182
9/20/2019	4160	4325.419447	4329.824839
9/23/2019	4180	4372.214661	4373.549032
9/24/2019	4110	4440.068612	4442.941729
9/25/2019	4080	4449.512607	4440.849869
9/26/2019	4210	4376.127157	4366.269266
9/27/2019	4180	4304.667233	4305.463935
9/30/2019	4120	4259.083574	4261.892667
10/1/2019	4070	4254.940407	4260.723272
10/2/2019	3930	4290.403838	4295.377366
10/3/2019	3810	4306.092339	4302.99168
10/4/2019	3950	4319.391101	4319.667687
10/7/2019	3900	4337.496679	4337.547542
10/8/2019	3930	4340.542099	4338.458067
10/9/2019	3960	4328.906292	4327.201708
10/10/2019	3890	4332.779738	4335.003681
10/11/2019	3920	4348.917265	4350.203727
10/14/2019	3920	4369.04293	4369.656784
10/15/2019	3940	4365.564941	4362.286101

10/16/2019	3990	4337.526908	4334.652156
10/17/2019	4050	4302.96215	4302.187909
10/18/2019	4170	4289.57776	4292.464492
10/21/2019	4120	4274.478896	4273.897754
10/22/2019	4140	4229.884184	4226.260713
10/23/2019	4180	4196.463644	4198.388427
10/24/2019	4300	4176.735313	4178.00511
10/25/2019	4230	4153.76736	4153.399375
10/28/2019	4230	4141.816888	4143.453626
10/29/2019	4230	4125.354018	4124.392499
10/30/2019	4250	4150.751962	4156.778155
10/31/2019	4210	4220.88995	4225.933914
11/1/2019	4180	4270.40939	4267.101657
11/4/2019	4160	4289.011272	4285.35889
11/5/2019	4300	4311.747939	4312.294404
11/6/2019	4160	4328.597165	4327.391759
11/7/2019	4000	4290.771434	4283.687476
11/8/2019	3990	4247.761824	4248.057807
11/11/2019	4000	4193.890151	4191.848162
11/12/2019	4000	4146.326912	4147.750366
11/13/2019	3960	4120.902581	4123.637877
11/14/2019	3940	4129.321375	4133.78752
11/15/2019	4090	4146.980878	4147.764709
11/18/2019	4120	4176.067718	4177.73305
11/19/2019	4190	4212.799876	4213.378954
11/20/2019	4220	4266.849398	4269.072384
11/21/2019	4220	4324.983035	4324.998559
11/22/2019	4210	4382.986355	4382.935311
11/25/2019	4130	4429.069113	4427.200476
11/26/2019	4150	4436.412491	4431.282558

11/27/2019	4170	4426.557964	4424.833532
11/28/2019	4050	4403.266355	4401.373026
11/29/2019	4090	4366.932185	4365.533385
12/2/2019	4210	4335.649752	4336.56038
12/3/2019	4170	4295.411908	4294.072147
12/4/2019	4130	4270.892801	4273.409051
12/5/2019	4220	4278.75959	4282.731767
12/6/2019	4170	4305.212102	4307.398221
12/9/2019	4180	4291.969204	4286.418842
12/10/2019	4170	4242.65574	4238.550285
12/11/2019	4210	4191.416278	4191.122594
12/12/2019	4250	4176.454101	4181.247608
12/13/2019	4280	4213.012048	4219.574309
12/16/2019	4330	4275.586895	4278.574953
12/17/2019	4350	4308.307971	4303.992848
12/18/2019	4400	4308.999201	4305.146922
12/19/2019	4350	4289.806064	4287.077974
12/20/2019	4360	4270.779346	4270.969802
12/23/2019	4450	4282.810787	4287.018564
12/26/2019	4410	4300.989937	4301.380691
12/27/2019	4430	4305.805191	4304.306778
12/30/2019	4400	4317.582512	4318.667487

LAMPIRAN E
Simulasi Prediksi GBM-KF 1 Tahun Mendatang Saham Bank
BRI (BBRI) dengan Data Prediksi GBM sebagai Data
Pengukuran

No	GBM-KF	GBM-Kf dengan Konstrain	No	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	4360.211017	4364.088163	131	4258.488452	4256.766469
2	4420.426428	4422.279348	132	4235.750532	4237.880112
3	4459.300058	4456.239157	133	4231.756858	4233.886972
4	4455.308407	4449.85441	134	4216.428935	4214.789013
5	4407.377907	4401.842419	135	4193.198583	4192.474638
6	4377.230387	4380.109372	136	4161.651341	4160.377477
7	4368.590673	4370.902426	137	4132.913016	4133.425127
8	4355.932007	4355.574033	138	4083.576817	4080.597195
9	4320.781928	4317.971867	139	4044.124332	4045.967205
10	4284.934396	4285.13583	140	4052.537612	4058.592924
11	4269.496768	4272.002156	141	4085.791112	4088.520955
12	4268.680832	4270.41056	142	4122.103667	4122.50104
13	4297.001371	4300.970458	143	4153.062741	4152.167408
14	4302.405885	4298.674215	144	4186.291742	4186.501514
15	4313.852799	4315.452289	145	4188.999848	4184.565023
16	4317.894228	4316.127855	146	4176.045739	4174.584035
17	4327.822068	4329.077518	147	4182.754207	4185.328146
18	4344.743143	4345.327783	148	4231.072847	4236.465564
19	4339.726077	4336.77405	149	4243.592635	4238.128097
20	4348.920184	4351.351192	150	4205.654396	4199.984985
21	4328.383803	4323.686217	151	4169.825276	4170.30704
22	4295.244228	4294.516991	152	4169.568555	4174.039337
23	4269.547569	4270.250097	153	4206.202349	4210.903585
24	4252.383009	4253.536583	154	4241.92067	4241.468068

25	4266.34234	4270.598967	155	4281.901822	4282.74156
26	4306.791412	4309.869239	156	4336.787427	4338.351971
27	4362.349716	4364.174123	157	4343.629162	4336.701119
28	4436.056164	4438.19884	158	4353.547238	4355.085452
29	4485.10957	4481.144774	159	4407.857716	4413.098354
30	4489.711882	4484.173886	160	4449.97384	4447.745533
31	4458.478257	4453.973982	161	4450.935298	4446.060668
32	4432.542757	4433.608238	162	4449.543333	4449.621114
33	4420.516308	4422.167059	163	4463.381011	4465.094111
34	4389.976334	4387.568546	164	4483.314499	4484.084403
35	4324.287612	4320.052799	165	4458.568968	4452.566144
36	4284.978484	4288.933614	166	4428.068677	4428.223584
37	4295.490391	4301.469789	167	4450.480492	4457.237326
38	4347.681454	4352.997095	168	4503.590009	4506.972471
39	4377.684984	4374.123874	169	4547.53866	4546.283926
40	4403.232911	4403.274704	170	4535.297324	4527.804359
41	4445.027532	4446.602693	171	4499.390208	4496.969431
42	4457.220588	4452.858731	172	4486.091511	4488.91526
43	4456.658208	4455.695338	173	4435.974793	4430.601188
44	4440.283482	4437.873681	174	4370.583301	4369.672981
45	4435.150357	4437.135598	175	4317.312474	4318.585474
46	4454.270902	4457.222058	176	4300.302439	4305.154382
47	4491.92987	4494.304719	177	4281.296815	4280.491152
48	4531.794957	4531.894067	178	4239.456148	4236.818349
49	4560.007873	4558.399742	179	4248.026317	4255.090471
50	4577.940215	4576.606802	180	4294.316581	4298.137539
51	4619.048335	4622.232162	181	4316.107415	4312.710881
52	4657.312036	4656.297594	182	4318.460761	4316.349566
53	4679.491993	4677.718169	183	4302.27241	4299.53246
54	4659.018684	4653.286798	184	4326.991747	4332.902408

55	4633.058899	4633.048767	185	4382.338179	4385.4821
56	4605.701008	4605.135771	186	4420.718592	4418.417594
57	4566.806319	4565.555538	187	4428.990276	4425.25687
58	4523.09201	4522.662971	188	4428.707755	4427.731695
59	4508.664612	4512.693253	189	4406.36091	4403.211639
60	4483.97073	4481.990553	190	4367.538257	4365.832878
61	4445.364124	4444.104586	191	4315.234459	4313.483505
62	4396.176673	4394.597633	192	4276.146772	4278.199043
63	4365.00218	4367.571503	193	4271.27406	4275.64015
64	4345.677521	4346.816326	194	4292.075308	4295.220339
65	4323.975111	4323.742698	195	4300.940092	4299.113101
66	4293.927667	4292.829274	196	4299.966768	4298.949647
67	4256.286834	4255.296502	197	4324.157564	4327.420843
68	4237.005311	4239.530329	198	4375.157582	4378.204809
69	4237.452313	4239.716449	199	4426.800935	4426.604623
70	4271.973789	4276.557706	200	4458.015272	4455.277085
71	4269.238183	4263.495351	201	4454.547916	4450.009311
72	4234.212217	4230.903235	202	4465.226444	4467.594097
73	4205.225443	4205.857156	203	4474.231884	4473.361846
74	4169.112917	4167.882785	204	4487.128545	4488.198457
75	4160.649273	4164.839228	205	4523.039809	4525.973277
76	4176.520316	4179.180067	206	4546.815756	4544.776416
77	4204.001303	4205.567935	207	4540.984089	4537.435368
78	4235.920196	4236.323142	208	4521.76138	4520.194643
79	4267.539673	4267.34397	209	4520.116851	4522.521639
80	4292.232058	4291.161835	210	4532.300601	4533.861243
81	4286.937813	4282.887288	211	4558.507157	4560.504608
82	4257.628502	4254.860651	212	4586.415786	4586.398923
83	4252.22057	4255.639297	213	4597.372097	4595.101421
84	4259.352737	4260.510775	214	4598.339403	4597.199829

85	4276.553385	4278.209919	215	4605.633583	4606.452497
86	4287.748476	4286.697286	216	4609.573723	4608.965586
87	4291.494107	4290.688191	217	4595.076654	4592.7882
88	4304.082687	4305.241207	218	4565.998424	4564.310076
89	4338.752307	4341.535001	219	4520.33818	4518.162742
90	4348.153257	4344.345769	220	4513.17289	4518.733193
91	4363.935265	4365.581569	221	4531.372604	4533.943575
92	4398.606445	4400.5145	222	4532.710109	4530.555782
93	4418.396202	4416.244131	223	4499.148854	4494.750358
94	4422.187673	4420.443523	224	4434.975631	4431.102121
95	4421.912249	4421.375662	225	4385.538558	4387.716575
96	4439.340026	4441.772097	226	4365.630328	4369.170841
97	4494.034479	4498.828507	227	4390.497379	4396.509556
98	4558.386022	4559.115585	228	4407.428809	4405.673663
99	4589.404938	4584.90906	229	4394.723607	4391.255374
100	4591.815607	4588.400498	230	4375.437568	4374.629718
101	4585.012647	4583.805114	231	4355.16104	4354.80666
102	4605.971248	4609.840642	232	4342.677889	4343.83552
103	4633.417732	4633.794149	233	4318.108654	4316.325911
104	4627.146573	4622.896533	234	4289.136752	4288.929973
105	4586.588161	4582.50046	235	4260.790195	4260.727898
106	4543.300411	4543.139603	236	4208.84337	4205.648041
107	4495.756392	4494.984693	237	4157.574835	4158.106681
108	4423.699582	4420.61713	238	4127.779339	4130.348539
109	4376.806222	4380.642921	239	4135.00859	4139.857879
110	4347.045872	4348.593963	240	4132.13188	4130.226861
111	4313.326231	4312.962732	241	4123.531998	4123.321801
112	4300.119082	4302.996701	242	4100.306386	4097.95587
113	4327.269007	4332.245615	243	4113.971559	4119.355626
114	4340.48698	4337.962675	244	4167.755975	4172.241064

115	4334.208383	4332.168241	245	4227.204274	4227.684927
116	4322.230761	4321.309755	246	4239.117761	4232.610087
117	4333.106165	4336.212017	247	4197.062367	4190.481512
118	4330.862782	4328.582509	248	4146.748759	4145.952837
119	4299.262066	4295.908048	249	4095.102136	4094.668464
120	4288.462195	4291.551527	250	4049.848319	4050.997135
121	4280.194226	4279.855147	251	4024.43023	4027.075654
122	4279.052319	4280.47286	252	4012.822795	4014.482249
123	4297.949003	4300.404418	253	4015.041476	4016.880349
124	4345.986032	4349.695233	254	4037.563151	4040.084329
125	4367.115689	4362.906975	255	4072.862738	4074.22266
126	4371.621892	4370.137437	256	4085.851651	4082.603879
127	4361.770112	4359.504509	257	4080.520507	4078.449449
128	4338.06713	4336.480079	258	4070.119951	4069.36899
129	4317.422131	4317.996123	259	4053.904359	4053.135384
130	4294.996964	4294.668572	260	4033.076181	4032.615747

LAMPIRAN F
Simulasi Prediksi GBM Saham PT. Telekomunikasi
Indonesia (TLKM)
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)
9/11/2019	4250	4560.219	4249.470356
9/12/2019	4170	4626.567	4170.286755
9/13/2019	4160	4666.705	4211.585091
9/16/2019	4220	4637.738	4258.75753
9/17/2019	4270	4626.003	4272.121277
9/18/2019	4250	4667.797	4302.431509
9/19/2019	4210	4876.123	4355.05494
9/20/2019	4290	4922.282	4326.876553
9/23/2019	4250	4978.935	4386.116955
9/24/2019	4210	4950.374	4358.15305
9/25/2019	4220	5032.58	4344.040703
9/26/2019	4360	5076.003	4307.242624
9/27/2019	4310	5044.888	4337.988369
9/30/2019	4310	5197.903	4260.614566
10/1/2019	4250	5342.784	4237.858914
10/2/2019	4200	5289.865	4220.485948
10/3/2019	4200	5341.882	4272.251706
10/4/2019	4190	5324.327	4262.048369
10/7/2019	4110	5203.031	4307.515538
10/8/2019	4090	5230.656	4325.046958
10/9/2019	4120	5236.743	4360.744545
10/10/2019	4110	5207.615	4331.361218
10/11/2019	4170	5169.534	4263.791061
10/14/2019	4190	5220.738	4210.540461

10/15/2019	4170	5310.375	4242.359315
10/16/2019	4170	5316.911	4330.266838
10/17/2019	4170	5289.337	4343.583017
10/18/2019	4190	5348.586	4401.188493
10/21/2019	4200	5482	4482.226098
10/22/2019	4230	5581.752	4538.530661
10/23/2019	4260	5732.63	4500.495826
10/24/2019	4350	5795.788	4541.369788
10/25/2019	4280	5830.918	4669.281432
10/28/2019	4260	5725.4	4784.828577
10/29/2019	4330	5711.504	4708.4545
10/30/2019	4270	5690.575	4637.680927
10/31/2019	4110	5580.301	4646.37678
11/1/2019	4080	5478.012	4648.305232
11/4/2019	4150	5457.212	4626.494378
11/5/2019	4200	5409.689	4703.617287
11/6/2019	4120	5434.073	4723.837029
11/7/2019	4070	5411.532	4811.978288
11/8/2019	4110	5464.497	4718.940417
11/11/2019	4100	5501.378	4779.400248
11/12/2019	4180	5505.287	4800.234777
11/13/2019	4150	5432.373	4782.759329
11/14/2019	4050	5409.059	4897.099071
11/15/2019	4080	5409.563	4922.591597
11/18/2019	4000	5523.163	4975.858641
11/19/2019	4020	5565.109	4996.468724
11/20/2019	4090	5513.712	4862.483195
11/21/2019	4020	5433.959	4778.977933
11/22/2019	4050	5285.46	4678.620876
11/25/2019	3950	5352.86	4666.236886

11/26/2019	3860	5165.981	4747.877197
11/27/2019	3880	5208.366	4763.403552
11/28/2019	3820	5097.793	4826.48918
11/29/2019	3930	5040.435	4854.007625
12/2/2019	3950	5094.357	4794.430042
12/3/2019	3920	5171.44	4996.654673
12/4/2019	3990	5110.623	5038.575439
12/5/2019	4060	5142.054	5065.876352
12/6/2019	4100	5034.409	5045.34249
12/9/2019	4070	5121.53	5179.381883
12/10/2019	4040	5143.008	5066.931889
12/11/2019	4050	5137.272	5050.129362
12/12/2019	3950	5181.81	5066.940144
12/13/2019	3990	5238.918	5090.250325
12/16/2019	3970	5308.922	5046.494908
12/17/2019	3980	5469.931	5034.46828
12/18/2019	3990	5639.89	5005.115031
12/19/2019	3900	5660.003	5117.910615
12/20/2019	4020	5691.961	5156.867006
12/23/2019	4020	5619.238	5172.869163
12/26/2019	4000	5554.336	5126.340487
12/27/2019	3990	5522.187	5108.481139
12/30/2019	3970	5567.8	5171.781599

LAMPIRAN G
Simulasi Prediksi GBM 1 Tahun Mendatang Saham PT.
Telekomunikasi Indonesia (TLKM)

No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)	No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)
1	5643.828	5210.806821	131	5282.833	7444.582155
2	5556.979	5275.867089	132	5307.426	7499.060547
3	5652.047	5378.05527	133	5348.561	7514.2109
4	5581.506	5322.787802	134	5332.173	7782.043672
5	5482.395	5431.916426	135	5350.113	7797.594487
6	5560.366	5481.351678	136	5269.992	7506.030535
7	5466.193	5504.872488	137	5271.392	7321.738946
8	5504.623	5500.852973	138	5233.159	7160.729307
9	5670.03	5592.146586	139	5251.687	6943.495405
10	5582.088	5524.877073	140	5304.201	7048.646566
11	5554.708	5546.977805	141	5203.28	7142.434935
12	5632.703	5459.224257	142	5288.669	7141.444205
13	5648.597	5359.973293	143	5275.083	7240.200751
14	5558.66	5344.011253	144	5319.527	7059.261036
15	5376.315	5393.613172	145	5247.233	7126.72672
16	5263.614	5427.185635	146	5273.085	7226.69531
17	5176.543	5532.565062	147	5295.159	7138.207879
18	5143.991	5492.386751	148	5217.451	7006.583774
19	5008.374	5512.876829	149	5213.754	6859.062451
20	5007.415	5701.568634	150	5225.391	6763.959344
21	4817.772	5685.570653	151	5213.732	6823.172951
22	4879.619	5794.756051	152	5324.787	6855.898816
23	4904.812	5818.242965	153	5380.714	7087.13208
24	4851.699	5886.135019	154	5427.457	7181.057905
25	4963.035	5938.720389	155	5541.545	7226.239519

26	4948.826	6016.88844	156	5540.277	7273.281515
27	4953.58	6137.29539	157	5583.887	7315.693872
28	4942.706	6129.111151	158	5534.211	7375.537494
29	4988.302	6257.548178	159	5499.815	7395.484191
30	5067.913	6364.404274	160	5451.763	7537.08822
31	5137.461	6449.609942	161	5492.129	7473.594049
32	5193.116	6452.277316	162	5665.675	7600.612839
33	5089.947	6483.706163	163	5675.099	7611.133148
34	4953.205	6589.466329	164	5655.306	7584.150267
35	4954.854	6599.530399	165	5554.308	7428.018503
36	4990.516	6599.781536	166	5493.893	7413.051368
37	5060.964	6614.356427	167	5511.535	7460.574933
38	5110.632	6530.407484	168	5582.433	7550.993966
39	5124.547	6681.014468	169	5713.459	7504.735768
40	5189.618	6662.988227	170	5741.727	7705.205636
41	5085.838	6749.796007	171	5575.179	7499.187476
42	5075.151	6811.957376	172	5530.672	7632.824755
43	5071.369	6800.905536	173	5509.632	7673.935641
44	4937.691	6767.154081	174	5588.823	7813.751719
45	5054.727	6832.19079	175	5523.203	7753.509548
46	5012.475	6719.552936	176	5491.743	7793.866221
47	5047.011	6659.171461	177	5476.213	7877.835922
48	5087.518	6702.635212	178	5501.222	7723.138493
49	5065.491	6836.801982	179	5555.939	7604.483074
50	5019.651	7015.165671	180	5534.279	7575.036151
51	5015.239	7069.502616	181	5447.723	7743.875553
52	5053.125	6992.595343	182	5461.973	7666.541412
53	5010.864	6897.175557	183	5580.509	7749.375781
54	5055.19	6963.042248	184	5583.14	7849.08298
55	5015.007	7050.905317	185	5439.898	7842.809522

56	5140.606	7079.18209	186	5334.07	7890.523725
57	5138.068	7015.61867	187	5273.434	7943.797775
58	5164.216	6949.987966	188	5242.821	7948.339529
59	5161.661	6966.362341	189	5286.097	8229.275766
60	5106.165	6912.206851	190	5252.558	8093.564977
61	5091.744	6947.728919	191	5103.508	8095.890718
62	5005.905	6871.243878	192	5043.895	8044.620593
63	4971.467	6928.222948	193	5019.377	7955.155805
64	5033.229	7027.906189	194	4993.921	8073.298286
65	5012.138	6984.82383	195	5176.354	8242.432441
66	5033.407	7023.330164	196	5126.836	8183.756242
67	5120.629	7072.540136	197	5152.359	8242.132189
68	5201.775	7038.404486	198	5164.458	8348.526498
69	5283.749	7168.381635	199	5227.51	8482.157448
70	5146.347	7099.861096	200	5171.14	8544.248789
71	5110.1	7290.818867	201	5176.894	8655.534227
72	5168.583	7308.724867	202	5201.045	8678.426962
73	5149.51	7529.699098	203	5183.963	8824.542813
74	5242.767	7625.996897	204	5198.938	8956.54236
75	5376.491	7636.762494	205	5319.582	8834.228422
76	5410.326	7508.16833	206	5274.418	9025.988476
77	5275.792	7666.436363	207	5281.08	8982.180415
78	5183.619	7572.394584	208	5277.206	8989.948308
79	5136.356	7610.094565	209	5227.473	9046.754983
80	5257.736	7735.802158	210	5251.655	9073.263447
81	5343.652	7757.473788	211	5321.17	9001.400517
82	5309.329	7733.343256	212	5310.27	8827.963588
83	5421.691	7563.418807	213	5460.605	8897.003457
84	5444.695	7576.252482	214	5545.3	8833.530964
85	5509.835	7582.801023	215	5469.56	8957.453212

86	5574.685	7696.236992	216	5601.792	8910.473339
87	5540.061	7588.605115	217	5722.914	9006.33688
88	5572.408	7468.962446	218	5654.585	8998.99483
89	5690.447	7504.104446	219	5682.974	8772.287986
90	5586.987	7575.428787	220	5790.608	8802.708807
91	5538.189	7661.650781	221	5881.896	9000.366634
92	5618.159	7774.555039	222	5894.961	9002.775506
93	5645.734	7598.522637	223	5930.938	8980.924058
94	5591.257	7332.606757	224	5692.459	8922.385802
95	5624.917	7265.484392	225	5669.989	8968.227795
96	5540.597	7276.273563	226	5675.299	8960.146251
97	5349.047	7199.279914	227	5531.89	8853.397361
98	5350.56	7252.004921	228	5476.498	8699.099869
99	5295.197	7286.833284	229	5638.094	8783.065351
100	5194.392	7397.924922	230	5646.811	8773.106614
101	5120.661	7275.054154	231	5892.128	8816.598484
102	5199.971	7215.024831	232	5855.854	8804.702238
103	5227.89	7388.805147	233	5765.437	8740.742223
104	5221.936	7204.449294	234	5750.607	8781.644919
105	5308.934	7319.938586	235	5735.384	8767.532369
106	5383.861	7506.663182	236	5825.555	8604.370439
107	5331.077	7584.861194	237	5848.155	8585.491521
108	5344.898	7552.294978	238	5888.903	8437.727031
109	5329.708	7724.323556	239	5959.214	8419.334897
110	5292.106	7828.974131	240	5943.344	8414.096404
111	5361.411	7721.099875	241	5947.116	8341.447057
112	5563.528	7772.995247	242	5960.603	8215.918056
113	5482.936	7601.059452	243	6085.215	8419.33944
114	5390.887	7571.061352	244	6113.654	8469.881592
115	5488.196	7643.612164	245	6094.555	8314.884204

116	5373.954	7688.916722	246	6108.854	8135.469146
117	5391.565	7835.789694	247	5965.657	8036.309278
118	5272.807	7862.499388	248	5997.335	8003.305252
119	5395.974	7857.903437	249	6178.326	8005.246825
120	5416.547	7751.201314	250	6313.76	8163.978755
121	5418.036	7598.696276	251	6435.267	7958.416216
122	5553.049	7638.970485	252	6443.449	7977.845971
123	5448.796	7623.550578	253	6469.16	7942.121413
124	5508.523	7679.637139	254	6438.478	8053.434716
125	5390.747	7606.580417	255	6417.484	8170.456267
126	5385.021	7392.393993	256	6512.155	7912.590588
127	5482.607	7324.268625	257	6696.156	7936.910077
128	5428.952	7443.041977	258	6624.811	7979.022043
129	5401.034	7474.329606	259	6651.127	7959.160606
130	5365.582	7532.741022			

LAMPIRAN H
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham PT. Telekomunikasi
Indonesia (TLKM) dengan Data Faktual sebagai Data
Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-Kf dengan Konstrain
9/11/2019	4250	4263.418	4261.084089
9/12/2019	4170	4258.528	4259.287833
9/13/2019	4160	4222.254	4226.729681
9/16/2019	4220	4189.405	4189.376976
9/17/2019	4270	4194.613	4189.341931
9/18/2019	4250	4226.027	4222.029048
9/19/2019	4210	4242.611	4244.585297
9/20/2019	4290	4232.896	4236.926726
9/23/2019	4250	4252.751	4249.183882
9/24/2019	4210	4256.52	4258.264351
9/25/2019	4220	4238.539	4241.599523
9/26/2019	4360	4227.036	4226.351269
9/27/2019	4310	4276.654	4268.200728
9/30/2019	4310	4301.597	4304.321555
10/1/2019	4250	4309.594	4312.474533
10/2/2019	4200	4287.413	4291.780403
10/3/2019	4200	4247.534	4250.066772
10/4/2019	4190	4220.077	4218.297524
10/7/2019	4110	4202.69	4200.906385
10/8/2019	4090	4162.442	4165.283328
10/9/2019	4120	4124.857	4124.802824
10/10/2019	4110	4115.119	4111.336765
10/11/2019	4170	4111.584	4110.439625
10/14/2019	4190	4133.829	4130.477551

10/15/2019	4170	4161.14	4160.463412
10/16/2019	4170	4170.491	4173.160703
10/17/2019	4170	4171.915	4173.366354
10/18/2019	4190	4171.338	4171.663935
10/21/2019	4200	4178.532	4177.383092
10/22/2019	4230	4188.666	4188.102669
10/23/2019	4260	4207.109	4205.978564
10/24/2019	4350	4231.973	4231.107279
10/25/2019	4280	4283.557	4280.041055
10/28/2019	4260	4293.677	4299.158784
10/29/2019	4330	4281.63	4285.187677
10/30/2019	4270	4297.711	4294.043679
10/31/2019	4110	4290.767	4293.277869
11/1/2019	4080	4216.643	4225.70273
11/4/2019	4150	4145.66	4145.885779
11/5/2019	4200	4132.641	4124.471794
11/6/2019	4120	4157.421	4151.442949
11/7/2019	4070	4148.528	4152.909813
11/8/2019	4110	4114.806	4118.946954
11/11/2019	4100	4105.384	4102.533967
11/12/2019	4180	4101.79	4100.598503
11/13/2019	4150	4131.739	4127.159082
11/14/2019	4050	4145.975	4147.90747
11/15/2019	4080	4110.497	4117.540434
11/18/2019	4000	4090.053	4088.629235
11/19/2019	4020	4050.422	4052.544403
11/20/2019	4090	4029.67	4027.144735
11/21/2019	4020	4049.344	4043.593689
11/22/2019	4050	4042.688	4045.866115
11/25/2019	3950	4043.562	4043.118884

11/26/2019	3860	4006.813	4011.860467
11/27/2019	3880	3939.917	3944.301494
11/28/2019	3820	3901.726	3898.048961
11/29/2019	3930	3861.932	3861.54336
12/2/2019	3950	3880.089	3872.275252
12/3/2019	3920	3912.551	3910.196132
12/4/2019	3990	3922.573	3925.909159
12/5/2019	4060	3950.679	3948.933269
12/6/2019	4100	3999.861	3997.021347
12/9/2019	4070	4050.012	4049.865167
12/10/2019	4040	4068.57	4073.069537
12/11/2019	4050	4060.58	4064.560596
12/12/2019	3950	4054.25	4054.108388
12/13/2019	3990	4011.589	4016.054883
12/16/2019	3970	3993.384	3990.238329
12/17/2019	3980	3980.863	3979.574638
12/18/2019	3990	3977.937	3976.529245
12/19/2019	3900	3982.252	3981.285952
12/20/2019	4020	3950.663	3955.513251
12/23/2019	4020	3970.415	3963.999989
12/26/2019	4000	3995.2	3993.942135
12/27/2019	3990	4002.357	4004.845321
12/30/2019	3970	3998.645	4000.503187
		3986.364	3987.623219

LAMPIRAN I
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham PT. Telekomunikasi
Indonesia (TLKM) dengan Data Prediksi GBM sebagai Data
Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
9/11/2019	4250	4461.152417	4463.448064
9/12/2019	4170	4500.343886	4497.118574
9/13/2019	4160	4558.862603	4556.603097
9/16/2019	4220	4613.968761	4614.255388
9/17/2019	4270	4634.957847	4638.609309
9/18/2019	4250	4635.201133	4637.710682
9/19/2019	4210	4647.742617	4646.63636
9/20/2019	4290	4739.509139	4731.281313
9/23/2019	4250	4832.221968	4831.428347
9/24/2019	4210	4909.443619	4911.450284
9/25/2019	4220	4941.733178	4946.804219
9/26/2019	4360	4983.39912	4983.045682
9/27/2019	4310	5028.887261	5028.274806
9/30/2019	4310	5044.899639	5047.622659
10/1/2019	4250	5107.553372	5103.13893
10/2/2019	4200	5213.624362	5208.825503
10/3/2019	4200	5267.104247	5272.148991
10/4/2019	4190	5306.766642	5309.00547
10/7/2019	4110	5321.930679	5324.578939
10/8/2019	4090	5277.421572	5283.362617
10/9/2019	4120	5248.513621	5247.31891
10/10/2019	4110	5238.187492	5235.824118
10/11/2019	4170	5224.253322	5224.163907
10/14/2019	4190	5199.575689	5200.652132

10/15/2019	4170	5202.515079	5199.936092
10/16/2019	4170	5245.98296	5241.690811
10/17/2019	4170	5283.857087	5284.136813
10/18/2019	4190	5293.864509	5296.953107
10/21/2019	4200	5316.980385	5316.157954
10/22/2019	4230	5386.73451	5381.972975
10/23/2019	4260	5478.775568	5476.170704
10/24/2019	4350	5597.864168	5595.319965
10/25/2019	4280	5701.402709	5703.260118
10/28/2019	4260	5774.038028	5777.761256
10/29/2019	4330	5769.597689	5777.70685
10/30/2019	4270	5744.241175	5746.904402
10/31/2019	4110	5717.422782	5717.321818
11/1/2019	4080	5657.335259	5660.148092
11/4/2019	4150	5572.830042	5575.309551
11/5/2019	4200	5508.986175	5507.048165
11/6/2019	4120	5456.725865	5455.204722
11/7/2019	4070	5437.004791	5433.616519
11/8/2019	4110	5423.400591	5422.551489
11/11/2019	4100	5436.76343	5434.226686
11/12/2019	4180	5465.518208	5463.948053
11/13/2019	4150	5487.527111	5488.284285
11/14/2019	4050	5470.182921	5474.356131
11/15/2019	4080	5441.610187	5443.200511
11/18/2019	4000	5422.800078	5421.832581
11/19/2019	4020	5458.38557	5452.686782
11/20/2019	4090	5508.882796	5506.814861
11/21/2019	4020	5521.693695	5525.510338
11/22/2019	4050	5488.856877	5494.006239
11/25/2019	3950	5400.099434	5406.085518

11/26/2019	3860	5361.937337	5357.317128
11/27/2019	3880	5276.886622	5280.623109
11/28/2019	3820	5231.075581	5227.568274
11/29/2019	3930	5169.381662	5170.510038
12/2/2019	3950	5104.943318	5105.429534
12/3/2019	3920	5087.250774	5082.747921
12/4/2019	3990	5117.448933	5112.244282
12/5/2019	4060	5121.992071	5124.24576
12/6/2019	4100	5130.282016	5130.523672
12/9/2019	4070	5094.105398	5098.664014
12/10/2019	4040	5096.423982	5093.086689
12/11/2019	4050	5116.065727	5113.832621
12/12/2019	3950	5128.842212	5129.316442
12/13/2019	3990	5152.225537	5151.375383
12/16/2019	3970	5191.454021	5189.897054
12/17/2019	3980	5246.157782	5244.581306
12/18/2019	3990	5345.403361	5341.013078
12/19/2019	3900	5482.177318	5478.381658
12/20/2019	4020	5581.950474	5585.898356
12/23/2019	4020	5645.694502	5650.200419
12/26/2019	4000	5648.108069	5654.692163
12/27/2019	3990	5610.30823	5614.64296
12/30/2019	3970	5566.817977	5567.326189

LAMPIRAN J
Simulasi Prediksi GBM-KF 1 Tahun Mendatang Saham PT.
Telekomunikasi Indonesia (TLKM) dengan Data Prediksi
GBM sebagai Data Pengukuran

No	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain	No	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
1	5558.018343	5554.139191	131	5397.19633	5398.638856
2	5590.5216	5585.728653	132	5346.117881	5348.667456
3	5584.86819	5588.219923	133	5319.674831	5317.402779
4	5609.26817	5606.895015	134	5325.987704	5322.345635
5	5604.105926	5606.856797	135	5330.345888	5330.1789
6	5554.066035	5558.82922	136	5338.965255	5338.723041
7	5545.240686	5541.585014	137	5313.549153	5317.034075
8	5512.92898	5514.621528	138	5290.886956	5291.035306
9	5502.331046	5500.326704	139	5263.399433	5263.779944
10	5566.098679	5558.469511	140	5252.894715	5251.151164
11	5587.371733	5590.966577	141	5271.189968	5268.100737
12	5577.992615	5581.77366	142	5248.66627	5252.449427
13	5597.021992	5594.695893	143	5258.821354	5256.134381
14	5621.948266	5620.986482	144	5268.087094	5267.87931
15	5602.202802	5606.503964	145	5290.202577	5288.965491
16	5507.034905	5514.915795	146	5278.127103	5281.464144
17	5388.82661	5391.828406	147	5272.911655	5272.642456
18	5279.486511	5278.651567	148	5280.770328	5279.356289
19	5203.211182	5199.610144	149	5257.584774	5260.437332
20	5110.317004	5111.517194	150	5234.770184	5235.041805
21	5049.85035	5046.983998	151	5226.331923	5224.844927
22	4945.173015	4949.361679	152	5219.85064	5219.420682
23	4896.603543	4891.758349	153	5259.634977	5255.021892
24	4890.77571	4886.03188	154	5316.48676	5314.442028

25	4874.811069	4875.496042	155	5372.40767	5372.620614
26	4905.778812	4901.539219	156	5450.474599	5448.646571
27	4930.235848	4930.70187	157	5502.87587	5505.504289
28	4944.401584	4945.762142	158	5545.3189	5546.759771
29	4946.544892	4948.037716	159	5549.77308	5553.66141
30	4963.213559	4961.927208	160	5530.226423	5532.841784
31	5008.11369	5005.114551	161	5494.651919	5496.228156
32	5068.893977	5067.078188	162	5485.90763	5483.121457
33	5130.837618	5130.787403	163	5554.815153	5546.572061
34	5127.776434	5134.444346	164	5618.209249	5618.050293
35	5056.304383	5063.767607	165	5646.058087	5650.050635
36	5000.017895	4999.054234	166	5614.86735	5621.389744
37	4984.862155	4980.198633	167	5559.260218	5562.260196
38	5012.290419	5007.308805	168	5528.386543	5525.897808
39	5057.472137	5055.342269	169	5543.631941	5538.431446
40	5093.735466	5094.801588	170	5614.134002	5608.039839
41	5138.882691	5138.468192	171	5680.255174	5680.430772
42	5127.613265	5133.304457	172	5652.321837	5662.118486
43	5103.384589	5105.266661	173	5596.4078	5600.38641
44	5085.496512	5084.828331	174	5549.982345	5549.15068
45	5023.074706	5027.133482	175	5555.707383	5550.01967
46	5021.56449	5015.840383	176	5545.050278	5545.899531
47	5018.905218	5018.243239	177	5521.317389	5522.8562
48	5029.275466	5028.02378	178	5498.286263	5498.487067
49	5054.638967	5053.19827	179	5494.627509	5492.70862
50	5064.555134	5066.102703	180	5518.330674	5515.394777
51	5048.556365	5051.412926	181	5530.133104	5531.111019
52	5031.557714	5031.94757	182	5499.677111	5504.131493
53	5036.492475	5034.215178	183	5477.599515	5477.289126
54	5027.826423	5028.830293	184	5513.519992	5507.555092

55	5036.472191	5034.894824	185	5549.637736	5548.945467
56	5030.177792	5031.511231	186	5513.571805	5520.84941
57	5071.79373	5067.225115	187	5433.205978	5438.481755
58	5107.671613	5107.830841	188	5352.274486	5352.709306
59	5137.332663	5138.181277	189	5292.07264	5289.735332
60	5153.102351	5154.720189	190	5277.478421	5272.499751
61	5137.594564	5140.862738	191	5265.399685	5264.651815
62	5115.626008	5116.498929	192	5198.386108	5203.971819
63	5067.400097	5069.871216	193	5121.979872	5123.72256
64	5018.797967	5018.925726	194	5065.302823	5063.475525
65	5014.309224	5009.774351	195	5025.576109	5023.566183
66	5013.349751	5012.435721	196	5076.372329	5067.145677
67	5021.041227	5020.245167	197	5108.787745	5109.884857
68	5061.902038	5058.715447	198	5132.295456	5133.816614
69	5126.019523	5123.582913	199	5149.817693	5150.886845
70	5201.860908	5200.781574	200	5183.94899	5182.477523
71	5196.14059	5204.429861	201	5186.445017	5189.408598
72	5159.238538	5163.295993	202	5182.558517	5183.501439
73	5154.710334	5151.632382	203	5188.958421	5187.926147
74	5152.366918	5151.429161	204	5188.542601	5188.985938
75	5187.326351	5183.419987	205	5192.402867	5191.993176
76	5269.392093	5264.400563	206	5243.128615	5238.417273
77	5343.0636	5343.767109	207	5267.145281	5269.390128
78	5331.755197	5340.663265	208	5277.116898	5278.956777
79	5268.855054	5274.982787	209	5279.041107	5280.079783
80	5202.301383	5202.985833	210	5258.906132	5261.095179
81	5210.099355	5202.292113	211	5251.396166	5250.243855
82	5265.491756	5259.646149	212	5277.502492	5273.889237
83	5295.338303	5297.548896	213	5296.570833	5296.882183
84	5350.625456	5348.809079	214	5364.568801	5359.908825

85	5399.907569	5400.593118	215	5450.783407	5448.738271
86	5453.370505	5453.221227	216	5476.821444	5482.96121
87	5512.446773	5511.996858	217	5530.129149	5528.314237
88	5535.985561	5539.539449	218	5617.509797	5613.885747
89	5554.611202	5555.477422	219	5651.361411	5656.366038
90	5611.750667	5607.87286	220	5669.882596	5672.056068
91	5614.826086	5619.682768	221	5720.954436	5717.831938
92	5583.999821	5587.889058	222	5795.522998	5792.71822
93	5590.401576	5586.960049	223	5850.90286	5852.639356
94	5614.293954	5611.926044	224	5893.735042	5895.374968
95	5610.507508	5612.987225	225	5822.237059	5833.669613
96	5614.82846	5614.399335	226	5744.729849	5746.384224
97	5586.539583	5589.698706	227	5701.157751	5697.462215
98	5485.12924	5492.598608	228	5625.350709	5627.716493
99	5409.359161	5407.539936	229	5549.777365	5549.983609
100	5348.886392	5346.851999	230	5568.585437	5559.199839
101	5275.089128	5276.055157	231	5605.138942	5602.413359
102	5198.072061	5198.590544	232	5724.72497	5716.632922
103	5182.657833	5176.681873	233	5803.502002	5807.473687
104	5198.380795	5194.694431	234	5804.188722	5812.990362
105	5211.485194	5211.659297	235	5781.712672	5785.051122
106	5252.40562	5250.050612	236	5758.360522	5758.409597
107	5313.190594	5311.259795	237	5779.848733	5774.964531
108	5333.500132	5337.595531	238	5812.136278	5810.353307
109	5341.469147	5343.30802	239	5849.299964	5848.775003
110	5338.343578	5339.554459	240	5900.426604	5899.224609
111	5319.199242	5320.723307	241	5928.454804	5930.814602
112	5331.477679	5328.34813	242	5941.269236	5943.141272
113	5425.127023	5416.562462	243	5951.347059	5951.764795
114	5469.447194	5473.707172	244	6005.920093	6001.409484

115	5446.547102	5454.063958	245	6060.725322	6060.213999
116	5456.909027	5454.46774	246	6085.616216	6088.725445
117	5426.954314	5430.358065	247	6099.466324	6101.020876
118	5405.841499	5405.147632	248	6049.06301	6055.471009
119	5348.804001	5352.092869	249	6016.844135	6015.535514
120	5354.648907	5348.657943	250	6073.651226	6064.289655
121	5381.503823	5378.662816	251	6181.220609	6175.128077
122	5401.875133	5402.407874	252	6304.361499	6302.800867
123	5465.215112	5461.300026	253	6385.580757	6390.420945
124	5473.021195	5478.346417	254	6434.904171	6439.066825
125	5487.490704	5487.58216	255	6446.216519	6450.400866
126	5452.3889	5457.204875	256	6436.563951	6438.765911
127	5417.402017	5417.745655	257	6463.892388	6460.054173
128	5435.731382	5430.208595	258	6561.163593	6553.514148
129	5437.951701	5438.814885	259	6608.28292	6612.635556
130	5423.420661	5425.308338	260	6634.046937	6637.011772

LAMPIRAN K
Simulasi Prediksi GBM Saham Unilever Indonesia (UNVR)
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)
9/11/2019	9325	8504.206	9343.306726
9/12/2019	9215	8467.561	9162.153692
9/13/2019	9320	8397.235	9064.656495
9/16/2019	9390	8492.898	9042.908929
9/17/2019	9390	8504.624	9111.635217
9/18/2019	9335	8621.154	9358.189259
9/19/2019	9315	8498.71	9100.266252
9/20/2019	9230	8686.262	9158.176471
9/23/2019	9460	8615.167	9006.244449
9/24/2019	9455	8675.919	9197.231482
9/25/2019	9400	8503.114	9236.39173
9/26/2019	9350	8371.35	9063.018271
9/27/2019	9400	8240.388	9252.546292
9/30/2019	9300	8214.291	9152.939131
10/1/2019	9240	8331.456	9286.483655
10/2/2019	9090	8221.254	9248.530489
10/3/2019	9015	8448.426	9327.16602
10/4/2019	9085	8374.655	9378.988792
10/7/2019	8800	8307.45	9352.212617
10/8/2019	8945	8242.161	9608.650297
10/9/2019	8840	8166.615	9837.562613
10/10/2019	8775	8154.871	9924.016221
10/11/2019	8835	8183.168	9890.465908
10/14/2019	8900	8167.464	9866.520057
10/15/2019	8950	8298.838	9815.47712

10/16/2019	9120	8402.944	9817.520435
10/17/2019	8950	8322.683	9812.988615
10/18/2019	8625	8320.866	9554.166723
10/21/2019	8685	8303.475	9727.124229
10/22/2019	8790	8165.426	9698.405154
10/23/2019	8855	8138.023	9652.164863
10/24/2019	8855	8235.81	9553.861458
10/25/2019	8630	8228.614	9587.123295
10/28/2019	8700	8283.177	9237.179079
10/29/2019	8715	8417.799	9177.287227
10/30/2019	8720	8493.618	8978.256198
10/31/2019	8745	8313.331	8786.364489
11/1/2019	8740	8194.881	8802.223849
11/4/2019	8605	7989.955	8615.130295
11/5/2019	8770	7991.741	8719.642137
11/6/2019	8690	8148.002	8751.744937
11/7/2019	8670	8133.639	8892.157556
11/8/2019	8630	8092.005	9025.728181
11/11/2019	8655	8094.851	8964.898351
11/12/2019	8640	8272.833	8709.051382
11/13/2019	8465	8124.343	8910.295619
11/14/2019	8560	8109.003	9012.492143
11/15/2019	8445	8275.957	9051.384556
11/18/2019	8430	8464.964	8958.036888
11/19/2019	8560	8445.559	8771.239415
11/20/2019	8510	8414.987	8778.998368
11/21/2019	8405	8279.34	8738.153882
11/22/2019	8430	8241.949	8730.732325
11/25/2019	8415	8317.611	8833.608191
11/26/2019	8300	8386.74	8949.9264

11/27/2019	8200	8433.54	8821.76897
11/28/2019	8360	8450.2	8728.501625
11/29/2019	8360	8505.738	8526.670336
12/2/2019	8570	8518.609	8487.250459
12/3/2019	8535	8384.789	8312.20139
12/4/2019	8400	8321.365	8234.090125
12/5/2019	8430	8617.294	8171.052729
12/6/2019	8450	8614.793	8237.104588
12/9/2019	8455	8699.085	8269.942417
12/10/2019	8435	8721.274	8342.524728
12/11/2019	8420	8942.933	8247.021873
12/12/2019	8200	8938.492	8447.266824
12/13/2019	8245	8981.82	8681.948772
12/16/2019	8180	8954.536	8686.34482
12/17/2019	8195	9015.167	8713.972658
12/18/2019	8185	9017.879	8657.685917
12/19/2019	8140	8886.275	8732.220545
12/20/2019	8325	8914.364	8682.841714
12/23/2019	8330	8827.203	8620.506129
12/26/2019	8490	8625.051	8875.365566
12/27/2019	8560	8618.243	9044.041701
12/30/2019	8400	8717.39	9103.684507

LAMPIRAN L
Simulasi Prediksi GBM 1 Tahun Mendatang Saham Unilever
Indonesia (UNVR)

No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)	No	1000 Iterasi	1000 Iterasi (Data Training)
1	8668.119	9054.128531	131	11294.98	11912.95389
2	8348.704	8960.211959	132	11406.64	12141.00743
3	8465.744	8985.741863	133	11249.34	12053.68395
4	8280.959	9186.272417	134	11383.67	12226.3671
5	8543.671	9275.426922	135	11264.85	12260.73839
6	8482.143	9018.459669	136	11129.2	12465.23367
7	8576.159	9139.162286	137	11096.36	12479.1234
8	8739.502	9286.325185	138	11248.36	12360.27209
9	8947.205	9190.071336	139	11367.99	12152.05996
10	9169.137	9071.11558	140	11271.12	11723.45956
11	9224.507	9100.218186	141	11305.7	11903.3012
12	9220.303	9040.363619	142	11283.55	11996.67176
13	9240.101	8933.437156	143	10957.82	12365.18484
14	9122.108	8992.440628	144	11104.88	12281.79863
15	9186.927	8793.447015	145	11228.42	12540.34764
16	9380.065	8890.92014	146	11081.87	12813.45753
17	9171.841	8876.110867	147	11188.06	12764.73466
18	9005.687	8877.216782	148	11181.81	12760.1017
19	9041.382	8797.932921	149	11001.09	13202.82165
20	9002.268	8840.084734	150	10726.4	13302.37404
21	9144.127	8749.292857	151	10665.67	13688.04277
22	9256.979	8701.995138	152	10514.84	14061.46841
23	9361.755	8776.038213	153	10603.94	14272.69412
24	9401.681	8598.703237	154	10436.27	13929.75977

25	9286.966	8499.957737	155	10635.02	13817.40351
26	9369.865	8490.754982	156	10456.67	13887.80858
27	9299.675	8374.987221	157	10340.13	13475.11441
28	9394.356	8591.708116	158	10142.96	13467.36059
29	9465.016	8691.81065	159	10330.22	13393.09506
30	9675.296	8425.566263	160	10185.04	13112.98906
31	9729.849	8634.424442	161	10341.78	13306.65614
32	9757.032	8919.615371	162	10223.5	13226.6392
33	9683.166	8832.756884	163	10143.45	13390.4143
34	10032.21	8945.098805	164	10140.92	13154.78561
35	10198.29	8859.942434	165	9951.356	13257.03344
36	10256.78	8825.309755	166	9960.329	13324.0496
37	10476.29	8750.538185	167	9855.417	13004.88748
38	10453.82	8782.662899	168	9940.15	12872.29887
39	10478.49	8682.487353	169	10040.69	13202.28787
40	10560.78	8756.448653	170	10065.06	13062.97109
41	10640.7	8728.258537	171	10196.61	13199.03953
42	10771.97	8732.931282	172	10079	13175.62347
43	10559.45	8664.006112	173	10142.47	13398.50822
44	10539.62	8769.025664	174	10325.35	13349.48321
45	10562.97	8816.54071	175	10317.96	13143.66673
46	10685.22	8858.489921	176	10588.9	13048.72048
47	10846.77	8719.059732	177	10671.85	12986.32753
48	10975.34	8852.764861	178	10876.83	13006.31638
49	10996.54	8849.965087	179	10978.96	13184.4573
50	10883.49	8959.333838	180	11016.47	13077.7695
51	10891.55	9090.22125	181	10877.76	13039.54213
52	10937.95	9124.329302	182	10825	13050.7568
53	10989.42	9289.982839	183	10676.4	12998.89835
54	10941.82	9290.182098	184	10661.9	12944.50535

55	11045.71	9206.325201	185	10628.15	13047.59768
56	10828.42	9249.20482	186	10445.83	12916.16728
57	10816.29	9543.737829	187	10422.63	13148.34941
58	10801.74	9556.689754	188	10460.9	12994.80354
59	10940.95	9637.020316	189	10424.9	12995.04105
60	10942.16	9593.573225	190	10406.7	13107.80315
61	10881.55	9810.141764	191	10497.77	13395.43528
62	10697.85	9995.329416	192	10702.48	13720.16081
63	10629.87	9879.778912	193	10703.48	13860.4619
64	10946.78	9905.566861	194	10565.16	13801.40187
65	11056.92	9890.653533	195	10727.21	13803.28016
66	10983.86	10084.77185	196	10665.05	13813.13693
67	10862.39	10094.13281	197	10578.69	13780.18802
68	10943.97	10085.64189	198	10282.97	13917.13747
69	10918.68	9922.899113	199	10144.25	13846.57352
70	10997.7	10209.93067	200	10220.12	13539.82121
71	10794.47	10346.60411	201	10402.32	13449.9932
72	10885.5	10203.28043	202	10236.18	13456.15679
73	10857.32	10470.083	203	10023.31	13155.916
74	10805.83	10574.08863	204	10221.32	12931.79912
75	10837.51	10625.83698	205	10183.45	13075.38128
76	10965.91	10837.95098	206	10257.09	13199.45376
77	10938.03	10842.64544	207	10324.23	13243.15825
78	10947.02	11119.22947	208	10634.72	13062.27446
79	11047.04	11428.30971	209	10461.58	13074.92246
80	10859.13	11553.52536	210	10476.45	13151.30149
81	11048.1	11326.8434	211	10253.4	13043.37514
82	10973.24	11484.56237	212	10321.07	12702.10941
83	10981.62	11594.02926	213	10379.71	12420.17132
84	10969.28	11524.72046	214	10194.87	12629.08844

85	10805.72	11546.08201	215	10104.5	12744.93529
86	10937.85	11462.59597	216	9926.74	12705.9633
87	11056.97	11278.95433	217	9876.835	12873.4781
88	11119.17	11220.78901	218	9921.513	13149.35934
89	11225.11	11234.25757	219	9930.783	12896.41796
90	11229.22	11061.72286	220	10179.63	13068.67751
91	11301.33	10876.18883	221	10207.07	12948.12704
92	11212.96	10660.49653	222	9976.051	12896.07566
93	11109.51	10775.67832	223	9788.331	12585.31901
94	11137.03	10921.09838	224	9879.411	12528.40253
95	11197.65	10864.79726	225	9918.829	12681.84436
96	11155.99	10723.29737	226	9713.728	12776.19645
97	11279.96	10911.75046	227	9881.283	12594.92819
98	11103.25	11075.53154	228	9798.799	12667.96414
99	11032.14	11013.11498	229	9733.182	12715.51073
100	10945.39	10997.48199	230	9914.889	12925.95247
101	10932.28	11205.29003	231	10047.97	13266.11785
102	10949.29	11442.57548	232	9910.612	13291.63382
103	11035.58	11324.51122	233	9622.37	13169.18335
104	11238.2	11307.30255	234	9691.7	13010.28148
105	11454.88	11271.85243	235	9954.645	12850.48581
106	11449.72	11557.43341	236	9896.705	12856.37787
107	11550.23	11570.98914	237	10026.34	12884.62573
108	11487.12	11691.64474	238	10085.24	12610.94984
109	11643.03	11606.42796	239	10230.62	12619.99936
110	11417.33	11473.68237	240	10421.85	12272.87764
111	11308.44	11589.2965	241	10516.09	12293.91455
112	11260.59	11937.50355	242	10306.39	12150.67779
113	11372.2	12065.78666	243	10341.36	12044.29606
114	11299.31	12318.36422	244	10227.08	12112.45912

115	11422.23	12139.96635	245	10310.86	12042.21721
116	11313.54	12116.88003	246	9835.764	11888.34732
117	11225.71	12265.18102	247	9797.073	12028.95258
118	11163.65	11928.98997	248	9674.247	12072.08427
119	11264.06	11894.31846	249	9733.678	12041.19538
120	11342.78	11924.55643	250	9740.262	12026.28071
121	11364.18	12428.65958	251	9432.683	12094.11714
122	11383.37	11989.18552	252	9471.43	12276.90323
123	11215.35	11821.02467	253	9697.716	12164.46884
124	11364.54	11923.32248	254	9917.138	12133.4377
125	11283.14	11932.62249	255	10118.91	11778.90099
126	11225.95	11845.42845	256	10164.83	11649.9643
127	11180.85	11771.59288	257	10231.88	11518.20969
128	11154.69	11962.73166	258	10075.43	11359.66544
129	11168.25	12095.62535	259	10098.23	11309.19911
130	10974.24	12106.52078			

LAMPIRAN M
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham Unilever Indonesia
(UNVR) dengan Data Faktual sebagai Data Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
9/11/2019	9325	9516.817	9513.703131
9/12/2019	9215	9442.092	9463.784758
9/13/2019	9320	9334.888	9343.966198
9/16/2019	9390	9307.041	9286.246082
9/17/2019	9390	9335.403	9319.593973
9/18/2019	9335	9363.558	9364.339859
9/19/2019	9315	9357.824	9368.145815
9/20/2019	9230	9339.138	9343.419208
9/23/2019	9460	9291.57	9298.386588
9/24/2019	9455	9348.323	9321.829392
9/25/2019	9400	9403.668	9402.884262
9/26/2019	9350	9413.348	9426.461403
9/27/2019	9400	9389.419	9398.990779
9/30/2019	9300	9388.402	9382.27635
10/1/2019	9240	9353.166	9360.431401
10/2/2019	9090	9300.34	9304.717996
10/3/2019	9015	9205.135	9215.177208
10/4/2019	9085	9109.316	9109.152802
10/7/2019	8800	9080.357	9062.793595
10/8/2019	8945	8962.57	8983.756485
10/9/2019	8840	8930.727	8911.083808
10/10/2019	8775	8889.182	8890.320059
10/11/2019	8835	8834.934	8839.091894
10/14/2019	8900	8823.858	8813.747811
10/15/2019	8950	8852.447	8842.343566

10/16/2019	9120	8897.516	8894.069142
10/17/2019	8950	8994.994	8983.240371
10/18/2019	8625	8997.522	9022.093247
10/21/2019	8685	8846.37	8886.010541
10/22/2019	8790	8749.74	8736.070395
10/23/2019	8855	8747.068	8719.788792
10/24/2019	8855	8790.546	8777.689246
10/25/2019	8630	8825.568	8829.442064
10/28/2019	8700	8753.975	8782.553936
10/29/2019	8715	8716.679	8709.420545
10/30/2019	8720	8708.988	8699.585894
10/31/2019	8745	8712.163	8708.792978
11/1/2019	8740	8726.002	8723.878761
11/4/2019	8605	8734.517	8736.43437
11/5/2019	8770	8684.286	8699.350538
11/6/2019	8690	8707.435	8689.498164
11/7/2019	8670	8706.155	8710.798479
11/8/2019	8630	8691.09	8695.356985
11/11/2019	8655	8663.49	8666.785818
11/12/2019	8640	8654.375	8649.517653
11/13/2019	8465	8647.04	8646.086575
11/14/2019	8560	8572.53	8589.312511
11/15/2019	8445	8551.672	8538.86968
11/18/2019	8430	8505.51	8510.373101
11/19/2019	8560	8465.668	8464.540537
11/20/2019	8510	8495.169	8477.779182
11/21/2019	8405	8507.953	8511.899214
11/22/2019	8430	8469.066	8483.349752
11/25/2019	8415	8444.988	8442.004102
11/26/2019	8300	8428.383	8425.535254

11/27/2019	8200	8373.7	8382.79473
11/28/2019	8360	8292.58	8299.440384
11/29/2019	8360	8302.693	8279.555939
12/2/2019	8570	8328.733	8323.545427
12/3/2019	8535	8429.579	8412.319066
12/4/2019	8400	8493.091	8503.726375
12/5/2019	8430	8468.171	8492.36704
12/6/2019	8450	8446.81	8446.471445
12/9/2019	8455	8443.873	8437.355511
12/10/2019	8435	8447.94	8445.049986
12/11/2019	8420	8443.677	8445.746089
12/12/2019	8200	8433.256	8435.114209
12/13/2019	8245	8337.314	8358.491034
12/16/2019	8180	8280.093	8270.821625
12/17/2019	8195	8229.096	8225.730437
12/18/2019	8185	8205.249	8198.286464
12/19/2019	8140	8192.691	8190.04689
12/20/2019	8325	8169.228	8172.609528
12/23/2019	8330	8226.054	8206.70116
12/26/2019	8490	8280.004	8280.600569
12/27/2019	8560	8374.075	8365.789668
12/30/2019	8400	8467.592	8468.754768
		8459.536	8486.008514

LAMPIRAN N
Simulasi Prediksi GBM-KF Saham Unilever Indonesia
(UNVR) dengan Data Prediksi GBM sebagai Data
Pengukuran
(Data Testing)

Tanggal	Harga Saham	GBM-KF	GBM-KF dengan Konstrain
9/11/2019	9325	8707.920172	8703.437244
9/12/2019	9215	8590.021158	8571.985681
9/13/2019	9320	8517.052997	8505.797995
9/16/2019	9390	8456.336676	8457.612271
9/17/2019	9390	8452.858441	8434.311474
9/18/2019	9335	8475.886181	8474.70562
9/19/2019	9315	8535.205515	8525.420008
9/20/2019	9230	8541.716942	8566.583941
9/23/2019	9460	8589.338673	8567.158198
9/24/2019	9455	8617.923667	8631.578546
9/25/2019	9400	8642.937158	8640.201652
9/26/2019	9350	8600.055001	8625.042143
9/27/2019	9400	8498.358541	8509.872666
9/30/2019	9300	8373.30977	8374.813826
10/1/2019	9240	8280.171101	8265.333512
10/2/2019	9090	8276.162479	8247.899181
10/3/2019	9015	8262.413186	8277.528505
10/4/2019	9085	8321.869676	8293.949884
10/7/2019	8800	8365.642108	8383.115874
10/8/2019	8945	8352.473782	8369.760778
10/9/2019	8840	8304.928548	8311.005157
10/10/2019	8775	8239.735361	8241.401838
10/11/2019	8835	8190.002256	8181.630953
10/14/2019	8900	8175.539435	8164.666617

10/15/2019	8950	8171.316695	8172.095516
10/16/2019	9120	8216.01013	8199.790743
10/17/2019	8950	8300.249002	8293.337757
10/18/2019	8625	8334.054389	8357.597164
10/21/2019	8685	8333.14598	8339.169054
10/22/2019	8790	8320.772673	8321.060367
10/23/2019	8855	8260.318793	8275.369545
10/24/2019	8855	8195.036906	8190.088176
10/25/2019	8630	8192.626764	8169.649604
10/28/2019	8700	8210.521922	8211.072112
10/29/2019	8715	8241.699364	8239.276125
10/30/2019	8720	8314.868025	8302.493977
10/31/2019	8745	8403.145703	8403.806039
11/1/2019	8740	8395.335209	8432.003132
11/4/2019	8605	8311.172952	8325.996814
11/5/2019	8770	8166.786501	8179.352563
11/6/2019	8690	8059.475917	8037.799486
11/7/2019	8670	8066.40289	8029.856799
11/8/2019	8630	8101.691051	8105.952688
11/11/2019	8655	8107.587231	8121.962409
11/12/2019	8640	8101.988059	8103.672495
11/13/2019	8465	8161.521203	8136.838591
11/14/2019	8560	8170.891579	8197.645721
11/15/2019	8445	8144.229427	8149.602671
11/18/2019	8430	8183.057775	8156.04721
11/19/2019	8560	8301.363322	8281.040749
11/20/2019	8510	8391.82596	8412.563933
11/21/2019	8405	8420.902555	8439.766488
11/22/2019	8430	8373.26954	8393.760823
11/25/2019	8415	8306.784438	8303.073928

11/26/2019	8300	8292.453491	8270.923352
11/27/2019	8200	8327.244839	8315.645444
11/28/2019	8360	8378.221575	8378.694818
11/29/2019	8360	8418.894383	8425.448696
12/2/2019	8570	8460.353617	8459.252269
12/3/2019	8535	8493.380044	8496.823072
12/4/2019	8400	8462.187685	8483.891279
12/5/2019	8430	8396.793469	8400.5079
12/6/2019	8450	8456.216312	8406.895841
12/9/2019	8455	8542.202739	8549.345066
12/10/2019	8435	8620.973665	8626.054275
12/11/2019	8420	8678.989096	8687.655402
12/12/2019	8200	8787.767459	8766.721359
12/13/2019	8245	8878.035224	8892.27576
12/16/2019	8180	8936.953048	8944.980193
12/17/2019	8195	8957.976586	8968.426461
12/18/2019	8185	8981.438123	8975.059443
12/19/2019	8140	9002.367589	9003.520792
12/20/2019	8325	8965.39412	8985.246878
12/23/2019	8330	8931.509935	8922.744357
12/26/2019	8490	8886.382832	8891.285398
12/27/2019	8560	8777.004728	8797.664787
12/30/2019	8400	8683.986764	8670.191356

LAMPIRAN O
Simulasi Prediksi GBM-KF 1 Tahun Mendatang Saham
Unilever Indonesia (UNVR) dengan Data Prediksi GBM
sebagai Data Pengukuran

1	8673.592428	8646.437494	131	11096.59495	11119.75667
2	8675.360592	8681.095635	132	11141.05251	11090.32577
3	8555.33403	8600.424565	133	11262.14995	11251.91691
4	8479.018973	8448.634631	134	11294.05359	11335.08742
5	8393.661801	8403.86448	135	11325.7992	11315.14251
6	8420.318172	8376.421918	136	11315.74213	11332.38365
7	8461.821968	8473.102202	137	11240.24971	11256.41256
8	8511.927409	8509.579451	138	11162.86347	11155.46519
9	8609.228201	8595.450542	139	11173.49039	11141.30208
10	8761.310863	8748.247006	140	11254.21938	11240.13522
11	8953.701935	8947.484549	141	11286.80972	11313.41448
12	9107.626255	9128.537833	142	11296.76646	11299.1868
13	9186.727015	9209.133665	143	11294.62876	11297.22221
14	9222.446422	9228.527147	144	11170.13846	11211.59976
15	9193.76832	9210.730288	145	11101.23062	11065.01606
16	9178.048647	9163.805902	146	11136.75262	11107.44183
17	9249.141511	9219.552848	147	11133.59508	11159.41794
18	9248.115558	9285.108595	148	11146.37787	11135.79028
19	9150.364573	9174.947016	149	11166.25722	11167.7378
20	9078.095627	9058.192493	150	11111.28836	11138.14102
21	9035.023801	9027.384644	151	10948.93606	10977.85184
22	9063.547994	9040.171298	152	10793.83464	10778.18808
23	9147.32233	9137.716088	153	10652.9844	10648.96294
24	9250.869929	9251.472049	154	10596.63221	10566.84381
25	9334.940199	9345.775023	155	10530.66121	10545.82163

26	9338.821826	9365.624144	156	10546.3525	10515.11513
27	9344.242501	9332.996447	157	10527.10563	10552.39207
28	9332.094453	9338.88663	158	10447.62579	10463.41117
29	9348.655321	9334.564801	159	10311.32727	10325.57683
30	9398.713703	9391.024273	160	10276.38972	10232.20023
31	9513.743129	9494.421866	161	10244.47345	10256.77908
32	9629.201837	9638.905693	162	10267.22512	10246.24315
33	9705.656926	9719.970392	163	10264.03998	10282.76921
34	9715.716958	9735.318342	164	10214.87568	10227.1022
35	9826.385953	9780.917815	165	10171.76709	10164.66106
36	10002.00622	9993.021931	166	10081.2364	10098.84351
37	10145.1918	10164.92139	167	10007.57111	9994.647578
38	10299.99923	10293.08504	168	9935.272227	9937.7405
39	10401.25788	10423.73523	169	9916.049286	9896.236254
40	10451.37552	10461.62743	170	9960.858533	9945.461888
41	10501.91455	10495.43038	171	10015.15823	10020.13635
42	10566.96502	10561.22287	172	10094.96833	10087.58434
43	10659.82872	10651.23628	173	10114.04278	10140.4259
44	10651.55153	10691.9346	174	10122.95642	10118.00914
45	10598.42269	10600.70625	175	10199.38985	10174.559
46	10570.18632	10556.477	176	10269.45139	10280.22016
47	10606.30834	10585.06013	177	10400.72952	10377.33007
48	10707.9168	10692.62008	178	10541.69248	10548.50124
49	10836.83034	10836.36816	179	10699.89038	10694.63208
50	10931.48683	10948.54609	180	10846.61592	10854.84224
51	10936.81125	10965.02076	181	10946.9837	10962.20703
52	10914.72687	10912.86714	182	10946.03394	10976.53389
53	10916.83936	10904.44779	183	10893.65941	10898.31735
54	10945.91581	10938.31515	184	10798.27619	10806.93638
55	10954.27813	10965.05512	185	10719.24523	10706.62816

56	10986.97956	10975.58367	186	10667.07261	10659.51677
57	10941.65455	10973.64732	187	10573.88918	10591.56954
58	10875.34724	10871.73751	188	10489.02512	10480.92133
59	10831.25021	10821.63673	189	10457.62672	10440.32755
60	10860.25998	10835.67407	190	10441.33972	10442.36604
61	10904.1778	10908.6607	191	10424.28034	10426.45988
62	10907.47132	10923.93664	192	10445.94797	10432.59145
63	10828.6431	10853.6797	193	10547.6703	10524.26206
64	10728.34003	10725.51749	194	10638.61521	10653.61466
65	10778.94287	10721.66024	195	10634.09102	10667.02551
66	10907.10336	10899.00174	196	10658.4203	10636.21721
67	10973.16453	11005.33761	197	10673.00779	10680.8659
68	10944.57919	10972.02603	198	10640.1322	10654.06496
69	10929.82702	10913.29242	199	10497.25078	10531.1731
70	10925.24669	10923.0604	200	10320.52232	10318.669
71	10949.83889	10939.1675	201	10235.45953	10198.80661
72	10903.09981	10933.13611	202	10280.31125	10244.39296
73	10876.15432	10859.21182	203	10286.18293	10317.13451
74	10866.32215	10863.98427	204	10185.27508	10218.77259
75	10841.81275	10847.9551	205	10162.70367	10122.54539
76	10832.04781	10825.20014	206	10173.86567	10172.25439
77	10879.35408	10861.05832	207	10206.75933	10201.28486
78	10918.48234	10929.01126	208	10260.34566	10257.23759
79	10937.26613	10943.30545	209	10410.36957	10378.57325
80	10980.91189	10970.13989	210	10479.69993	10523.08113
81	10951.59029	10981.13828	211	10487.09397	10497.6203
82	10970.38264	10942.57279	212	10401.93189	10428.97014
83	10983.83594	10993.4498	213	10341.29668	10318.95369
84	10983.82202	10986.1908	214	10343.28733	10324.14334
85	10978.29691	10979.58253	215	10294.18113	10319.40873

86	10913.70556	10933.96834	216	10205.5873	10213.1376
87	10899.13147	10873.10055	217	10078.14532	10088.34752
88	10958.36771	10938.98142	218	9966.978176	9955.678752
89	11037.55189	11039.28339	219	9922.372824	9900.654138
90	11127.37829	11126.91185	220	9918.401832	9912.065446
91	11190.08644	11202.41012	221	10012.87232	9982.734493
92	11244.73811	11244.01688	222	10117.8805	10128.85936
93	11248.66458	11266.21627	223	10093.58354	10141.36773
94	11194.44945	11207.93478	224	9964.217406	9985.876704
95	11154.88624	11142.15278	225	9892.028999	9858.683248
96	11161.98875	11146.79787	226	9888.992333	9870.562649
97	11165.29172	11172.12919	227	9828.495753	9856.700467
98	11205.93866	11191.96386	228	9824.001711	9796.710895
99	11184.06418	11212.4942	229	9821.194528	9829.692045
100	11115.69565	11123.41617	230	9786.143937	9796.402119
101	11033.16656	11033.27774	231	9820.459527	9792.200864
102	10973.17075	10962.46455	232	9919.031887	9905.520809
103	10950.25701	10939.58506	233	9947.100138	9980.596471
104	10977.31635	10964.00969	234	9828.45701	9872.102344
105	11082.25647	11061.20449	235	9735.336934	9708.29942
106	11251.23127	11239.50067	236	9794.102244	9742.633155
107	11374.10686	11400.5152	237	9859.850265	9876.025147
108	11465.99609	11471.59917	238	9934.499822	9931.905403
109	11498.26342	11516.78959	239	10011.6575	10014.57516
110	11553.99721	11536.53207	240	10111.37627	10103.35284
111	11523.92174	11558.1811	241	10252.87557	10241.44347
112	11427.97536	11438.81056	242	10390.29554	10397.89069
113	11337.88291	11328.42108	243	10396.65858	10443.5426
114	11326.83853	11298.23877	244	10366.54844	10362.27586
115	11320.72686	11328.91466	245	10308.2465	10314.32486

116	11353.69439	11339.83901	246	10290.19942	10270.04564
117	11352.66574	11371.60401	247	10123.44612	10182.21774
118	11301.70535	11314.53666	248	9943.812482	9928.762478
119	11234.50456	11234.63069	249	9800.422254	9788.382328
120	11226.06317	11202.42217	250	9738.781541	9712.065855
121	11271.43116	11259.50909	251	9729.165169	9721.480184
122	11320.66915	11326.10621	252	9620.901033	9663.16548
123	11356.28654	11362.37647	253	9526.954465	9509.803072
124	11313.99905	11340.85261	254	9566.835514	9521.989941
125	11313.516	11287.91005	255	9714.348309	9692.165827
126	11308.69768	11316.39155	256	9907.043726	9906.087662
127	11274.87121	11283.06132	257	10055.94176	10080.38543
128	11229.61609	11230.80284	258	10155.97102	10168.92845
129	11189.54022	11186.13315	259	10151.63023	10183.32009
130	11171.3727	11163.91429	260	10122.2841	10116.41723

LAMPIRAN P
Data Training

Tanggal	BBRI	TLKM	UNVR
1/1/2019	3660	3750	9080
1/2/2019	3610	3730	9280
1/3/2019	3620	3740	9500
1/4/2019	3660	3710	9560
1/7/2019	3660	3770	9720
1/8/2019	3680	3800	9470
1/9/2019	3720	3730	9200
1/10/2019	3750	3800	9665
1/11/2019	3730	3860	9690
1/14/2019	3790	3850	9710
1/15/2019	3780	3930	9960
1/16/2019	3780	3990	9585
1/17/2019	3810	3990	9775
1/18/2019	3820	4020	9785
1/21/2019	3800	4030	9750
1/22/2019	3770	4000	9810
1/23/2019	3770	3920	9790
1/24/2019	3790	3860	9815
1/25/2019	3780	3880	9810
1/28/2019	3780	3780	9555
1/29/2019	3690	3840	9520
1/30/2019	3750	3860	9815
1/31/2019	3850	3900	10000
2/1/2019	3920	3870	10000
2/4/2019	3900	3780	9780

2/5/2019	3900	3780	9780
2/6/2019	3920	3860	9975
2/7/2019	3930	3860	9945
2/8/2019	3890	3850	9965
2/11/2019	3870	3930	9775
2/12/2019	3850	3820	9820
2/13/2019	3790	3790	9850
2/14/2019	3800	3740	9775
2/15/2019	3770	3790	9600
2/18/2019	3840	3900	9885
2/19/2019	3910	3920	9860
2/20/2019	3890	3870	10005
2/21/2019	3910	3870	9905
2/22/2019	3900	3840	9900
2/25/2019	3960	3910	9765
2/26/2019	3940	3930	9995
2/27/2019	3870	3910	9800
2/28/2019	3850	3860	9735
3/1/2019	3870	3910	9810
3/4/2019	3880	3850	9800
3/5/2019	3860	3870	9730
3/6/2019	3900	3820	9780
3/7/2019	3900	3820	9780
3/8/2019	3850	3740	9620
3/11/2019	3860	3800	9610
3/12/2019	3840	3760	9800
3/13/2019	3790	3720	9890
3/14/2019	3840	3740	9930
3/15/2019	3950	3750	9960
3/18/2019	4000	3820	9900

3/19/2019	3980	3780	9845
3/20/2019	3990	3760	9900
3/21/2019	3990	3790	9815
3/22/2019	4050	3800	9830
3/25/2019	4010	3790	9700
3/26/2019	4060	3820	9650
3/27/2019	4050	3820	9760
3/28/2019	4070	3880	9840
3/29/2019	4110	3960	9840
4/1/2019	4150	3930	9850
4/2/2019	4150	3930	9875
4/3/2019	4150	3930	9875
4/4/2019	4220	4030	9795
4/5/2019	4270	4060	9755
4/8/2019	4250	3950	9650
4/9/2019	4300	3950	9795
4/10/2019	4310	3930	9820
4/11/2019	4300	3890	9730
4/12/2019	4310	3830	9820
4/15/2019	4350	3830	9760
4/16/2019	4340	3870	9880
4/17/2019	4340	3870	9880
4/18/2019	4460	3860	9880
4/19/2019	4460	3860	9880
4/22/2019	4440	3780	9655
4/23/2019	4430	3850	9850
4/24/2019	4400	3840	9730
4/25/2019	4330	3830	9280
4/26/2019	4330	3910	9100
4/29/2019	4340	3860	9000

4/30/2019	4370	3790	9100
5/1/2019	4370	3790	9100
5/2/2019	4370	3830	9045
5/3/2019	4380	3820	8930
5/6/2019	4230	3840	9065
5/7/2019	4250	3900	8900
5/8/2019	4220	3900	8960
5/9/2019	4120	3800	8610
5/10/2019	4120	3790	8840
5/13/2019	4100	3770	8720
5/14/2019	4050	3760	8570
5/15/2019	3890	3660	8400
5/16/2019	3860	3600	8360
5/17/2019	3790	3510	8320
5/20/2019	3750	3600	8460
5/21/2019	3750	3600	8475
5/22/2019	3770	3540	8415
5/23/2019	3850	3660	8620
5/24/2019	3850	3750	8705
5/27/2019	3920	3820	8640
5/28/2019	3810	3690	8500
5/29/2019	3940	3780	8700
5/30/2019	3940	3780	8700
5/31/2019	4100	3900	8900
6/3/2019	4100	3900	8900
6/4/2019	4100	3900	8900
6/5/2019	4100	3900	8900
6/6/2019	4100	3900	8900
6/7/2019	4100	3900	8900
6/10/2019	4230	4040	8930

6/11/2019	4230	4020	8860
6/12/2019	4210	3940	9000
6/13/2019	4200	3990	8980
6/14/2019	4230	3990	8960
6/17/2019	4200	3900	8960
6/18/2019	4260	3980	9120
6/19/2019	4290	4100	9180
6/20/2019	4310	4040	9220
6/21/2019	4360	4040	9060
6/24/2019	4310	3980	8935
6/25/2019	4330	4010	9045
6/26/2019	4360	3980	8965
6/27/2019	4380	4090	8970
6/28/2019	4360	4140	9000
7/1/2019	4420	4220	9000
7/2/2019	4410	4250	9015
7/3/2019	4400	4240	8980
7/4/2019	4390	4250	8995
7/5/2019	4400	4280	8990
7/8/2019	4400	4270	9000
7/9/2019	4410	4350	9005
7/10/2019	4470	4290	9000
7/11/2019	4510	4270	8960
7/12/2019	4510	4180	8955
7/15/2019	4530	4280	8890
7/16/2019	4550	4240	8880
7/17/2019	4520	4230	8980
7/18/2019	4450	4240	9150
7/19/2019	4480	4270	9160
7/22/2019	4500	4260	9055

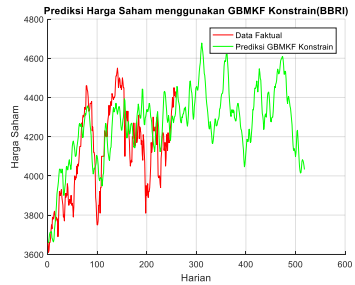
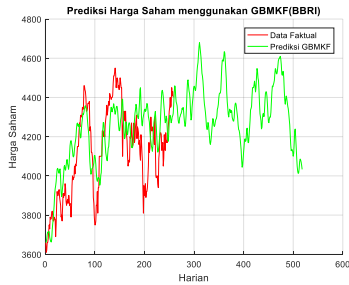
7/23/2019	4490	4250	9110
7/24/2019	4450	4190	9085
7/25/2019	4460	4210	8990
7/26/2019	4440	4160	8960
7/29/2019	4460	4200	8640
7/30/2019	4500	4270	8610
7/31/2019	4480	4300	8720
8/1/2019	4450	4280	9110
8/2/2019	4450	4280	9000
8/5/2019	4270	4080	8765
8/6/2019	4100	4130	8865
8/7/2019	4250	4210	8965
8/8/2019	4290	4260	8930
8/9/2019	4330	4260	8965
8/12/2019	4300	4260	8995
8/13/2019	4280	4250	8855
8/14/2019	4330	4290	8980
8/15/2019	4250	4290	8940
8/16/2019	4210	4280	8995
8/19/2019	4180	4340	8900
8/20/2019	4100	4470	9035
8/21/2019	4050	4410	8975
8/22/2019	4070	4450	9060
8/23/2019	4080	4380	9165
8/26/2019	4070	4330	9175
8/27/2019	4200	4380	9455
8/28/2019	4190	4370	9575
8/29/2019	4200	4380	9570
8/30/2019	4270	4450	9770
9/2/2019	4220	4410	9590

9/3/2019	4150	4350	9495
9/4/2019	4160	4290	9515
9/5/2019	4220	4320	9605
9/6/2019	4270	4210	9410
9/9/2019	4170	4270	9540
9/10/2019	4190	4270	9530

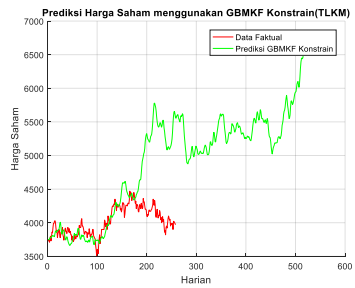
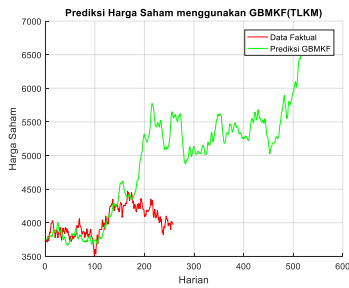
LAMPIRAN Q

Grafik Simulasi 2 Tahun Model GBM-KF

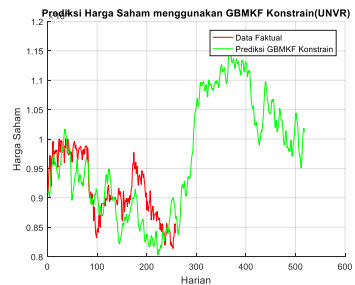
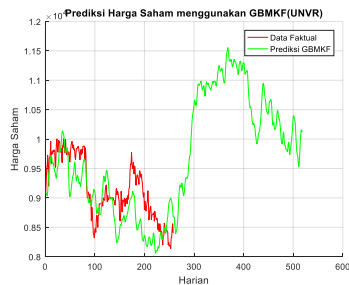
a. BBRI



b. TLKM



c. UNVR



BIODATA PENULIS



Penulis memiliki nama lengkap Vivien Maulidya, lahir di Bukittinggi pada tanggal 7 Juli 1997. Penulis melanjutkan studi di departemen Matematika ITS, dengan bidang minat Matematika Terapan. Dalam bidang minat ini penulis mulai mengenal Bahasa pemrograman diantaranya adalah Mathematica, MATLAB, dan Java. Semasa menempuh jenjang Pendidikan S-1, penulis juga aktif dalam kegiatan non-akademis diantaranya aktif di organisasi kemahasiswaan Matematika ITS sebagai Staff di Entrepreneur Department selama 1 kepengurusan dan di UKM Taekwondo pernah menjabat sebagai sekretaris. Penulis juga mengikuti kepanitiaan acara besar yang ada di ITS seperti OMITS. Selama penulisan Laporan Tugas Akhir ini penulis tidak lepas dari kekurangan, apabila ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai Laporan Tugas Akhir ini dapat menghubungi melalui *email* ke vivien16@mhs.matematika.its.ac.id.