TESIS - KM 185401

ANALISIS VOLATILITAS DAN VALUE AT RISK PADA SUKUK FRANKLIN GLOBAL LUXEMBOURG MENGGUNAKAN MODEL GARCH DAN KF-GARCH

LATIFATUL MAMNUNAH
NRP 0611 1850 010 002

DOSEN PEMBIMBING:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Endah R.M. Putri,S.Si., M.T., Ph.D

DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
2020

THESIS - KM 185401

ANALYSIS OF VOLATILITY AND VALUE AT RISK OF FRANKLIN GLOBAL SUKUK LUXEMBOURG USING GARCH MODEL AND KF-GARCH

LATIFATUL MAMNUNAH
NRP 0611 1850 010 002

SUPERVISOR:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Endah R.M. Putri,S.Si., M.T., Ph.D

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
2020

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Matematika (M.Mat)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

LATIFATUL MAMNUNAH
NRP: 06111850010002

Tanggal Ujian: 13 Agustus 2020
Periode Wisuda: September 2020

Disetujui oleh:
Pembimbing:

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

2. Endah R.M. Putri, S.Si., M.T., Ph.D ....
   NIP: 19761213 200212 2 001

Penguji:

1. Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT ....
   NIP: 19631225 198903 1 001

2. Dr. Dra. Mardlijah, MT ....
   NIP: 19670114 199102 2 001

Kepala Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data

Subchan, S.Si., M.Sc., Ph.D
NIP: 19710513 199702 1 001

ANALISIS VOLATILITAS DAN VALUE AT RISK PADA SUKUK FRANKLIN GLOBAL LUXEMBOURG MENGGUNAKAN MODEL GARCH DAN KF-GARCH

Nama Mahasiswa	:	Latifatul Mamnunah
NRP	:	0611 1850 010 002
Pembimbing	:	1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
		2. Endah R.M. Putri,S.Si., M.T., Ph.D

Abstrak

Sukuk merupakan salah satu instrumen pasar modal yang berbasis syariah. Masalah muncul ketika krisis keuangan global 2007 hingga 2008 sehingga meningkatkan ketidakpastian sistem ekonomi di seluruh dunia yang telah menyentuh pasar sukuk yang menyebabkan volatilitas tinggi pada return sukuk. Volatilitas didefinisikan sebagai ukuran ketidakpastian pada pengembalian harga aset saat berinvestasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa volatilitas pada sukuk Franklin Global Luxembourg menggunakan model GARCH dan Kalman Filter-GARCH (KF-GARCH). Model GARCH merupakan metode yang dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu bidang finansial yang sangat tinggi volatilitasnya. Serta penggunaan Kalman Filter yang merupakan suatu metode estimasi yang optimal akan memberikan hasil estimasi yang lebih baik. Sehingga nantinya metode Kalman Filter ini dapat diterapkan untuk estimasi parameter pada model GARCH untuk memperbaiki hasil prediksi volatilitas return sukuk. Selain analisa volatilitas return sukuk, penelitian ini juga bertujuan untuk analisa estimasi risiko pada sukuk Franklin Global Luxembourg. Metode yang digunakan untuk estimasi risiko adalah menggunakan Value at Risk (VaR). VaR merupakan besar kerugian maksimum yang diterima investor sehingga perhitungan Value at Risk (VaR) ini akan memberikan masukan dan membantu investor untuk meminimalisir kerugian dalam berinvestasi.

Model GARCH yang sesuai untuk sukuk Franklin Global Luxembourg dari analisis data return sukuk yang dilakukan adalah GARCH(1,0), Kemudian GARCH(1,0) tersebut diestimasi dengan Kalman Filter(KF-GARCH). Nilai MAPE hasil prediksi model KF-GARCH lebih kecil dari prediksi model GARCH(1,0) yang diestimasi menggunakan MLE. Hal ini menunjukkan bahwa metode estimasi menggunakan Kalman Filter menghasilkan simulasi yang lebih baik (akurat). Perhitungan estimasi resiko dengan simulasi Monte Carlo pada sukuk Franklin Global Luxembourg menggunakan model GARCH menghasilkan resiko 0.32% terhadap besar dana investasi sedangkan menggunakan model KF-GARCH adalah 0.31% tehadap besar dana investasi.

Kata-kunci: *Sukuk, Volatilitas, Value at Risk, GARCH, Kalman Filter*

ANALYSIS OF VOLATILITY AND VALUE AT RISK OF FRANKLIN GLOBAL SUKUK LUXEMBOURG USING GARCH MODEL AND KF-GARCH

Name	:	Latifatul Mamnunah
NRP	:	0611 1850 010 002
Supervisors	:	1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
		2. Endah R.M. Putri,S.Si., M.T., Ph.D

Abstract

Sukuk is a sharia-based capital market instrument. Problems arise when the global financial crisis from 2007 to 2008 increases the uncertainty of the economic system throughout the world that has touched the sukuk market which causes high volatility in sukuk returns. Volatility is defined as a measure of uncertainty in the return of asset prices when investing. This study aims to analyze the volatility of the Franklin Global Luxembourg sukuk using the GARCH and Kalman Filter-GARCH (KF-GARCH) models. The GARCH model is a method that can be used to model financial time series data in a very high volatility. And the use of Kalman Filter which is an optimal estimation method will provide better estimation results. So that later the Kalman Filter method can be applied to the estimated parameters in the GARCH model to improve the results of the prediction of sukuk return volatility. In addition to the return sukuk volatility analysis, this study also aims to analyze the risk estimation of the Franklin Global Luxembourg sukuk. The method used to estimate risk is to use Value at Risk (VaR). VaR is the maximum amount of loss received by investors, so the calculation of Value at Risk (VaR) will provide input and help investors to minimize losses in investing.

The suitable GARCH model for the Franklin Global Luxembourg sukuk from the data return analysis conducted was GARCH (1.0), then the GARCH (1.0) is estimated with the Kalman Filter (KF-GARCH). The MAPE value predicted by the KF-GARCH model is smaller than the predicted GARCH model (1.0) which is estimated using MLE. This shows that the estimation method using the Kalman Filter results in a better (accurate) simulation. Calculation of risk estimation with Monte Carlo simulation on Franklin Global Luxembourg sukuk using the GARCH model yields a risk of 0.32% towards the investment funds while using the KF-GARCH model is 0.31% towards the investment funds.

Key-words: *Sukuk, Volatility, Value at Risk, GARCH, Kalman Filter*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur, penulis haturkan kepada Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul:

"ANALISIS VOLATILITAS DAN VALUE AT RISK PADA SUKUK FRANKLIN GLOBAL LUXEMBOURG MENGGUNAKAN MODEL GARCH DAN KF-GARCH"

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

Tesis ini dapat terselesaikan dengan baik berkat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan. Selain itu, penulis juga menghaturkan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada pihak-pihak berikut:

1. Keluargaku terimakasih atas segala doa yang terus dipanjatkan untuk ku, serta motivasi yang diberikan demi kelancaran dalam menuntut ilmu dan penulisan Tesis. Semoga ilmu yang saya dapatkan dapat bermanfaat.

2. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si dan ibu Endah R.M. Putri, S.Si., M.T., Ph.D selaku pembimbing Tesis atas segala bimbingan dan motivasinya kepada penulis dalam mengerjakan Tesis ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.

3. Bapak Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT, dan Ibu Dr. Dra. Mardlijah, MT selaku dosen penguji atas semua saran yang telah diberikan demi perbaikan Tesis ini.

4. Bapak Dr. Chairul Imron, MI.Komp, selaku Dosen Wali yang telah memberikan bimbingan, kritik, dan saran selama menempuh pendidikan Pascasarjana Matematika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

5. Bapak/Ibu dosen pembina matakuliah pada Program Studi S2 Matematika Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember yang telah memberikan ilmu, kemudahan, dan motivasi kepada penulis selama perkuliahan.

6. Seluruh staf akademik dan administrasi di lingkungan Pascasarjana ITS, FSAD ITS dan Jurusan Matematika yang telah menyediakan fasilitas dan layanan selama penulis mengikuti program Pascasarjana di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

7. Teman-teman mahasiswa program Pascasarjana Matematika angkatan Ganjil 2018 dengan segala kelebihan dan kekurangan yang dimiliki untuk

berjuang bersama. Semoga kebersamaan kita tidak putus walaupun kita kembali ke daerah masing-masing.

8. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian Tesis ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tesis ini masih mempunyai banyak kekurangan, untuk itu pula dalam kesempatan ini penulis meminta maaf sebesar-besarnya atas segala kekurangan yang ada. Kritik dan saran dari berbagai pihak yang bersifat membangun juga sangat diharapkan sebagai bahan perbaikan di masa yang akan datang.

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

Hal

DAFTAR NOTASI

R_t	:	*return* pada periode t
$\phi_1, \phi_2, ...\phi_p$	:	parameter-parameter *autoregressive*
$\theta_1, \theta_2, ..., \theta_q$	:	parameter-parameter *moving average*
ε_t	:	nilai kesalahan (residual) pada waktu ke-t
$F(x)$	:	fungsi distribusi yang belum diketahui
$F_0(x)$	:	fungsi distribusi yang dihipotesikan berdistribusi normal
$S(x)$	:	fungsi distribusi kumulatif dari data sample
α_p	:	koefisien orde p pada model GARCH
β_q	:	koefisien orde q pada model GARCH
σ_t^2	:	nilai varians pada periode t
μ	:	model *mean* pada data
Z_α	:	nilai z-tabel
σ_t	:	nilai volatilitas pada periode t
W_0	:	besarnya investasi pada sukuk

DAFTAR TABEL

Hal

BAB 1
PENDAHULUAN

Pada Bab ini, menjelaskan mengenai hal-hal yang mendasari ide dari topik penelitian. Selain itu, dirumuskan juga masalah-masalah yang berkaitan tentang topik penelitian beserta batasan-batasan masalahnya. Setiap penelitian memiliki tujuan dan juga bermaksud memberi manfaat kepada masyarakat luas baik itu berupa kontibusi keilmuan maupun manfaat langsung. Sehingga, pada bab ini juga dijelaskan maksud tujuan serta kebermanfaatan penelitian ini untuk kemudian hari.

1.1 Latar Belakang

Pasar modal syariah adalah kegiatan yang berhubungan dengan perdagangan efek yang diterbitkan pada perusahaan publik atau lembaga profesi yang berkaitan, di mana semua produk dan mekanisme operasionalnya berjalan tidak bertentangan dengan hukum muamalat islamiyah. Pasar modal syariah juga dapat diartikan sebagai pasar modal yang menerapkan prinsip-prinsip syariah (Rodoni, 2009).

Sukuk menjadi salah satu instrumen pasar modal yang berbasis syariah, di mana sukuk merupakan versi syariah dari obligasi. Namun, sukuk bukanlah seperti obligasi sebagai surat hutang. Menurut *The Accounting and Auditing Organization for Islamic Financial Institutions*(AAOFI), sukuk didefinisikan sebagai sertifikat dengan nilai yang sama yang merupakan bukti kepemilikan yang tidak terbagi atas kepemilikan aset dasar, manfaat, jasa atau kegiatan investasi khusus. Jadi, sukuk berbeda dengan obligasi sebagai surat hutang (Rahim, dkk, 2016).

Yves Mersch (2009) mengatakan bahwa Luxembourg adalah negara barat yang memiliki pendekatan positif terhadap keuangan Islam. Pada akhir tahun 70-an Sistem Perbankan Syariah Holding Limited Luxembourg didirikan dan pada tahun 1982 sebuah perusahaan asuransi jiwa Takafol SA didirikan. Menurut statistik terbaru, ada 15 penerbitan Sukuk yang terdaftar di Luxembourg dengan nilai gabungan 5 miliar Euro. Ada 40 dana yang dikelola dan dipromosikan oleh perusahaan investasi global terkemuka (Rauf, 2013).

Namun, masalah muncul setelah krisis keuangan global 2007 hingga 2008 ketika semakin berkurangnya penerbitan sukuk sehingga meningkatkan ketidakpastian sistem ekonomi di seluruh dunia yang telah menyentuh pasar sukuk sehingga menyebabkan memburuknya pengembalian investasi sukuk (Rahim, dkk, 2016). Pengembalian investasi yang buruk akan menyebabkan fluktuasi atau volatilitas tinggi pada *return* sukuk serta *return* sukuk menjadi beragam dan tidak konstan disetiap waktunya.

Terdapat banyak deret waktu dalam bidang keuangan misalnya data deret waktu pengembalian yang memiliki keragaman yang berbeda disetiap waktunya. Ragam yang tidak konstan ini terjadi karena berhubungan dengan risiko yang ditanggung oleh investor. Menurut (Enders, 1995) data deret waktu dengan ragam tidak konstan dinamakan data deret waktu dengan heteroskedastisitas bersyarat (*conditional heteroskedastic*).

Salah satu cara untuk mengatasi permasalahan tersebut menggunakan metode *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) yang dikenalkan pertama kali oleh (Engle, 1982). Model ini mampu menggambarkan karakteristik dalam keuangan yaitu tingkat pengembalian dan risiko. Namun, model ARCH kurang efisien digunakan karena pada saat mengestimasi data seringkali diperlukan pendugaan parameter yang cukup banyak (membutuhkan lag yang panjang) sehingga (Bollerslev, 1986) mengembangkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH).

Saat melakukan analisa pada data deret waktu dengan heteroskedastisitas bersyarat, tidak dapat digunakan metode kuadrat terkecil karena akan memberikan informasi yang salah dan pengujian hipotesis menjadi tidak sah. Model ARCH/GARCH dapat memodelkan permasalahan keragaman heteroskedastisitas sehingga memberikan hasil prediksi keragaman galatnya dapat diketahui. Tidak hanya kekurangan pada metode kuadrat terkecil yang dapat terkoreksi, tetapi prediksi ragam galatnya juga dihitung. Prediksi ini biasanya lebih menarik, terutama dalam aplikasi dikeuangan (Engle, 2001). Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan prediksi volatilitas dengan menggunakan model GARCH. Serta penggunaan *Kalman Filter* yang merupakan suatu metode estimasi yang optimal akan memberikan hasil estimasi yang lebih baik. Sehingga nantinya metode *Kalman Filter* ini dapat diterapkan pada model GARCH untuk memperbaiki hasil prediksi volatilitas return sukuk.

Salah satu aspek penting dalam analisis resiko adalah perhitungan VaR. VaR merupakan metode yang digunakan untuk mengukur resiko. VaR adalah estimasi kerugian maksimum yang dialami dalam rentang waktu periode tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu. VaR memiliki hubungan erat dengan GARCH, yang sering digunakan jika terjadi heteroskedastisitas dari data tingkat pengembalian dan menduga nilai volatilitas yang akan datang. Hal tersebut merupakan kelebihan metode GARCH dibanding penduga varians biasa (Tsay, 2002). Salah satu cara untuk mengestimasi nilai VaR adalah menggunakan simulasi Monte Carlo.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisa volatilitas dan *Value at Risk* (VaR) pada sukuk Franklin Global Luxembourg menggunakan model GARCH dan KF-GARCH.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang topik permasalahan pada penelitian ini, dapat dirumuskan suatu permasalahan yang menjadi fokus utama dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana analisis peramalan volatilitas pada sukuk Franklin Global

Luxembourg dengan menggunakan model *Generalized Autoregressive Conditional heteroscedasticity* (GARCH), dan model KF-GARCH ?

2. Bagaimana analisis perbandingan hasil peramalan kedua model diatas?

3. Bagaimana analisis risiko investasi pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan menggunakan *Value at Risk* (VaR)?

1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini dibuat batasan-batasan dalam meneliti, agar penelitian sesuai dengan yang diinginkan. Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Data sukuk yang digunakan yaitu data harga sukuk harian Franklin Global Luxembourg pada tanggal 21 November 2018 hingga 23 September 2019 sebagai data *insample* dan pada tanggal 24 September 2019 hingga 27 April 2020 sebagai data *outsample.*

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang disebutkan diatas, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan analisis peramalan volatilitas pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan menggunakan model *Generalized Autoregressive Conditional heteroscedasticity* (GARCH), dan model KF-GARCH

2. Membandingkan analisis hasil peramalan kedua model diatas

3. Mendapatkan analisis risiko investasi pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan menggunakan *Value at Risk*(VaR)

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian adalah diharapkan model GARCH yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-GARCH) menghasilkan nilai error (MAPE) yang lebih kecil dibandingkan dengan GARCH yang diestimasi dengan MLE sehingga akan menghasilkan simulasi yang lebih akurat (baik).

Selain itu, perhitungan estimasi *Value at Risk* (VaR) akan memberikan masukan dan membantu investor dalam memilih sasaran investasi yang terbaik dan meminimalisir kerugian dalam berinvestasi.

BAB 2
KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Pada bab ini, dipaparkan mengenai penelitian-penelitian terdahulu yang berkaitan dengan topik penelitian. Selain itu, ditunjukkan beberapa teori-teori yang menjadi landasan penyelesaian masalah yang dikemukakan pada penelitian ini.

2.1 Penelitian-Penelitian Terkait

Pada sub bab ini, dipaparkan mengenai penelitian-penelitian yang berkaitan dengan topik penelitian.

(a). GARCH pertama kali diperkenalkan oleh (Bollerslev, 1986). Model GARCH merupakan pengembangan dari model ARCH dan dapat memodelkan permasalahan keragaman heteroskedastisitas.

(b). Penerapan model GARCH untuk analisis volatilitas pada sukuk Dow Jones oleh (Rahim, dkk, 2016). Dan hasilnya mandapatkan model GARCH (1,1).

(c). Penerapan estimasi Kalman Filter pada model ARIMA untuk peramalan harga minyak mentah bulanan di Pakistan oleh (Aamir, dkk, 2016), yaitu dengan menggunakan hasil estimasi parameter model ARIMA sebagai nilai awal untuk proses estimasi Kalman Filter. Hasil yang didapatkan adalah model ARIMA GARCH dengan MAE 525,78% sedangkan metode Kalman Filter untuk mengestimasi parameter pada model ARIMA menghasilkan nilai MAE sebesar 421,91%.

(d). Penerapan model Kalman-ARIMA dan model Kalman-ARIMA-GARCH untuk prediksi deformasi struktur jembatan berdasarkan data GNSS(*Global Navigation Satellite System*) oleh (Xin, dkk, 2018). Pertama, data deformasi mentah langsung diproses terlebih dahulu menggunakan Kalman Filter untuk mengurangi *noise*. Setelah itu, model ARIMA digunakan untuk menganalisa dan memprediksi deformasi struktur jembatan. Terakhir, model GARCH digunakan untuk lebih meningkatkan akurasi ramalan. Hasil yang didapat adalah akurasi prediksi model GARCH labih unggul daripada model ARIMA. Analisa kesalahan prediksi dari dua model menunjukkan bahwa model GARCH memiliki keunggulan tertentu didalam kondisi heteroskedastisitas.

2.2 Konsep Obligasi Syariah (Sukuk)

2.2.1 Pengertian Sukuk

Menurut *Accounting and Auditing Organization for Islamic Financial Institutions* (AAOIFI), Sukuk didefinisikan sebagai sertifikat dengan nilai yang sama yang merupakan bukti kepemilikan yang tidak terbagi atas kepemilikan aset dasar (baik berwujud maupun tidak berwujud), manfaat, jasa atau investasi dalam proyek tertentu atau kegiatan investasi khusus (Rahim, dkk, 2016).

Obligasi Islam harus mengikuti prinsip-prinsip hukum Syariah, yang mencakup penghindaran riba. Secara terminologi Islam, riba berarti peningkatan kewajiban atau penghasilan tambahan yang diperoleh bebas dari pertukaran, seperti pembayaran bunga. Oleh karena itu, obligasi syariah berbeda dari obligasi konvensional, yang mengharuskan penerbit untuk membayar pembayaran bunga reguler kepada pemegang obligasi serta pokok pada saat berakhirnya obligasi. Sebaliknya, bunga digantikan oleh pembagian pendapatan yang dihasilkan oleh aset dasar, dan pada tanggal kedaluwarsa pemegang sukuk menerima pembayaran dari penjualan kepemilikan kepada perusahaan (emiten). Transaksi ini bukan riba, karena pembayaran dari bagi hasil tidak tetap tetapi tergantung pada faktor-faktor seperti keberhasilan proyek dan pendapatan dari menggunakan aset (Ebrahim, 2000).

2.2.2 Karakteristik Sukuk

Menurut *Accounting and Auditing Organization for Islamic Financial Institutions* (AAOIFI), perbedaan sukuk dan obligasi konvensional antara lain berupa penggunaan konsep imbalan dan bagi hasil sebagai pengganti bunga, adanya suatu transaksi pendukung (*underlying transaction*) berupa sejumlah tertentu aset yang menjadi dasar penerbitan sukuk, dan adanya aqad atau penjanjian antara para pihak yang disusun berdasarkan prinsip-prinsip syariah. Tidak dikenal adanya bunga dalam islam karena hal tersebut merupakan bentuk riba yang diharamkan. Yang ada dalam islam hanyalah sistem bagi hasil (*profit-loss sharing*) yang merupakan bentuk kerja sama untuk melakukan kegiatan usaha antara pemilik modal yang memiliki kelebihan dana dengan pengusaha yang mengalami kekurangan dana (Ascarya, 2006). Perbedaan bunga dan bagi hasil diantaranya bunga tidak mempertimbangkan untung rugi dari pengelola dana. Besar bunga yang harus dibayar sudah diketahui sejak awal. Pada sistem bagi hasil, kewajiban yang harus dibayar pengusaha berasal dari nisbah (rasio) laba atau untung rugi usahanya sehingga kewajiban setiap bulannya akan berfluktuasi (Sumarti, 2018).

Selain itu, sukuk juga harus distruktur secara syariah agar instrumen keuangan ini aman dan terbebas dari riba, *gharar* dan *maysir*. Kata *riba* secara harfiah berarti suatu tambahan atau proses pertambahan. Secara teknis, *riba* ekuivalen dengan bunga pinjaman. Larangan riba artinya dilarang menetapkan *return* (pengembalian) positif sejak awal dari pinjaman sebagai ganjaran menunggu *reward of waiting*. Tujuan pelarangan ini untuk menghindari ketidakjujuran dan ketidakadilan dalam transaksi bisnis (Sumarti, 2018).

Maysir secara harfiah berarti memperoleh sesuatu dengan sangat mudah tanpa kerja keras atau mendapat keuntungan tanpa kerja. Maysir yang dimaksud dalam islam adalah segala sesuatu yang mengandung unsur judi, taruhan, atau permainan berisiko (Ascarya, 2006). Secara harfiah, *gharar* berarti tanpa sadar mengekspos seseorang atau properti miliknya terhadap bahaya atau risiko. Gharar merujuk pada tindakan dan kondisi dalam kontrak penukaran barang yang implikasinya tidak secara penuh diketahui atau bisa dikategorikan sebagai asymmetric information. Kurangnya pengetahuan terhadap semua implikasi dari kontrak melemahkan prinsip kesukarelaan dari semua pihak. Dengan adanya informasi asimetrik, persetujuan dari semua pihak tidak dapat dianggap secara sukarela. Semua jenis kecurangan, penipuan, dan ketidakjujuran termasuk dalam larangan *gharar* (Sumarti, 2018).

Berikut akan dijabarkan secara rinci karakteristik sukuk:

(a). Merupakan bukti kepemilikan suatu aset berwujud atau hak manfaat *(beneficial title)*

(b). Pendapatan berupa imbalan (kupon), marjin, dan bagi hasil, sesuai jenis akad yang digunakan

(c). Terbebas dari unsur riba, *gharar* dan *maysir*

(d). Penerbitannya melalui *special purpose vehicle* (SPV)

(e). Memerlukan *underlying asset*

(f). Penggunaan *proceeds* harus sesuai prinsip syariah

2.2.3 Jenis Sukuk

Sukuk memiliki jenis seperti dijelaskan dalam AAOIFI No 17 tentang investment sukuk, yaitu terdiri dari: (Ayub, 2007)

(a). Sukuk *Ijarah*

Sukuk *ijarah* yaitu sukuk yang diterbitkan berdasarkan perjanjian atau akad ijarah (akad sewa menyewa atas suatu aset) di mana satu pihak bertindak sendiri atau melalui wakilnya menjual atau menyewakan hak manfaat atas suatu aset kepada pihak lain berdasarkan harga sewa dan periode sewa yang disepakati, tanpa diikuti dengan pemindahan kepemilikan aset tersebut.

(b). Sukuk *Salam*

Sukuk *salam* adalah sukuk yang diterbitkan dengan tujuan untuk mendapatkan dana untuk modal dalam akad *salam*, sehingga barang yang akan disediakan melalui akad salam menjadi pemilik pemegang sukuk.

(c). Sukuk *Ishtisna*

Sukuk *ishtisna* adalah sukuk yang diterbitkan berdasarkan perjanjian atau akad *ishtisna* di mana para pihak menyepakati jual beli dalam rangka pembiayaan suatu proyek/barang. Adapun harga, waktu penyerahan, dan spesifikasi barang/proyek ditentukan terlebih dahulu berdasarkan kesepakatan para pihak.

(d). Sukuk *Mudharabah*

Sukuk *mudharabah* adalah sukuk yang diterbitkan berdasarkan akad *mudharabah* (akad kerjasama di mana salah satu pihak menyediakan modal dan pihak lainnya menyediakan tenaga dan keahliannya dimana keuntungan dibagi berdasar persentase yang disepakati sebelumnya dan kerugian menjadi tanggung jawab pemilik modal).

(e). Sukuk *Musyarakah*

Sukuk yang diterbitkan berdasarkan akad *musyarakah* yaitu di mana kedua belah pihak atau lebih bekerjasama menggabungkan modal yang digunakan untuk membangun proyek baru, mengembangkan proyek yang telah ada atau membiayai kegiatan usaha lain. Keuntungan dan kerugian ditanggung bersama sesuai dengan jumlah partisipasi modal masing-masing pihak.

(f). Sukuk *Sukuk Murabahah*

Sukuk *murabahah* adalah sukuk yg diterbitkan berdasarkan prinsip jual-beli, penerbit sertifikat sukuk adalah penjual komoditi, sedangkan investornya adalah pembeli komoditi tersebut.

2.2.4 *Return* Sukuk

Berdasarkan (Ruppert, 2011), *return* adalah tingkat pengembalian atas hasil yang diperoleh akibat melakukan investasi. Analisis sekuritas umumnya menggunakan *geometric return.*

Metode *geometric return* diformulasikan sebagai berikut:

$$R_t = \ln \frac{s(t_i)}{s(t_{i-1})} \tag{2.1}$$

dengan:

R_t : *Return* sukuk
$s(t_i)$: harga sukuk pada periode t_i
$s(t_{i-1})$: harga sukuk pada periode t_{i-1}.

2.3 Risiko dan Volatilitas (σ)

Risiko investasi merupakan suatu kemungkinan dalam investasi di mana suatu pihak akan menerima imbal hasil (*return*) atau keuntungan yang berbeda dari imbal hasil yang diharapkan (Damodaran, 2002). Risiko berhubungan dengan penyimpangan atau deviasi dari *outcome* yang diterima dengan yang diekspektasi (Jogiyanto, 2008). Risiko dalam investasi adalah kemungkinan realisasi *return* sebenarnya lebih rendah dari *return* minimum yang diharapkan (Tandelilin, 2010).

Risiko investasi adalah kemungkinan terjadinya kerugian yang akan dialami investor atau ketidakpastian atas *return* yang akan diterima di masa mendatang. Seorang investor melakukan investasi dengan harapan memperoleh keuntungan dari investasi tersebut, berupa keuntungan modal (*capital gain*). *Capital gain* adalah selisih positif yang diperoleh dari hasil penjualan aset atas biaya awalnya. Kebalikan dari *capital gain* adalah *capital loss*, yaitu kerugian yang ditanggung oleh investor karena hasil penjualan suatu aset lebih rendah dari biaya awalnya (Gumanti, 2011).

Di pasar modal, volatilitas merupakan fluktuasi harga aset keuangan atau pasar dalam waktu singkat. Ini menggambarkan besarnya kecepatan perubahan harga aset yang menyebabkan ketidakpastian pada pengembalian harga aset (Rahim, dkk, 2016).

Volatilitas juga didefinisikan sebagai ukuran ketidakpastian tentang pengembalian. Dalam beberapa periode, pengembalian harian menunjukkan volatilitas tinggi sementara. Sedangkan pada periode lain, pengembalian menunjukkan volatilitas rendah (Rahim, dkk, 2016).

2.4 *Model Time Series dan Stasioneritas*

Time series atau runtun waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat berurutan menurut waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap. Analisis *time series* merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan waktu (Makridakis, dkk, 1999).

Data yang digunakan untuk analisis *time series* adalah data yang stasioner dalam varians maupun rata-rata. Data *time series* dikatakan stasioner apabila deret berfluktuasi disekitar varians dan rata-ratanya yang konstan. Selain menggunakan plot *time series*, kestasioneran juga dapat dilihat dari plot autokorelasi yang turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah lag kedua atau ketiga (Wei, 2006).

Kestasioneran data secara varians dapat dilihat dari Transformasi Box-Cox, dimana data dikatakan stasioner jika *rounded value*-nya bernilai satu (Wei, 2006). Apabila data tidak stasioner dalam varians, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varians menjadi konstan.

Apabila data sudah stasioner terhadap varians, maka selanjutnya dilihat kestasioneran data terhadap rata-rata. Untuk data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Operator *shift* mundur (*backward shift*) sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing*. Berikut adalah penggunaan dari operator *shift* mundur (Wei, 2006):

$$B^d X_t = X_{t-d},\ d = 1, 2, ...$$

dengan:

X_t : nilai variabel X pada waktu t
X_{t-d} : nilai variabel X pada waktu $t-d$
B : operator *shift* mundur.

Kestasioneran data dapat diketahui dengan menggunakan uji akar unit atau uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Uji ADF digunakan untuk menguji kestasioneran data dan untuk memastikan apakah data perlu dilakukan *differencing* atau tidak. Konsep pengujian ADF adalah jika suatu data *time series* tidak stasioner pada order nol, maka stasioneritas data tersebut dapat dicari melalui order berikutnya. Sehingga diperoleh tingkat stasioneritas pada order ke-n, *first differencing* atau *second differencing* dan seterusnya.

Berikut ini adalah hipotesis uji ADF (Tsay, 2002):

Hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)
$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)

Statistik uji:

$$T_{hitung} = \frac{\delta - 1}{SE(\delta)} = \frac{\dfrac{n\sum_{t=1}^{n} y_{t-1}y_t - \sum_{t=1}^{n} y_t \sum_{t=1}^{n} y_{t-1}}{n\sum_{t=1}^{n} y_{t-1}^2 - \left(\sum_{t=1}^{n} y_{t-1}\right)^2} - 1}{\sqrt{\dfrac{\sum_{t=1}^{n}\left(y_t - \delta y_{t-1}\right)^2}{n-1}}}$$

dengan:

n adalah ukuran sampel
y_t adalah data pengamatan ke-t.

Kriteria Pengujian:
Jika nilai $|T_{hitung}| > |T_{(\alpha,n-1)}|$ (dengan $\alpha = 0.05$). Maka H_0 ditolak yang berarti data sudah stasioner.

2.5 Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA(p,d,q)) diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1967 di mana orde p menyatakan operator AR, orde d menyatakan hasil *differencing*, dan orde q menyatakan operator dari MA. Model dapat diaplikasikan untuk analisis *time series*, peramalan dan pengendalian. Bentuk persamaan umum dari model ARIMA adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

1. *Autoregressive* (AR)

   Secara umum model AR orde ke-p (ARIMA(p,0,0)) sebagai berikut:

   $R_t = \phi_1 R_{t-1} + \phi_2 R_{t-2} + ... + \phi_p R_{t-p} + \varepsilon_t$

   dengan:

   $\phi_1, \phi_2, ..., \phi_p$ = parameter AR ke-p,

   ε_t = nilai kesalahan (residual) pada saat t.

2. *Moving Average* (MA)

   Secara umum model MA orde ke-q (ARIMA(0,0,q)) sebagai berikut:

   $R_t = \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - ... - \theta_q\varepsilon_{t-q}$

   dengan:

   $\theta_1, \theta_2, ..., \theta_q$ = parameter MA ke-q,

   ε_t = nilai kesalahan (residual) pada saat t.

3. *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

   Secara umum model ARMA(p,q) adalah:

   $R_t = \phi_1 R_{t-1} + \phi_2 R_{t-2} + ... + \phi_p R_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - ... - \theta_q\varepsilon_{t-q}$

4. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

   Proses ARIMA (p,d,q) berarti suatu model *time series* non stasioner yang dilakukan differencing menjadi stasioner yang mempunyai model AR derajat p dan MA derajat q. Model ARIMA (p,d,q) secara umum dinyatakan sebagai berikut:

   $$\phi_p(B)(1-B)^d R_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \tag{2.2}$$

   dengan:

   $B = R_{t-1}/R_t$

   $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - ... - \phi_p B^p)$

   $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - ... - \theta_q B^q)$.

Identifikasi model ARMA dapat secara langsung dilakukan dengan melihat *lag* yang keluar pada plot ACF dan PACF. Fungsi autokorelasi (ACF) merupakan suatu hubungan linier pada data *time series* antara X_t dengan X_{t+k} yang dipisahkan oleh waktu lag k. Fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan data sampel dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(X_t-\bar{X})(X_{t+k}-\bar{X})}{\sum_{t=1}^{n}(X_t-\bar{X})^2},\ k = 0, 1, 2, ...$$

dengan:

ρ_k : koefisien autokorelasi pada lag ke-k
X_t : nilai variabel X pada waktu ke-t
$\bar{X}$: nilai rata-rata X_t
n : jumlah data.

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara X_t dan X_{t+k}, apabila pengaruh lag $t+1, t+2, ..., t+k-1$ dianggap terpisah. Untuk PACF dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\bar{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k} \hat{\phi}_{kj}\hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k} \hat{\phi}_{kj}\hat{\rho}_{j}}$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1}\hat{\phi}_{k,j-k-1}, \text{ untuk } j = 1, 2, ..., k.$$

2.6 Estimasi Parameter

Salah satu metode untuk estimasi parameter adalah dengan menggunakan metode *Least Square* (kuadrat terkecil). Metode *Least Square* (kuadrat terkecil) merupakan suatu metode yang dilakukan untuk mencari nilai parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih antara nilai aktual dan peramalan).

Namun, metode *Least Square* (kadrat terkecil) akan memberikan informasi yang salah dan pengujian hipotesis menjadi tidak sah. Sehingga pada GARCH dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) (Engle, 2001).

Estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) pada model ARIMA(p,d,q) seperti pada model AR(1) secara umum menghasilkan nilai fungsi *likelihood*, yaitu:

$$L(\mu, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-1}{2}n} \exp\left(\tfrac{-1}{2\sigma^2} \textstyle\sum_{t=1}^{n}(R_t - \phi_0 - \phi_1 R_{(t-1)})^2\right). \tag{2.3}$$

Log-likelihood dari persamaan (2.3) adalah sebagai berikut:

$$\log(L(\mu, \sigma^2)) = \tfrac{-1}{2} n \log(2\pi\sigma^2) - \tfrac{1}{2\sigma^2} \textstyle\sum_{t=1}^{n}(R_t - \phi_0 - \phi_1 R_{(t-1)})^2. \tag{2.4}$$

Selanjutnya, ditentukan turunan dari persamaan (2.4) terhadap parameter ϕ_0 dan ϕ_1 dan disamadengankan 0, maka diperoleh:

$$\phi_0 \textstyle\sum_{t=1}^{n} R_{t-1} + \phi_1 \sum_{t=1}^{n} (R_{t-1})^2 = \sum_{t=1}^{n} R_t R_{t-1} \tag{2.5}$$

$$n\phi_0 + \phi_1 \textstyle\sum_{t=1}^{2} R_{t-1} = \sum_{t=1}^{n} R_{t-1}, \tag{2.6}$$

kemudian substitusi persamaan (2.5) ke persamaan (2.6), sehingga akan diperoleh estimasi parameter AR(1). Adapun hasil estimasi parameter pada model AR(1), yaitu:

$$\hat{\phi}_1 = \frac{n \sum_{t=1}^{n} R_{t-1}R_t - \sum_{t=1}^{n} R_t \sum_{t=1}^{n} R_{t-1}}{n \sum_{t=1}^{n} R_{t-1}^2 - \left(\sum_{t=1}^{n} R_{t-1}\right)^2}$$

$$\hat{\phi}_0 = \frac{\sum_{t=1}^{n} R_t - \sum_{t=1}^{n} \hat{\phi}_1 R_{(t-1)}}{n}.$$

2.7 Heteroskedastisitas

Setelah model ARIMA terbentuk maka perlu dilakukan identifikasi apakah ragam dari residual yang dihasilkan model ARIMA mengandung heteroskedastisitas atau homokedastisitas. Heteroskedastisitas merupakan suatu kondisi dimana data memiliki ragam residual yang tidak konstan. Adanya masalah heteroskedastisitas juga menjadi indikasi adanya proses GARCH.

Pengidentifikasian adanya proses GARCH dilakukan sebelum melakukan analisa model GARCH. Uji adanya unsur GARCH pada residual kuadrat melalui ACF dan PACF dapat menggunakan Uji Ljung-Box.

Hipotesis:

H_0 : Tidak terdapat unsur GARCH (homokedastisitas)
H_1 : Terdapat unsur GARCH (heteroskedastisitas)

Statistik uji:

$$Q = T(T+2)\textstyle\sum_{j=1}^{K} \dfrac{\hat{r}_j^2}{T-j}$$

dengan:

T = banyaknya pengamatan
K = lag yang digunakan
$\hat{r}_j$ = fungsi autokorelasi data pada lag ke-j dari deret waktu X_t.

Selanjutnya nilai Q dibandingkan dengan nilai tabel *Chi-Square(X^2)*. Jika Q $> X^2_{(\alpha, df=K-p-q)}$ (nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 ditolak yang artinya ada unsur GARCH. Atau menggunakan nilai P-*value* $< \alpha$, maka H_0 ditolak yang berarti ada unsur GARCH. (Rahim, dkk, 2016).

2.8 Model GARCH

Data time series dari sektor keuangan memiliki nilai volatilitas yang sangat tinggi. GARCH merupakan suatu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu bidang finansial yang sangat tinggi volatilitasnya.

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* dikembangkan oleh (Bollerslev, 1986). Model ini dibangun untuk menghindari ordo yang besar pada model ARCH. Bollerslev menyatakan bahwa *conditional variance* hari ini (σ_t^2) tidak hanya dipengaruhi oleh kuadrat residual yang lalu (ε_{t-p}^2) tetapi juga dapat dipengaruhi oleh varian residual periode yang lalu (σ_{t-q}^2).

Secara umum model GARCH (p,q):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + ... + \alpha_p\varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1\sigma_{t-1}^2 + ... + \beta_q\sigma_{t-q}^2 \tag{2.7}$$

Estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) pada model GARCH(p,q) seperti pada model GARCH(1,0) secara umum menghasilkan nilai fungsi *likelihood*, yaitu:

$$L(\mu,\sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-1}{2}n} \exp\left(\frac{-1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{n}(R_t-\mu)^2\right). \tag{2.8}$$

Log-likelihood dari persamaan (2.8) adalah sebagai berikut:

$$\log(L(\mu,\sigma^2)) = \frac{-1}{2}n\log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{n}(R_t-\mu)^2. \tag{2.9}$$

Selanjutnya, ditentukan turunan dari persamaan (2.9) terhadap σ^2 dan disamadengankan 0 sehingga akan diperoleh estimasi parameter dari σ^2 pada model GARCH(1,0). Adapun hasil estimasi parameter pada model GARCH(1,0), yaitu:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(R_t-\mu)^2,$$

$$\hat{\alpha_0} + \hat{\alpha_1}\varepsilon_{t-1}^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\varepsilon_t^2.$$

2.9 Pemilihan Model Terbaik

Biasanya diperoleh beberapa model dalam analisis data yang dapat mewakili data. Diantara beberapa model yang diperoleh, dipilih salah satu model yang terbaik. Pemilihan model terbaik dapat dipilih berdasarkan *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC). Kedua kriteria tersebut dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$AIC = n\log\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2f + n + n\log(2\pi)$$

$$SC = n\log\left(\frac{SSE}{n}\right) + f\log n + n + n\log(2\pi)$$

dengan: SSE adalah *Sum Square Error*, n adalah banyaknya pengamatan, f adalah banyaknya parameter dalam model. Model yang dipilih untuk meramalkan data adalah model AIC dan SC minimum.

Selain itu, pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dengan menggunakan perhitungan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu ukuran kesalahan yang dihitung dengan mencari nilai tengah dari presentasi absolut perbandingan kesalahan atau *error* dengan data aktualnya. Definisi MAPE adalah sebagai berikut (Makridakis, dkk, 1999):

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t-F_t}{Y_t}\right|100$$

dengan: Y_t adalah nilai data ke-t, F_t adalah nilai peramalan ke-t, n adalah banyaknya data.

2.10 Metode *Kalman Filter*

2.10.1 Persamaan *Kalman Filter*

Kalman Filter merupakan suatu metode estimasi yang optimal. Komponen dasar dari metode *Kalman Filter* adalah persamaan pengukuran dan persamaan transisi. Dengan menggunakan data pengukuran untuk memperbaiki hasil estimasi. Secara umum metode *Kalman Filter* untuk sistem dinamik linier waktu diskrit, dapat dinyatakan sebagai berikut (Lewis, dkk, 2008):

Model sistem dan model pengukuran:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G_k w_k$$
$$z_k = H_k x_k + v_k$$
$$x_0 \sim (\bar{x}_0, P_{x_0}),\ w_k \sim (0, Q_k),\ v_k \sim (0, R_k)$$

Inisialisasi:

$$P_0 = P_{x_0},\ \hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

Tahap prediksi:

$$\text{estimasi : } \hat{x}^-_{k+1} = A_k \hat{x}_k + B_k u_k$$
$$\text{kovarian } \textit{error}\text{: } \hat{P}^-_{k+1} = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T$$

Tahap koreksi:

$$\text{Kalman gain : } K_{k+1} = P^-_{K+1} H^T_{K+1} (H_{k+1} P^-_{K+1} H^T_{K+1} + R_{k+1})^{-1}$$
$$\text{estimasi : } \hat{x}_{k+1} = \hat{x}^-_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}^-_{k+1})$$
$$\text{kovarian } \textit{error}\text{ : } P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P^-_{k+1}$$

dengan:

x_k : variabel keadaan sistem pada waktu k yang nilai estimasi awalnya adalah $\hat{x}_0$ dan kovarian awal P_{x_0}
u_k : variabel input deterministik pada waktu k
w_k : *noise* pada model sistem
z_k : variabel pengukuran
H : matriks pengukuran
v_k : *noise* pada model pengukuran
A_k, B_k, G_k : matriks-matriks konstan didalam ukuran yang berkesesuaian dengan $A = n$ x n, $B = m$ x m, dan $H = p$ x 1

2.10.2 Penerapan *Kalman Filter* dalam Estimasi Parameter model GARCH

Pada penelitian ini berdasarkan pengamatan dan sesuai dengan hasil model peramalan analisis dari data *return* harga sukuk Franklin Global Luxembourg. Setelah diperoleh model GARCH maka akan dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan *Kalman Filter*. Seperti pada model GARCH(p,0):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_1^2 + \alpha_2\varepsilon_2^2 + ... + \alpha_p\varepsilon_p^2,$$

dengan koefisien $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_p$ adalah parameter yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter*. Diasumsikan sebagai state vektor yang dibentuk dari koefisien $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_p$ yaitu $x(t) = \begin{bmatrix}\alpha_0 & \alpha_1 & ... & \alpha_p\end{bmatrix}^T$. Berikut ini persamaan model sistem dan pengukuran pada metode *Kalman Filter* (Lewis, dkk, 2008).

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$
$$z_t = Hx_t + v_t$$

dengan:
x_t : variabel keadaan sistem pada waktu t yang nilai estimasi awalnya adalah $\hat{x}_0$ dan kovarian awal P_{x_0}
w_t : *noise* pada model sistem
z_t : variabel pengukuran
H : matriks pengukuran
v_t : *noise* pada model pengukuran
A : matriks konstan di dalam ukuran yang berkesesuaian dengan $A = n$ x n dan $H = p$ x 1.

2.11 *Value at Risk* (VaR)

Value at Risk (VaR) merupakan metode pengukuran risiko yang cukup baik dan banyak digunakan. VaR dapat didefinisikan sebagai estimasi kerugian maksimum yang mungkin dialami dalam rentang periode waktu (*time period*) tertentu dengan tingkat kepercayaan (*confidence interval*) tertentu (Jorion, 2002).

VaR biasanya ditulis dalam bentuk $VaR_{(1-\alpha)}(t)$ yang menunjukkan bahwa VaR bergantung pada nilai α dan t. Estimasi $VaR_{(1-\alpha)}$ pada waktu t hari adalah:

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0R^*\sqrt{t^*} \tag{2.10}$$

dengan:
$R^*(\alpha - quantile)$ adalah nilai kritis yang merupakan transformasi dari distribusi normal standar $Z_\alpha = \frac{R^*-\mu}{\sigma}$. Apabila data *return* berdistribusi normal $N(\mu, \sigma^2)$, maka persamaan dari R^* memenuhi:

$$R^* = \mu + Z_\alpha \sigma \tag{2.11}$$

maka dengan mensubtitusikan persamaan (2.11) kedalam persamaan (2.10) estimasi $VaR_{(1-\alpha)}$ dalam periode t hari adalah:

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0(\mu + Z_\alpha \sigma)\sqrt{t^*}. \tag{2.12}$$

Menggunakan tingkat kesalahan $\alpha = 0.05$, sehingga tingkat kepercayaan $(1-\alpha) = 95\%$ dengan nilai $Z_{\frac{\alpha}{2}} = 1.96$. Data yang digunakan merupakan data harga sukuk harian dengan tipe data *time series* sehingga periode waktu $\sqrt{t^*} = 1$.

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0(\mu + 1.96\sigma) \tag{2.13}$$

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0(R_t + 1.96\sigma_t). \tag{2.14}$$

Penggunaan simulasi Monte Carlo untuk megestimasi risiko telah diperkenalkan oleh (Boyle, 1977). Dalam menghitung nilai VaR baik pada aset tunggal maupun portofolio, simulasi Monte Carlo mempunyai beberapa jenis algoritma. Kelebihan simulasi Monte Carlo dibandingkan dengan metode perhitungan VaR lainnya adalah simulasi Monte Carlo memberikan hasil perhitungan yang lebih akurat untuk semua jenis instrumen. Selain itu, simulasi Monte Carlo dapat digunakan pada semua jenis asumsi distribusi.

Secara umum, algoritma VaR menggunakan simulasi Monte Carlo sebagai berikut:

1. Menentukan nilai parameter dari *return* aset tunggal. *Return* diasumsikan mengikuti distribusi Normal dengan mean μ dan varians σ^2.

2. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* aset tunggal dengan parameter yang diperoleh dari langkah (1) sebanyak n buah sehingga terbentuk distribusi empiris dari *return* hasil simulasi.

3. Mencari estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan (1-α) yaitu sebagai nilai kuantil ke-α dari distribusi empiris *return* yang diperoleh pada langkah (2), dinotasikan dengan R^*.

4. Menghitung nilai VaR pada tingkat kepercayaan (1-α) dalam periode t hari yaitu:

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0 R^* \sqrt{t}$$

dengan:

W_0 = besarnya investasi pada sukuk.

R^* = nilai kuantil ke-α dari distribusi *return*

$\sqrt{t}$ = periode waktu

Nilai VaR yang diperoleh merupakan kerugian maksimum yang akan dialami oleh aset tunggal.

5. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (4) sebanyak m sehingga mencerminkan berbagai kemungkinan nilai VaR aset tunggal yaitu $VaR_1, VaR_2, ..., VaR_m$.

6. Menghitung rata-rata hasil langkah (5) untuk menstabilkan nilai karena nilai VaR yang dihasilkan oleh tiap simulasi berbeda.

BAB 3
METODE PENELITIAN

Pada bab ini, dijelaskan tentang tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan untuk menyelesaikan masalah yang telah dikemukakan pada rumusan masalah. Ditunjukkan pula jadwal penelitian untuk masing-masing tahapan penelitian tersebut.

3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini meliputi beberapa tahapan-tahapan proses. Setiap proses dari tahapan-tahapan tersebut mempengaruhi dalam pengerjaan tesis ini. Langkah-langkah tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3.

3.1.1 Studi Literatur dan Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk mendukung pengerjaan penelitian ini dan pemahaman yang lebih mendalam mengenai metode ARIMA, GARCH, dan KF-GARCH dalam mengolah data harga sukuk. Literatur yang dipelajari dapat bersumber dari jurnal, buku, internet, maupun bimbingan dengan dosen pembimbing.

Selanjutnya mengumpulkan data dari objek penelitian, dalam hal ini yaitu data harga sukuk harian Franklin Global Luxembourg pada tanggal 21 November 2018 hingga 23 September 2019 sebagai data *insample* dan pada tanggal 24 September 2019 hingga 27 April 2020 sebagai data *outsample*. Kemudian, menghitung *return* harga sukuk harian tersebut.

3.1.2 Membuat Model Volatilitas *Return* Sukuk Menggunakan Model GARCH, Dan KF-GARCH

Pada tahap pembentukan model volatilitas *return* sukuk ini dilakukan langkah-langkah pengerjaan sebagai berikut:

1. Menguji kestasioneran data deret berkala baik stasioner dalam varian maupun dalam rata-rata dengan ADF.

2. Mengidentifikasi dugaan model ARIMA sementara dengan cara menentukan orde AR dan MA dari grafik ACF dan PACF.

3. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter model ARIMA. Untuk pengujian signifikansi parameter dengan menggunakan Uji-t. Misalkan ϕ adalah suatu parameter dan $\hat{\phi}$ adalah taksiran dari ϕ maka pangujian signifikan parameter dapat dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \phi = 0$ (parameter model tidak signifikan)
$H_1 : \phi \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}, \text{ untuk } SE(\hat{\phi}) \neq 0$$

Kriteria pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 0.05$, jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(n-p-1)}$ maka H_0 ditolak jadi parameter model signifikan. Atau menggunakan nilai P-*value* $< \alpha$, maka H_0 ditolak yang berarti parameter model signifikan.

4. Kemudian uji diagnostik residual pada model ARIMA yang terbentuk, untuk membuktikan kecukupan model. Pemeriksaan diagnostik residual meliputi uji asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. *White noise* merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual (Wei, 2006). Berikut ini uji diagnostik pada model ARIMA sementara:

   a. Pengujian asumsi residual *white noise* dilakukan dengan menggunakan Uji Ljung-Box.
   Hipotesis:
   $H_0 : r_1 = r_2 = ... = r_k = 0$
   $H_1 :$ minimal ada satu $r_j \neq 0$, dimana $j = 1, 2, ..., k$
   Statistik uji:

   $$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{k}\frac{\hat{r}_k^2}{n-k}, n > k$$

   dengan:
   n = banyaknya pengamatan
   k = lag maksimum
   r_k = autokorelasi residual untuk lag ke-k.
   Selanjutnya nilai Q dibandingkan dengan nulai tabel *Chi-Square*(X^2). Jika Q $< X^2_{(\alpha,df=K-p-q)}$ (nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual *white noise*.

   b. Uji asumsi distribusi normal
   Untuk pengujian residual berdistribusi normal dapat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis:
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)
$H_1 : F(x) \neq F_o(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)
Statistik uji:
$D_{hitung} = sup_x|S(x) - F_0(x)|$
dengan:
D_{hitung} : deviasi maksimum
sup : nilai supremum (maksimum) untuk semua x dari selisih mutlak $S(x)$ dan $F_0(x)$
$F_0(x)$: fungsi peluang komulatif berdistribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan
$S(x)$: fungsi distribusi komulatif dari data sampel.
Kriteria Pengujian:
Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal. Atau menggunakan nilai P-*value* $> \alpha$, maka H_0 diterima yang berarti residual model berdistribusi normal.

5. Selanjutnya dipilih model ARIMA terbaik dengan melihat nilai AIC dan SC yang minimum.

6. Menguji model ARIMA yang terbaik menggunakan uji Ljung-Box apakah terdapat efek heteroskedastisitas sehingga layak dimodelkan dengan GARCH.

7. Melakukan pendugaan dan estimasi parameter model GARCH. Kemudian melakukan uji signifikansi parameter pada model GARCH yang terbentuk dengan menggunakan Uji-t. Selanjutnya dipilih model GARCH yang terbaik menggunakan MAPE.

8. Melakukan estimasi terhadap parameter dan perbaikan *error* pada model GARCH yang terbaik menggunakan Kalman Filter dengan langkah sebagai berikut:

   a. Mengubah model GARCH terbaik dalam bentuk *state space*.
   b. Inisialisasi nilai estimasi awal dan kovarian awal.
   c. Menghitung x_{k+1} dan z_k.
   d. Tahap prediksi yaitu menghitung vektor estimasi dan matriks kovarian *error*
   e. Tahap koreksi yaitu menghitung kalman gain, update estimasi dengan input pengukuran, dan update matriks kovarian untuk estimasi yang telah diupdate,. Selanjutnya ulangi langkah (c) sebanyak k.

9. Selanjutnya menghitung nilai *error* model KF-GARCH menggunakan MAPE.

3.1.3 Melakukan Peramalan Volatilitas *Return* Sukuk

Pada tahap ini akan dilakukan peramalan volatiltas *return* sukuk menggunakan model GARCH, dan KF-GARCH yang telah didapatkan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Menentukan periode ramalan yang akan dilakukan.

2. Meramalkan volatilitas *return* sukuk menggunakan model GARCH, dan KF-GARCH yang telah didapatkan.

3. Membandingkan hasil peramalan model GARCH, dan KF-GARCH yang telah didapatkan dengan MAPE. Hasil peramalan terbaik adalah model dengan nilai MAPE terkecil.

3.1.4 Menghitung *VaR* Volatilitas *Return* Sukuk

Pada tahap ini akan mengestimasi *VaR* volatilitas *return* sukuk pada kedua model menggunakan simulasi Monte Carlo. Secara umum, algoritma VaR menggunakan simulasi Monte Carlo sebagai berikut:

1. Menentukan nilai parameter dari *return* aset tunggal. *Return* diasumsikan mengikuti distribusi Normal dengan mean μ dan varians σ^2.

2. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* aset tunggal dengan parameter yang diperoleh dari langkah (1) sebanyak n buah sehingga terbentuk distribusi empiris dari *return* hasil simulasi.

3. Melakukan perhitungan nilai *mean* dan *varian* berdasarkan hasil dari langkah (2). Nilai *mean* dan *varian* tersebut digunakan untuk menghitung nilai VaR.

   Perhitungan VaR tersebut bedasarkan persamaan (2.14)

   $VaR_{1-\alpha}(t) = W_0(R_t + 1.96\sigma_t)$.

4. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (4) sebanyak m sehingga mencerminkan berbagai kemungkinan nilai VaR aset tunggal yaitu $VaR_1, VaR_2, ..., VaR_m$.

5. Menghitung rata-rata hasil langkah (4) untuk menstabilkan nilai karena nilai VaR yang dihasilkan oleh tiap simulasi berbeda.

3.2 Tahapan Akhir dan Tempat Penelitian

Pada bagian ini adalah tahapan akhir dan tempat penelitian adalah sebagai berikut:

1. **Analisis Hasil dan Pembahasan**

   Pada bagian ini, dilakukan analisa hasil berupa model GARCH, dan KF GARCH untuk peramalan volatilitas *return* sukuk, perbandingan peramalan kedua model tersebut, dan *VaR* volatilitas *return* sukuk. Setelah dilakukan analisis baru dapat ditarik kesimpulan dari penelitian ini.

2. **Penarikan Kesimpulan**

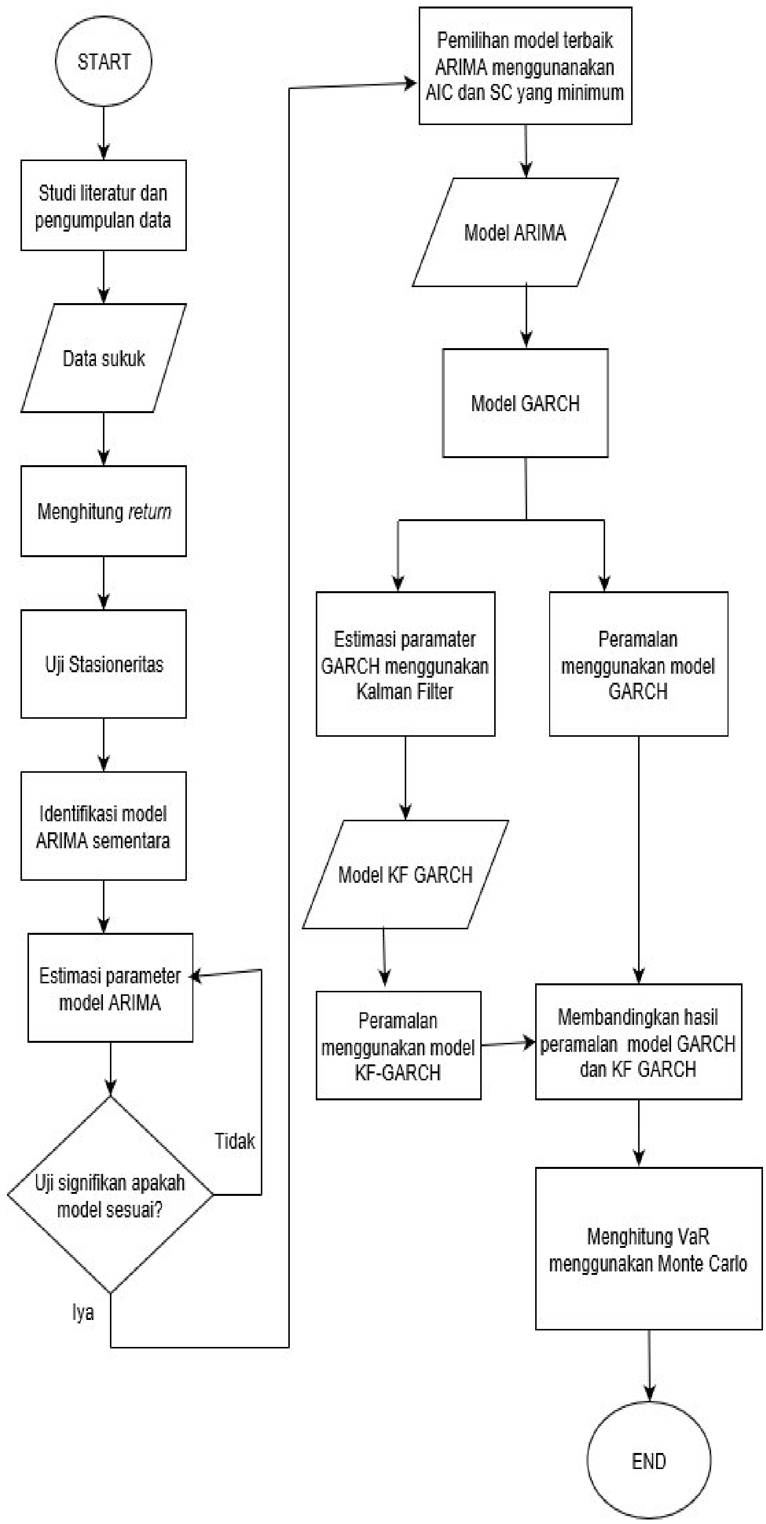
   Setelah mendapatkan pembahasan akan ditarik kesimpulan model GARCH, dan KF-GARCH untuk peramalan volatilitas *return* sukuk, perbandingan peramalan kedua model tersebut, dan *VaR* volatilitas *return* sukuk dan analisanya serta diskusi yang didapatkan.

3. **Dokumentasi Penelitian**

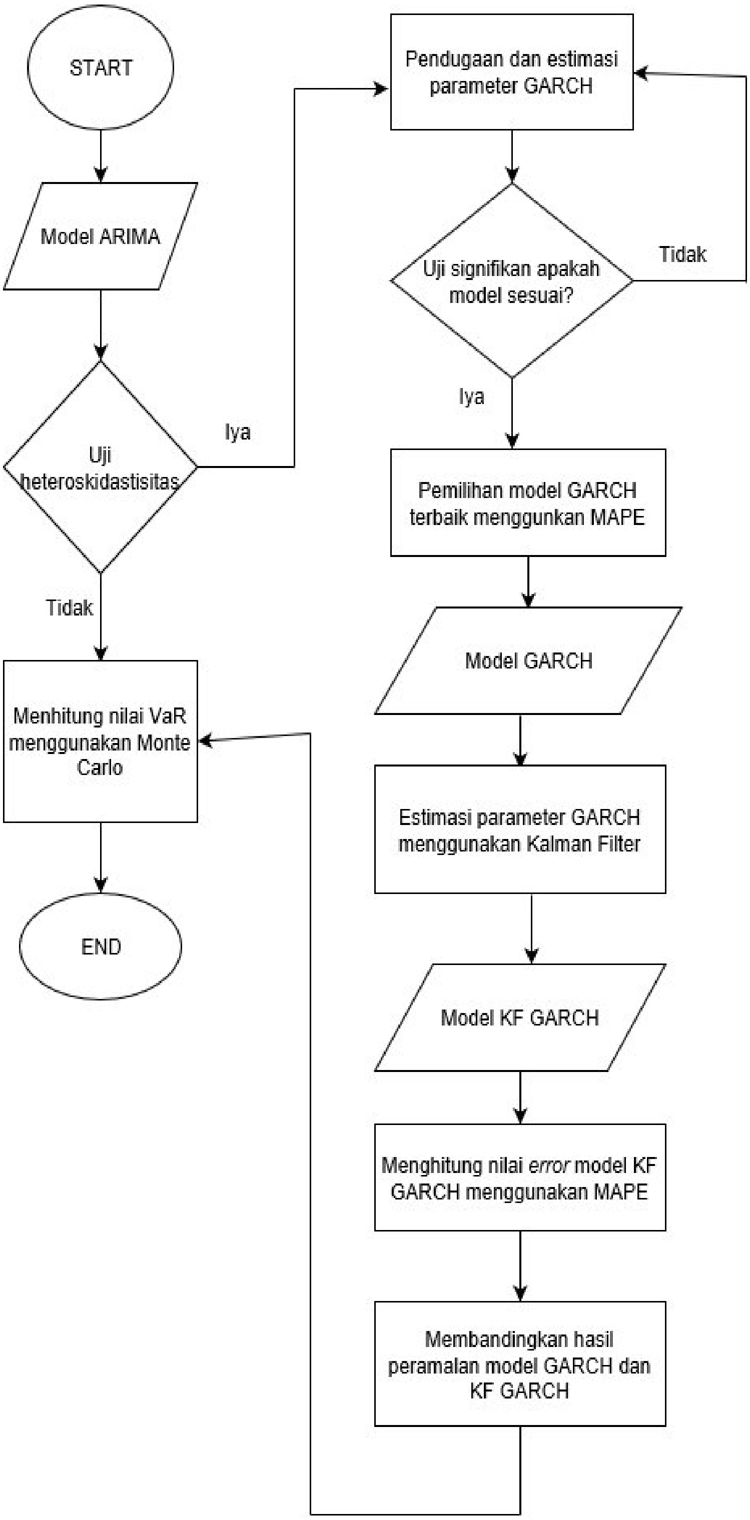
   Dokumentasi bertujuan untuk mengarsipkan penelitian yang telah dilakukan. Dokumentasi dari buku Thesis ini menggunakan aplikasi LaTex dengan template thesis Matematika ITS.

4. **Tempat Penelitian**

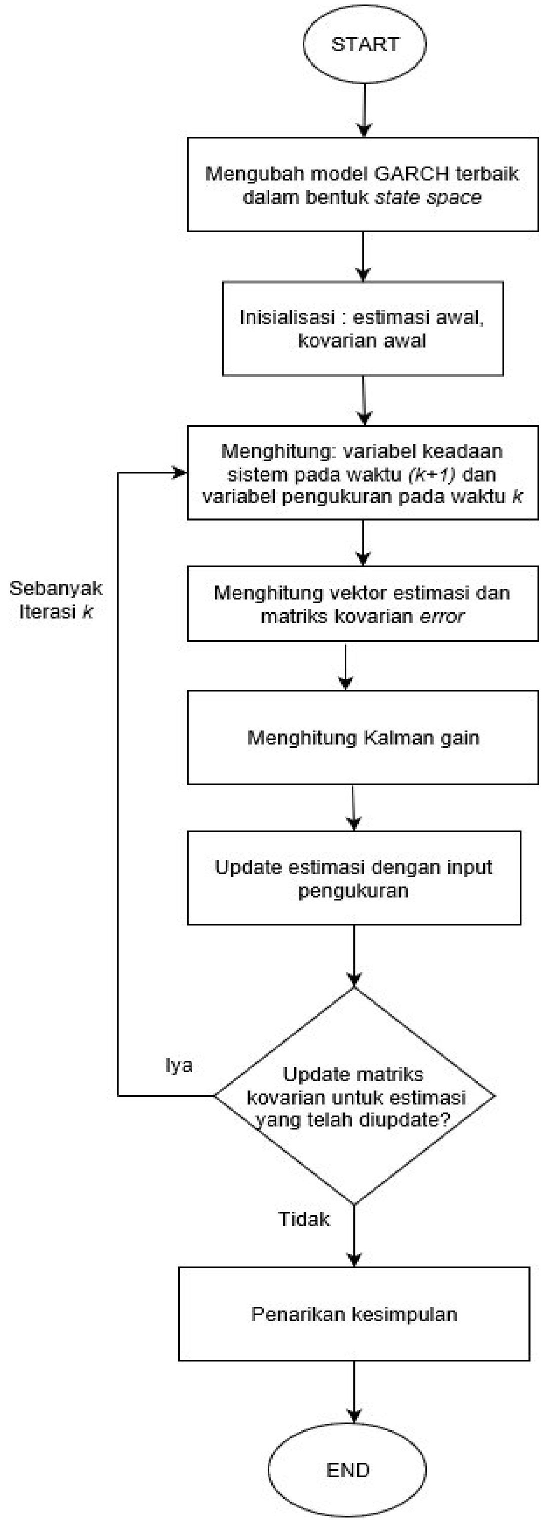
   Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Riset Operasi Pengolahan Data, Departemen Matematika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.



Gambar 3.1: Langkah-langkah metodologi dalam mengerjakan tesis



Gambar 3.2: Langkah mendapatkan model GARCH dan KF GARCH



Gambar 3.3: Langkah-langkah Estimasi Kalman Filter

BAB 4
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dilakukan analisis dan pembahasan mengenai langkah-langkah dalam pembentukan model GARCH dan KF-GARCH dari data *return* sukuk untuk analisis volatilitas dan *Value at Risk* (VaR).

4.1 Variabel dan Data Penelitian

Data observasi pada subbab ini adalah harga sukuk harian Franklin Global Luxembourg pada tanggal 21 November 2018 hingga 23 September 2019 sebagai data *insample* dan pada tanggal 24 September 2019 hingga 27 April 2020 sebagai data *outsample*.

Data *insample* digunakan untuk membentuk model, sedangkan data *outsample* didunakan untuk mengecek ketepatan model. Karakteristik data yang dianalisis merupakan data *return* harga sukuk.Deskripsi dari harga dan *return* sukuk Franklin Global Luxembourg ditampilkan dalam Tabel 4.1.

Tabel 4.1: Deskripsi Data Sukuk Franklin Global Luxembourg

Sukuk	N	Min	Max	Mean	Standart Deviasi
Harga Sukuk	214	8.840000	9.600000	9.173832	0.217630
Return Sukuk	213	-0.004515	0.006515	0.000338	0.001455

4.2 Pemodelan ARIMA

Langkah awal pemodelan model ARIMA adalah uji kestasioneran. Untuk mengetahui data sudah stasioner, dapat dilakukan menggunakan uji Augmented Dicky Fuller (ADF). Hasil dari uji ADF dapat dilihat pada Tabel 4.2

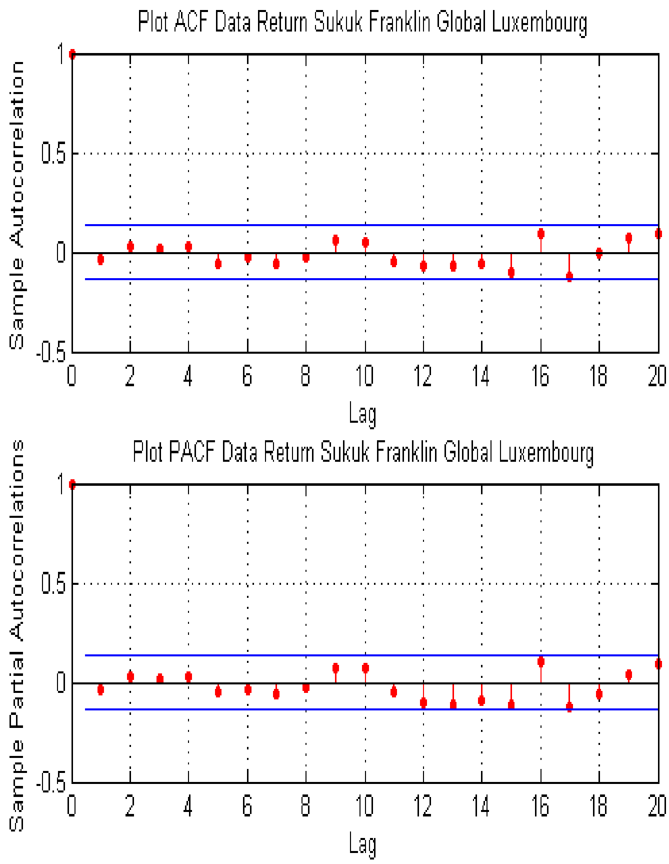
Tabel 4.2: Hasil uji ADF Data *Return* Sukuk

Data	$\delta - 1$	$SE(\delta)$	t-stat	*p-value*
Return Sukuk	-1.043349	0.068902	-15.14251	0.0000

Berikut ini merupakan uji stasioner dengan mengunakan uji ADF.
Hipotesis:
$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)
$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)
Statistik uji:
$T_{hitung} = \frac{\delta-1}{SE(\delta)} = \frac{-1.043349}{0.068902} = -15.14251$
$T_{tabel} = T_{(\alpha,n-1)} = T_{(0.05,212)} = -2.874997$
Karena nilai $|T_{hitung}| > T_{(0.05,212)}$ maka H_0 ditolak, artinya data *return* sukuk sudah stasioner. Langkah selanjutnya, setelah data sudah stasioner

adalah pembentukan model ARIMA dengan cara mengindentifikasi orde model melalui plot ACF dan PACF. Hasil plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4.1.

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa tidak ada lag yang keluar. Sehingga dugaan awal model ARIMA sementara untuk data return sukuk adalah ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,0) dan ARIMA(0,0,1).



Gambar 4.1: Plot ACF dan PACF Return Sukuk

Setelah diperoleh dugaan model ARIMA sementara, selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan uji signifikan parameter untuk model sementara, hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4.3, Tabel 4.4 dan Tabel 4.5.

Tabel 4.3: Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,1)

Parameter	Koef.	SE	t-stat	*p-value*
$C = \phi_0$	0.000338	0.000102	3.308111	0.0011
$AR(1) = \phi_1$	-0.959998	0.083345	-11.51842	0.0000
$MA(1) = \phi_2$	0.938095	0.100285	9.354289	0.0000

Berikut ini merupakan uji signifikan parameter terhadap ARIMA(1,0,1) dengan konstanta menggunakan uji-t:

1. Menguji parameter C(konstanta) $= \phi_0$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_0}{SE(\phi_0)} = \dfrac{0.000338}{0.000102} = 3.308111$
   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter AR(1) $= \phi_1$

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_1}{SE(\phi_1)} = \dfrac{-0.959998}{0.083345} = -11.51842$
   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

3. Menguji parameter MA(1) $= \theta_1$

   $H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\theta_1}{SE(\theta_1)} = \dfrac{0.938095}{0.100285} = 9.354289$
   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

Tabel 4.4: Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,0)

Parameter	Koef.	SE	t-stat	*p-value*
$C = \phi_0$	0.000338	0.000105	3.204996	0.0016
$AR(1) = \phi_1$	-0.043210	0.060443	-0.714881	0.4755

Berikut ini merupakan uji signifikan parameter terhadap ARIMA(1,0,0) dengan konstanta menggunakan uji-t:

1. Menguji parameter C(konstanta) = ϕ_0

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_0}{SE(\phi_0)} = \dfrac{0.000338}{0.000105} = 3.204996$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;210}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter AR(1) = ϕ_1

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_1}{SE(\phi_1)} = \dfrac{-0.043210}{0.060443} = -0.714881$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| < t_{0.025;210}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 diterima. Artinya parameter tidak signifikan.

Tabel 4.5: Estimasi Parameter Model ARIMA(0,0,1)

Parameter	Koef.	SE	t-stat	*p-value*
$C = \phi_0$	0.000338	0.000105	3.201366	0.0016
$MA(1) = \theta_1$	-0.040878	0.060849	-0.671787	0.5025

Berikut ini merupakan uji signifikan parameter terhadap ARIMA(0,0,1) dengan konstanta menggunakan uji-t:

1. Menguji parameter C(konstanta) = ϕ_0

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_0}{SE(\phi_0)} = \dfrac{0.000338}{0.000105} = 3.201366$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;210}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter MA(1) $= \theta_1$

   $H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\theta_1}{SE(\theta_1)} = \dfrac{-0.040878}{0.060849} = -0.671787$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| < t_{0.025;210}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 diterima. Artinya parameter tidak signifikan.

Berdasarkan hasil uji signifikan parameter, model ARIMA(1,0,1) menghasilkan dugaan model ARIMA yang signifikan. Selanjutnya dilakukan uji *white noise* terhadap residual model ARIMA(1,0,1). Pengujian asumsi residual *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box.

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = ... = \rho_k = 0$
$H_1 :$ minimal ada satu $\rho_j \neq 0$ dengan $j = 1, 2, 3, ..., k$

Statistik Uji:

Untuk k (lag maksimum) = 25, maka:
$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{25} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}$, $\hat{\rho}_k$ autokorelasi residual lag-k
$Q = (213)(213+2)(\frac{(-0.016)^2}{213-1} + \frac{(0.02)^2}{213-2} + ... + \frac{(-0.069)^2}{213-25})$
$Q = (123)(215)(0.0004570) = 20.92607923$

Tabel Distribusi *Chi-Square* diperoleh:

$X^2_{(0.05;25-1-1)} = 35.17246$
Diperoleh $Q < X^2_{(0.05;25-1-1)}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 diterima artinya residual bersifat *white noise*.

Selanjutnya pengujian asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)
$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji:

$D_{hitung} = max|S(x) - F_0(x)| = 0.183143577$
$D_{tabel} = D_{(\alpha,n)} = D_{(0.05;213)} = 0.0925$
Diperoleh $D_{hitung} > D_{tabel}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak sehingga residual model tidak berdistribusi normal.

Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan dengan memilih model ARIMA yang memenuhi semua asumsi, yaitu parameter signifikan, residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SIC terkecil. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Pada Tabel 4.6, terlihat bahwa ARIMA(1,0,1) memenuhi semua asumsi pengujian dan mempunyai nilai AIC dan SC terkecil sehingga model ARIMA(1,0,1) terpilih sebagai model terbaik. Serta ada ketidaknormalan dari residual, Hal ini dapat mengindikasikan kondisi heteroskedastisitas yang menunjukkan adanya proses GARCH pada model ARIMA(1,0,1).

Tabel 4.6: Hasil Pengujian Model ARIMA Sukuk Franklin Global Luxembourg

Model	Uji Signifikan Parameter	Uji *White Noise* Residual	Uji Normal Residual	AIC	SC
ARIMA (1,0,1)	signifikan	*White Noise*	Tidak Normal	-10.20143	-10.13830
ARIMA (1,0,0)	tidak signifikan	*White Noise*	Tidak Normal	-10.20638	-10.15904
ARIMA (0,0,1)	tidak signifikan	*White Noise*	Tidak Normal	-10.20628	-10.15894

Setelah ditemukan ketidaknormalan pada residual, langkah selanjutnya dilakukan pengujian heteroskedastisitas pada model ARIMA(1,0,1). Uji heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box dari residual kuadrat seperti pada pengujian asumsi residual *white noise*. Pengujian ini dilakukan untuk melihat residual kuadrat bersifat homoskedastisitas atau heteroskedastisitas.

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = ... = \rho_k = 0$ (homokedastisitas)
$H_1 :$ minimal ada satu $\rho_j \neq 0$ dengan $j = 1, 2, 3, ..., k$ (heteroskedastisitas)

Statistik Uji:

Untuk k (lag maksimum) = 25, maka:
$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{25} \frac{\rho_k^2}{n-k}$, ρ_k autokorelasi residual kuadrat lag-k
$Q = (213)(213+2)(\frac{(0.182)^2}{213-1} + \frac{(-0.087)^2}{213-2} + ... + \frac{(-0.040)^2}{213-25})$
$Q = (123)(215)(0.001) = 41.35949799$

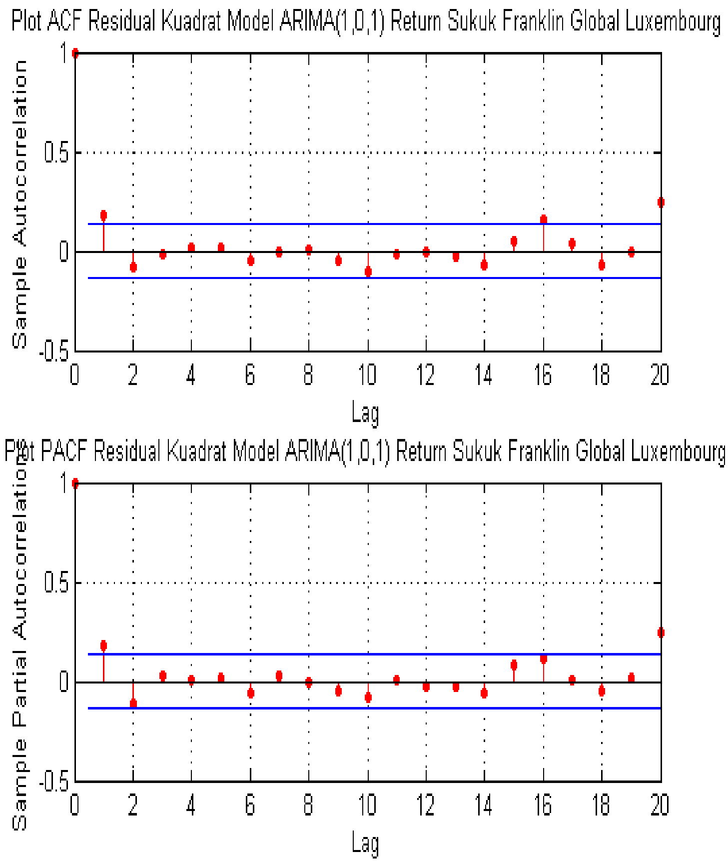
Tabel Distribusi *Chi-Square* diperoleh:

$X^2_{(0.05;25-1-1)} = 35.17246$

Diperoleh $Q > X^2_{(0.05;25-1-1)}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak artinya terdapat unsur GARCH (heteroskedastisitas) pada model ARIMA(1,0,1). Sehingga Berdasarkan Tabel 4.6 dan Uji heteroskedastisitas, diperoleh model ARIMA(1,0,1) sebagai model terbaik.

4.3 Pemodelan GARCH

Pada model ARIMA masih terdapat unsur heteroskedastisitas, maka diperlukan model *varian* GARCH untuk menyelesaikan masalah volatilitas didalam heteroskedastisitas. Untuk menentukan model GARCH akan dilakukan plot ACF dan PACF dari residual kuadrat untuk menentukan dugaan model yang sesuai. Berdasarkan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa Lag-1 yang keluar, sehingga dugaan model semenentara adalah GARCH(1,1) dan GARCH(1,0).



Gambar 4.2: Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat ARIMA(1,0,1)

Setelah mendapatkan dugaan model sementara, selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *maximum likelihood* (MLE), hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4.7 dan Tabel 4.8. Estimasi parameter dilakukan untuk mendapatkan parameter yang signifikan untuk model *varian.*

Tabel 4.7: Estimasi Parameter Model GARCH(1,1) Sukuk Franklin Global Luxembourg

Parameter	Koef.	SE	z-stat	*p-value*
$C = \phi_0$	0.000308	0.000112	2.763014	0.0057
$K = \alpha_0$	0.00000247	0.000000503	4.911592	0.0000
$ARCH(1) = \alpha_1$	0.143500	0.053594	2.677534	0.0074
$GARCH(1) = \beta_1$	-0.343265	0.190338	-1.803445	0.0713

Tabel 4.8: Estimasi Parameter Model GARCH(1,0) Sukuk Franklin Global Luxembourg

Parameter	Koef.	SE	t-stat	*p-value*
$C = \phi_0$	0.00029605	0.00011442	2.5875	0.0096
$K = \alpha_0$	0.0000017808	0.00000081835	2.1760	0.0000
$ARCH(1) = \alpha_1$	0.14378	0.054805	2.6234	0.0088

Berikut ini merupakan uji signifikan parameter terhadap GARCH(1,1) menggunakan uji-t:

1. Menguji parameter C(konstanta) $= \phi_0$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_0}{SE(\phi_0)} = \dfrac{0.000308}{0.000112} = 2.763014$
   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter K $= \alpha_0$

   $H_0 : \alpha_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \alpha_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\alpha_0}{SE(\alpha_0)} = \dfrac{0.00000247}{0.000000503} = 4.911592$
   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

3. Menguji parameter ARCH(1) = α_1

   $H_0 : \alpha_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \alpha_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\alpha_1}{SE(\alpha_1)} = \dfrac{0.143500}{0.053594} = 2.677534$

   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

4. Menguji parameter GARCH(1) = β_1

   $H_0 : \beta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \beta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\beta_1}{SE(\beta_1)} = \dfrac{-0.343265}{0.190338} = -1.803445$

   $t_{tabel} = t_{0.025;209} = 1.971379$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| < t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 diterima. Artinya parameter tidak signifikan.

Berikut ini merupakan uji signifikan parameter terhadap GARCH(1,0) menggunakan uji-t:

1. Menguji parameter C(konstanta) = ϕ_0

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\phi_0}{SE(\phi_0)} = \dfrac{0.00029605}{0.00011442} = 2.5875$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;210}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter K = α_0

   $H_0 : \alpha_0 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \alpha_0 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\alpha_0}{SE(\alpha_0)} = \dfrac{0.0000017808}{0.00000081835} = 2.1760$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

3. Menguji parameter ARCH(1) = α_1

   $H_0 : \alpha_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \alpha_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $t_{hitung} = \frac{\alpha_1}{SE(\alpha_1)} = \dfrac{0.14378}{0.054805} = 2.6234$

   $t_{tabel} = t_{0.025;210} = 1.971325$

   Diperoleh bahwa $|t_{hitung}| > t_{0.025;209}$ (dengan $\alpha = 0.05$) sehingga H_0 ditolak. Artinya parameter signifikan.

Berdasarkan hasil uji signifikan parameter pada model GARCH(1,1) dan GARCH(1,0), terlihat bahwa model GARCH(1,0) yang memenuhi uji signifikansi dan terpilih sebagai model terbaik karena memenuhi uji signifikasnsi dan mempunyai nilai AIC dan SC terkecil.

Tabel 4.9: Hasil Model GARCH Sukuk Franklin Global Luxembourg

Model	Hasil Uji Signifikan	AIC	SC
GARCH(1,1)	Tidak Signifikan	-10.25919	-10.19606
GARCH(1,0)	Signifikan	-10.24873	-10.20139

Model GARCH(1,0) yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$$R_t = 0.00029605 + \varepsilon_t \tag{4.1}$$

$$\sigma_t^2 = 0.0000017808 + 0.14378\varepsilon_{t-1}^2 \tag{4.2}$$

4.4 Penerapan Metode *Kalman Filter* (Pemodelan KF-GARCH)

Pada subbab ini dilakukan estimasi parameter model GARCH terbaik yaitu GARCH(1,0) dengan menggunakan *Kalman Filter*.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 \tag{4.3}$$

Parameter yang akan diestimasi adalah α_0 dan α_1. Algoritma *Kalman Filter* yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Model Sistem:

$x_{t+1} = Ax_t + w_t$

untuk model sistem diperoleh dari persamaan (4.3) yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis:

$$\begin{bmatrix} \sigma_t^2 \\ \alpha_0 \\ \alpha_1 \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \varepsilon_{t-1}^2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_t^2 \\ \alpha_0 \\ \alpha_1 \end{bmatrix}_t$$

Model pengukuran:
$z_t = Hx_t + v_t$
atau dapat ditulis

$$z_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_t^2 \\ \alpha_0 \\ \alpha_1 \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran, selanjutnya dilakukan inisialisasi. Nilai awal σ_t^2 diambil dari data pertama varians *return* sukuk Franklin Global Luxembourg. Nilai awal α_0 dan α_1 diambil dari hasil estimasi parameter model GARCH(1,0) menggunakan MLE. Nilai awal variansi dan *noise* diambil Q = 1.0 dan R = 0.3. Sedangkan nilai awal x_0 dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.00000063767 \\ 0.0000017808 \\ 0.14378 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{x } 10^{-8}, Q_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .Q.$$

Selanjutnya dilakukan tahap prediksi:
$\hat{x}_{k+1}^- = A_k \hat{x}_k + B_k u_k$
$\hat{P}_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T$
Tahap koreksi:
Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain:
$K_{k+1} = P_{K+1}^- H_{K+1}^T (H_{k+1} P_{K+1}^- H_{K+1}^T + R_{k+1})^{-1}$
Lalu nilai $\hat{x}_{k+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{k+1}^-$ yang diperoleh dari tahap prediksi.
$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}_{k+1}^-)$
Kemudian, nilai P_{k+1} dicari menggunakan nilai P_{k+1}^- yang telah dicari pada tahap prediksi.
$P_{k+1} = (I - K_{k+1}H_{k+1})P_{k+1}^-$

Untuk proses simulasi estimasi parameter menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab. Iterasi dilakukan sebanyak jumlah data observasi yaitu 364. Hasil estimasi model GARCH(1,0) menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10: Hasil Estimasi Parameter GARCH menggunakan *Kalman Filter*

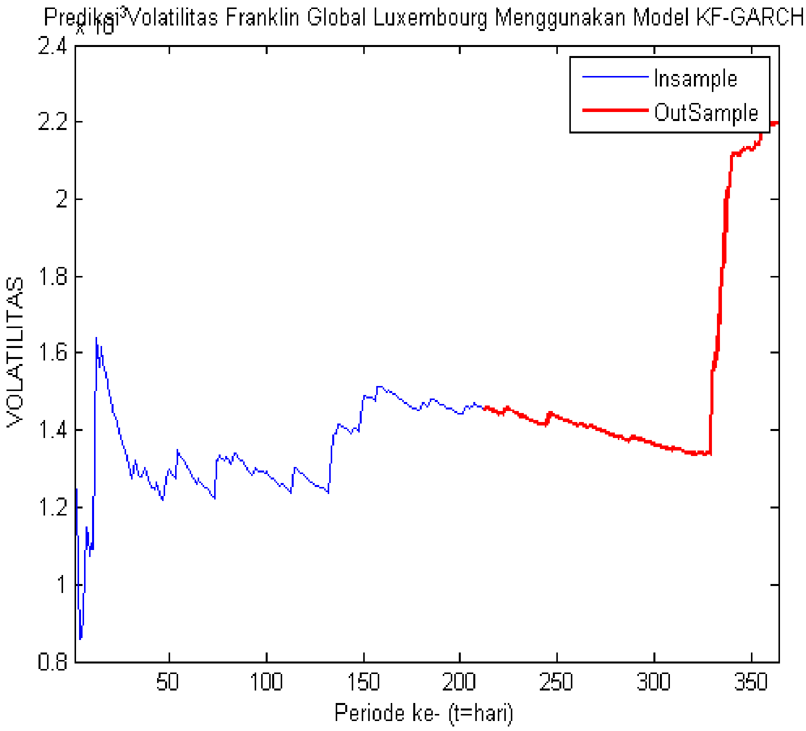
Model	Parameter	Koefisien
GARCH(1,0)	α_0	0.0000031488
	α_1	0.14378

Hasil parameter model GARCH yang diperoleh menggunakan *Kalman Filter* pada Tabel 4.10, disubsitusikan ke persamaan (4.3) sehingga diperoleh persamaan model peramalan varians *return* sukuk Franklin Global Luxembourg sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0.0000031488 + 0.14378\varepsilon_{t-1}^2. \tag{4.4}$$

Pada persamaan (4.4) dilakukan prediksi volatilitas *return* sukuk Franklin Global Luxembourg untuk data *insample* dan *outsample*.

Hasil prediksi volatilitas *return* sukuk Franklin Global Luxembourg menggunakan model KF-GARCH dapat dilihat pada Gambar 4.3. Pada Gambar 4.3, terlihat bahwa volatilitas pada data *outsample* mengalami volatilitas tinggi. Hal ini karena tejadi pandemi Covid-19 pada data *outsample* sehingga menyebabkan krisis ekonomi yang menyebabkan volatilitas tinggi pada *return* sukuk Franklin Global Luxembourg.

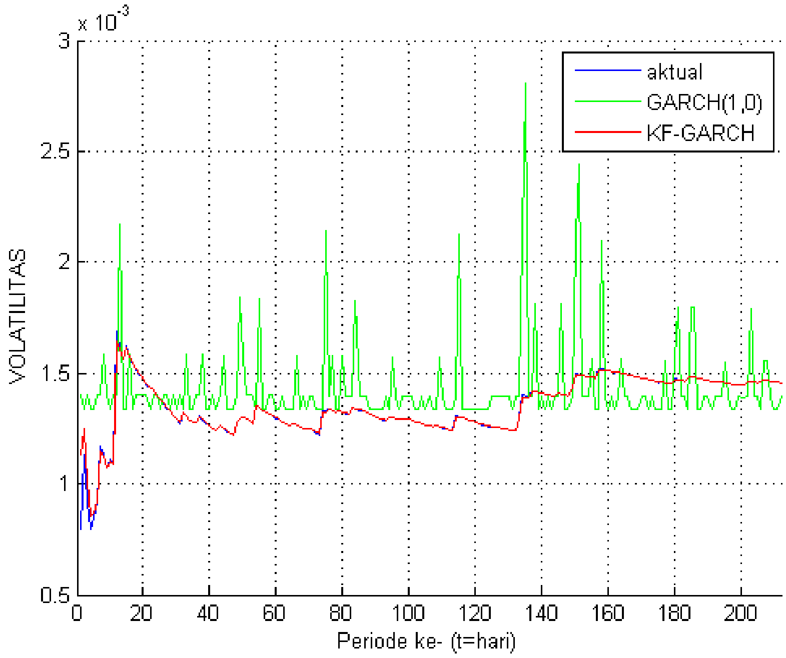


Gambar 4.3: Prediksi Volatilitas menggunakan KF-GARCH

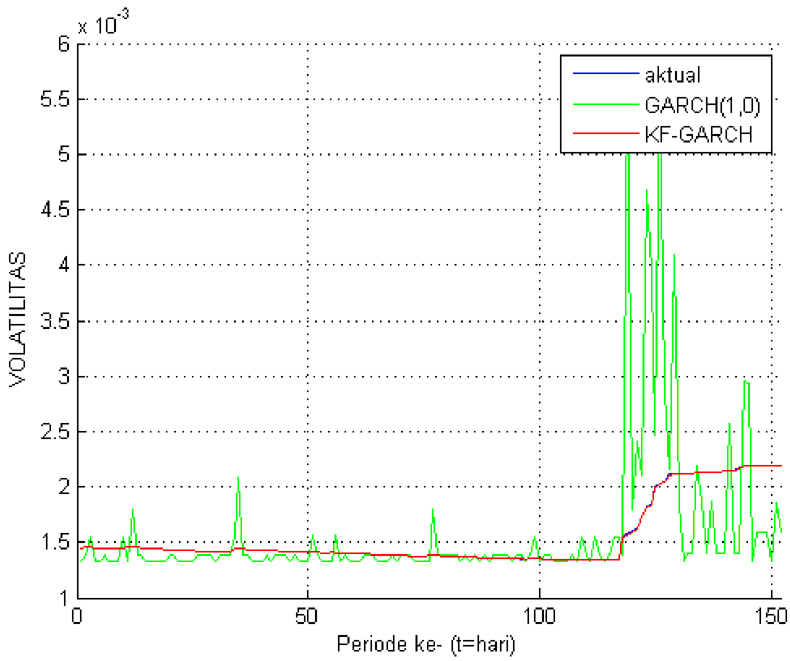
Simulasi model GARCH(1,0) yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-GARCH) dan metode MLE dapat dilihat pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5.

Pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5, terlihat bahwa grafik KF-GARCH mendekati grafik aktual. Sehingga, untuk mengetahui hasil prediksi yang paling baik antara KF-GARCH dan GARCH dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE dari hasil prediksi kedua model dapat lihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa nilai MAPE hasil prediksi model KF-GARCH lebih kecil dari prediksi model GARCH yang diestimasi menggunakan metode MLE. Hal ini menunjukkan bahwa metode estimasi menggunakan *Kalman Filter* menghasilkan simulasi yang lebih akurat (baik).



Gambar 4.4: Perbandingan Volatilitas Data Aktual *Insample*, Model GARCH(1,0), dan model KF-GARCH



Gambar 4.5: Perbandingan Volatilitas Data Aktual *Outsample*, Model GARCH(1,0), dan model KF-GARCH

Tabel 4.11: Hasil MAPE Model GARCH dan KF-GARCH

MAPE (%)	GARCH	KF-GARCH
MAPE Data *Insample*	26.6414	1.0284
MAPE Data *Outsample*	37.8986	0.1386

4.5 Perhitungan *Value at Risk* (VaR)

Setelah mendapat model GARCH(1,0) dan KF-GARCH(1,0), selanjutnya dilakukan perhitungan VaR. VaR merupakan besar kerugian maksimum yang diterima para investor, sehingga bisa dijadikan pertimbangan dalam pengambilan keputusan dalam berinvestasi.

Keputusan yang diambil diharapkan dapat membantu investor sehingga terhindar dari kerugian. Perhitungan estimasi VaR pada penelitian ini menggunakan menggunakan simulasi Monte Carlo.

4.5.1 Perhitungan VaR (*Value at Risk*) Menggunakan Model GARCH

Berdasarkan persamaan model *mean* (4.1) dan persamaan varian (4.2), selanjutnya dihitung $\hat{R}_{366}$ dan $\hat{\sigma}^2_{366}$ sehingga didapatkan:

$\hat{R}_{366} = 0.00029605$

$\hat{\sigma}^2_{366} = 0.0000017808 + 0.14378\varepsilon^2_{366-1} = 0.00000251843$

$\hat{\sigma}_{366} = 0.001586956.$

Selanjutnya dihitung nilai VaR dengan menggunakan persamaan (2.14). Jika diasumsikan dana yang dialokasikan untuk investasi sebesar Rp.150.000.000 maka nilai resiko yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$VaR_{1-\alpha}(366) = W_0(R_{366} + 1.96\sigma_{366})$

$VaR_{1-0.05}(366) = 150000000(0.00029605 + 1.96(0.001586956))$

$VaR_{1-0.05}(366) = 510972,4457.$

Estimasi risiko pada periode ke-366 dengan tingkat kepercayaan 95%, kemungkinan kerugian maksimum yang didapat oleh investor dari dana yang telah diinvestasikan sebesar Rp.150.000.000 adalah Rp.510.972,4457. Artinya 5% peluang terjadinya kerugian yang melebihi Rp.510.972,4457 pada periode ke-366.

Langkah-langkah perhitungan estimasi risiko menggunakan model GARCH untuk sukuk Franklin Global Luxembourg dengan simulasi Monte Carlo sebagai berikut:

1. Mendapatkan model *mean* dan *varian* dari data *return* sukuk Franklin Global Luxembourg

   $R_t = 0.00029605$

   $\sigma^2_t = 0.0000017808 + 0.14378\varepsilon^2_{t-1}.$

2. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* sukuk Franklin Global Luxembourg sebanyak $n = 365$ kali.

Pada langkah ini digunakan fungsi =randperm(), yang berfungsi untuk membangkitkan bilangan acak bulat positif sebanyak n. Bilangan ini nantinya digunakan untuk mengacak bilangan yang sudah ada.

3. Melakukan perhitungan nilai *mean* dan *varian* berdasarkan hasil dari langkah (2). Nilai *mean* dan *varian* tersebut digunakan untuk menghitung nilai VaR.

   Perhitungan VaR tersebut bedasarkan persamaan (2.14)

   $VaR_{1-\alpha}(t) = W_0(R_t + 1.96\sigma_t)$.

4. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (3) sebanyak m sehingga diperoleh berbagai kemungkinan nilai VaR sukuk Franklin Global Luxembourg.

5. Menghitung rata-rata dari langkah (4) untuk menstabilkan nilai VaR.

Diasumsikam bahwa beberapa dana investasi awal yaitu sebesar USD.8000, USD.8500, USD.9000, USD.9500, dan USD.10000, sehingga diperoleh nilai kerugian maksimum yang diterima investor saat menginvestasikan dananya pada sukuk Franklin Global Luxembourg dari masing-masing dana investasi awal tersebut yang dapat di lihat pada Tabel 4.12. Tabel 4.12 menunjukkan bahwa perhitungan estimasi risiko dengan menggunakan model GARCH pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan simulasi monte carlo menghasilkan rata-rata nilai VaR sebesar 0.32% terhadap dana yang telah diinvestasikan. Hal ini dapat diartikan dengan investor memiliki keyakinan sebesar 95% maka kerugian tidak akan melebihi 0.32% terhadap dana yang telah diinvestasikan dalam jangka waktu per hari kedepan.

Tabel 4.12: Estimasi Risiko Menggunakan Model GARCH Pada Sukuk Franklin Global Luxembourg

Dana Investasi Awal(USD)	VaR(USD)	VaR(%)
8000	25,9037	0.32
8500	27,5226	0.32
9000	29,1416	0.32
9500	30,7606	0.32
10000	32,3796	0.32

4.5.2 Perhitungan VaR (Value at Risk) Menggunakan Model KF-GARCH

Berdasarkan persamaan model *mean* (4.1) dan persamaan varian (4.4), selanjutnya dihitung $\hat{R}_{366}$ dan $\hat{\sigma}^2_{366}$ sehingga didapatkan:

$\hat{R}_{366} = 0.00029605$

$\hat{\sigma}^2_{366} = 0.0000031488 + 0.14378\varepsilon^2_{366-1} = 0.00000389$

$\hat{\sigma}_{366} = 0.001971404$.

Selanjutnya dihitung nilai VaR dengan menggunakan persamaan (2.14). Jika diasumsikan dana yang dialokasikan untuk investasi sebesar Rp.150.000.000 maka nilai resiko yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$VaR_{1-\alpha}(366) = W_0(R_{366} + 1.96\sigma_{366})$
$VaR_{1-0.05}(366) = 150000000(0.00029605 + 1.96(0.001971404))$
$VaR_{1-0.05}(366) = 624000, 1908.$

Estimasi risiko pada periode ke-366 dengan tingkat kepercayaan 95%, kemungkinan kerugian maksimum yang didapat oleh investor dari dana yang telah diinvestasikan sebesar Rp.150.000.000 adalah Rp.624.000,1908. Artinya 5% peluang terjadinya kerugian yang melebihi Rp.624.000,1908 pada periode ke-366.

Langkah-langkah perhitungan estimasi risiko menggunakan model KF-GARCH untuk sukuk Franklin Global Luxembourg dengan simulasi Monte Carlo sebagai berikut:

1. Mendapatkan model *mean* dan *varian* dari data *return* sukuk Franklin Global Luxembourg

   $R_t = 0.00029605$

   $\sigma_t^2 = 0.0000031488 + 0.14378\varepsilon_{t-1}^2.$

2. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* sukuk Franklin Global Luxembourg sebanyak $n = 365$ kali.

   Pada langkah ini digunakan fungsi =randperm(), yang berfungsi untuk membangkitkan bilangan acak bulat positif sebanyak n. Bilangan ini nantinya digunakan untuk mengacak bilangan yang sudah ada.

3. Melakukan perhitungan nilai *mean* dan *varian* berdasarkan hasil dari langkah (2). Nilai *mean* dan *varian* tersebut digunakan untuk menghitung nilai VaR.

   Perhitungan VaR tersebut bedasarkan persamaan (2.14)

   $VaR_{1-\alpha}(t) = W_0(R_t + 1.96\sigma_t).$

4. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (3) sebanyak m sehingga diperoleh berbagai kemungkinan nilai VaR sukuk Franklin Global Luxembourg.

5. Menghitung rata-rata dari langkah (4) untuk menstabilkan nilai VaR.

Diasumsikam bahwa beberapa dana investasi awal yaitu sebesar USD.8000, USD.8500, USD.9000, USD.9500, dan USD.10000, sehingga diperoleh nilai kerugian maksimum yang diterima investor saat menginvestasikan dananya pada sukuk Franklin Global Luxembourg dari masing-masing dana investasi awal tersebut yang dapat di lihat pada Tabel 4.13. Tabel 4.13 menunjukkan bahwa perhitungan estimasi risiko dengan menggunakan model KF-GARCH pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan simulasi monte carlo menghasilkan rata-rata nilai VaR sebesar 0.31% terhadap dana yang telah diinvestasikan. Hal ini dapat diartikan dengan investor memiliki keyakinan sebesar 95% maka kerugian tidak akan melebihi 0.31% terhadap dana yang telah diinvestasikan dalam jangka waktu per hari kedepan.

Tabel 4.13: Estimasi Risiko Menggunakan Model KF-GARCH Pada Sukuk Franklin Global Luxembourg

Dana Investasi Awal(USD)	VaR(USD)	VaR(%)
8000	24,8716	0.31
8500	26,4260	0.31
9000	27,9805	0.31
9500	29,5350	0.31
10000	31,0895	0.31

BAB 5
KESIMPULAN DAN SARAN

Dari analisis dan pembahasan yang sudah dilakukan pada bab sebelumnya, dapat diperoleh kesimpulan dan saran untuk pengembangan dan perbaikan penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis dari pembahasan pada BAB IV, dapat ditarik beberapa kesimpulkan sebagai berikut:

1. Model GARCH pada sukuk Franklin Global Luxembourg yang didapatkan adalah model GARCH(1,0), bentuk modelnya adalah:

   $R_t = 0.00029605 + \varepsilon_t$

   $\sigma_t^2 = 0.0000017808 + 0.14378\varepsilon_{t-1}^2.$

   Sedangkan Model KF-GARCH yang didapat adalah sebagai berikut:

   $R_t = 0.00029605 + \varepsilon_t$

   $\sigma_t^2 = 0.0000031488 + 0.14378\varepsilon_{t-1}^2.$

   Hasil prediksi volatilitas menggunakan model GARCH yang didapat menghasilkan MAPE sebesar 26.6414% untuk data *insample* dan 37.8986% untuk data *outsample*. Sedangkan hasil prediksi volatilitas menggunakan model GARCH yang diestimasi dengan *Kalman Filter* (KF-GARCH) mendekati data aktual dengan nilai MAPE sebesar 1.0284% untuk data insample *insample* dan 0.1386% untuk data *outsample*.

2. Nilai MAPE hasil prediksi model KF-GARCH lebih kecil dari prediksi model GARCH yang diestimasi menggunakan metode MLE. Hal ini menunjukkan bahwa metode estimasi menggunakan *Kalman Filter* menghasilkan simulasi yang lebih akurat (baik).

3. Estimasi resiko pada sukuk Franklin Global Luxembourg dengan menggunakan model GARCH yang didapat dengan $\alpha = 5\%$ adalah 0.32% tehadap besar dana yang diinvestasikan, ini berarti dengan investor memiliki keyakinan sebesar 95% maka kerugian tidak akan melebihi 0.32% tehadap besar dana yang diinvestasikan dalam jangka waktu per hari kedepan. Sedangkan estimasi resiko dengan menggunakan model KF-GARCH tidak akan melebihi 0.31% tehadap besar dana yang diinvestasikan dalam jangka waktu per hari kedepan. Hasil perhitungan estimasi resiko dengan metode VaR, didapatkan suatu angka yang menunjukkan besarnya jumlah dana potensial (*capital reserve*) yang harus dicadangkan untuk mengantisipasi resiko yang terjadi.

5.2 Saran

Dalam tesis ini masih ada beberapa kekurangan, sehingga dapat dijadikan bahan evaluasi dan peluang untuk dilakukan pengembangan. Untuk itu, disarankan beberapa hal untuk penelitian selanjutnya yaitu:

1. Peneliti selanjutnya dapat mengkaji hubungan asimetrik antara pengembalian (*return*) sukuk dengan pergerakan volatilitas, sehingga penelitian ini dapat dikembangkan menggunakan model EGARCH.

2. Peneliti selanjutnya menggunakan metode *Extended Kalman Filter* yang merupakan metode pengembangan dari *Kalman Filter* atau menggunakan metode lain sehingga diharapkan mendapatkan hasil simulasi yang lebih akurat (baik) lagi.

DAFTAR PUSTAKA

Aamir, M., Shabri, A., (2016), *Modelling and Forecasting Monthly Crude Oil Price of Pakistan: A Comparative Study of ARIMA, GARCH and ARIMA Kalman Model*, AIP Conference Proceedings 1750, 060015 (2016).

Ascarya., (2006), *Akad dan Produk Bank Syariah*, Jakarta: Raja Grafindo Persada.

Ayub, M, (2007), *Understanding Islamic Finance*, England: John Wiley and Sons Ltd.

Bollerslev, T., (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, Journal of Econometrics, 31, 307-327.

Boyle, P.P.,(1977), *Options: A Monte Carlo Approach*, Journal of Financial Economics 4 (1977) 323-338.

Damodaran, A.,(2002), *Investment Valuation*, Second Edition New York.

Ebrahim, M.S., (2000), *Pricing Asset Backed Islamic Financial Instruments*, International Journal Of Theoretical And Applied Finance, Vol. 3, No. 1, pp.51-83.

Enders, W., (1995), *Applied Econometric Time Series*, John Willey and Sons, Inc. United States of Statistic.

Engle, R.F., (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity With Estimates Of The Variance Of United Kingdom Inflation*, Econometrica, Vol. 50, No. 4, pp. 987-1007.

Engle, R.F.,(2001),*The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics*, Journal of Economics Perspectives, 4:157-168.

Gumanti, T.A.,(2011), *Manajemen Ivestasi Konsep, Teori, dan Aplikasi*, Jakarta: Mitra Wacana Media.

Inv., (2019), *Investing.com - Stock Market Qoutes & Financial News*, https://www.investing.com/funds/franklin-glbl-sukuk-fund-amdisusd-historical-data di akses pada 6 Oktober 2019.

Jogiyanto, H.,(2008), *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*, Yogyakarta: BPFE.

Jorion, P., (2002), *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, Second Edition, Thc McGraw-Hill Companics, Inc. New York.

Lewis, F.L., Xie, L., dan Popa.,(2008), *Optimal and Robuts Estimation With an Introduction to Stochastic Control Theory*, Second Edition. London: CRC Press.

Makridakis, S., Mc Gee, E., dan Wheel, W.S.,(1999), *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid I*, Terjemahan Hari Suminto, Jakarta: Binapura Aksara.

Rahim, S.A., Ahmad, N., (2016). *Measuring Volatility Of Dow Jones Sukuk Total Return Index Using GARCH Model.*, Journal Of Business Innovation., Volume I 2016 : 73-88.

Rauf, A.L.A, (2013), *Emerging Role For Sukuk In The Capital Market*, South East Journal of Contemporary Business, Economics and Law, Vol.2, Issue 2 (June), ISSN 2289-1560.

Rodoni, A, (2009), *Manajemen keuangan*, Jakarta: Mitra Wacana Media.

Ruppert, D., (2011), *Statistics Data Analysis For Financial Engineering*, New York : Spinger.

Sumarti, N., (2018). *Matematika Keuangan Syariah*. Bandung: ITB Press.

Tandelilin, E.,(2010), *Portofolio dan Ivestasi: Teori dan Aplikasi*, Yogyakarta: Kanisius.

Tsay, R.S., (2002), *Analysis of Financial Time Series*, New Jersey : John Wiley and Sons.

Wei, W.W.S.,(2006), *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. Second Edition*, Pearson Education.inc.

Xin, J., Zhou, J., Yang, S.X., (2018), *Bridge Structure Deformation Prediction Based on GNSS Data Using Kalman-ARIMA-GARCH Model*, Sensors 2018, 18, 298; doi:10.3390/s18010298.

LAMPIRAN A
Data Harga dan Sukuk Franklin Global Luxembourg Pada Tanggal 21 November 2018 hingga Tanggal 27 April 2020

Nomor	Harga	Return
1	8.850	-
2	8.860	0.001129
3	8.860	0
4	8.850	-0.001129
5	8.850	0
6	8.850	0
7	8.840	-0.001131
8	8.850	0.001131
9	8.870	0.002257
10	8.880	0.001127
11	8.880	0
12	8.870	-0.001127
13	8.880	0.001127
14	8.840	-0.004515
15	8.840	0
16	8.840	0
17	8.860	0.00226
18	8.860	0
19	8.870	0.001128
20	8.880	0.001127
21	8.890	0.001125
22	8.880	-0.001125
23	8.880	0
24	8.890	0.001125
25	8.880	-0.001125
26	8.880	0
27	8.890	0.001125
28	8.900	0.001124
29	8.900	0
30	8.910	0.001123
31	8.910	0
32	8.920	0.001122
33	8.920	0

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
34	8.900	-0.002245
35	8.900	0
36	8.900	0
37	8.910	0.001123
38	8.900	-0.001123
39	8.920	0.002245
40	8.920	0
41	8.920	0
42	8.930	0.00112
43	8.930	0
44	8.940	0.001119
45	8.960	0.002235
46	8.960	0
47	8.960	0
48	8.960	0
49	8.970	0.001115
50	9.000	0.003339
51	9.020	0.00222
52	9.010	-0.001109
53	9.020	0.001109
54	9.030	0.001108
55	9.030	0
56	9.000	-0.003328
57	9.000	0
58	9.000	0
59	9.010	0.00111
60	9.020	0.001109
61	9.020	0
62	9.020	0
63	9.030	0.001108
64	9.030	0
65	9.030	0
66	9.030	0
67	9.050	0.002212
68	9.050	0
69	9.060	0.001104

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
70	9.060	0
71	9.050	-0.001104
72	9.060	0.001104
73	9.060	0
74	9.060	0
75	9.060	0
76	9.020	-0.004425
77	9.030	0.001108
78	9.050	0.002212
79	9.050	0
80	9.050	0
81	9.070	0.002208
82	9.080	0.001102
83	9.090	0.001101
84	9.100	0.0011
85	9.130	0.003291
86	9.140	0.001095
87	9.150	0.001093
88	9.160	0.001092
89	9.160	0
90	9.160	0
91	9.160	0
92	9.160	0
93	9.160	0
94	9.170	0.001091
95	9.170	0
96	9.150	-0.002183
97	9.160	0.001092
98	9.160	0
99	9.150	-0.001092
100	9.140	-0.001093
101	9.150	0.001093
102	9.140	-0.001093
103	9.140	0
104	9.140	0
105	9.150	0.001093
106	9.150	0
107	9.160	0.001092
108	9.160	0
109	9.160	0

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
110	9.180	0.002181
111	9.190	0.001089
112	9.190	0
113	9.190	0
114	9.190	0
115	9.200	0.001088
116	9.160	-0.004357
117	9.160	0
118	9.160	0
119	9.160	0
120	9.160	0
121	9.160	0
122	9.160	0
123	9.160	0
124	9.160	0
125	9.160	0
126	9.170	0.001091
127	9.180	0.00109
128	9.190	0.001089
129	9.180	0.001089
130	9.190	0.001089
131	9.200	0.001088
132	9.200	0
133	9.210	0.001086
134	9.220	0.001085
135	9.180	-0.004348
136	9.240	0.006515
137	9.250	0.001082
138	9.260	0.00108
139	9.230	-0.003245
140	9.230	0
141	9.240	0.001083
142	9.240	0
143	9.250	0.001082
144	9.250	0
145	9.260	0.00108
146	9.270	0.001079
147	9.300	0.003231
148	9.300	0
149	9.300	0

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
150	9.310	0.001075
151	9.370	-0.004306
152	9.320	0.005379
153	9.330	0.001072
154	9.340	0.001071
155	9.350	0.00107
156	9.370	0.002137
157	9.370	0
158	9.370	0
159	9.330	-0.004278
160	9.320	-0.001072
161	9.320	0
162	9.330	0.001072
163	9.330	0
164	9.340	0.001071
165	9.360	0.002139
166	9.370	0.001068
167	9.380	0.001067
168	9.380	0
169	9.380	0
170	9.380	0
171	9.390	0.001066
172	9.400	0.001064
173	9.400	0
174	9.410	0.001063
175	9.410	0
176	9.410	0
177	9.410	0
178	9.430	0.002123
179	9.430	0
180	9.430	0
181	9.450	0.002119
182	9.420	0.00318
183	9.430	0.001061
184	9.440	0.00106
185	9.440	0
186	9.470	0.003171
187	9.500	0.003163
188	9.500	0
189	9.500	0

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
190	9.510	0.001052
191	9.520	0.001051
192	9.520	0
193	9.530	0.00105
194	9.540	0.001049
195	9.550	0.001048
196	9.570	0.002092
197	9.580	0.001044
198	9.580	0
199	9.580	0
200	9.590	0.001043
201	9.600	0.001042
202	9.590	-0.001042
203	9.580	-0.001043
204	9.550	-0.003136
205	9.540	-0.001048
206	9.530	-0.001049
207	9.530	0
208	9.510	-0.002101
209	9.490	-0.002105
210	9.500	0.001053
211	9.500	0
212	9.500	0
213	9.510	0.001052
214	9.510	0
215	9.520	0.001051
216	9.500	-0.002103
217	9.500	0
218	9.500	0
219	9.490	-0.001053
220	9.490	0
221	9.490	0
222	9.490	0
223	9.510	0.002105
224	9.410	0
225	9.480	-0.00316
226	9.470	-0.001055
227	9.460	-0.001057
228	9.460	0
229	9.460	0

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
230	9.460	0
231	9.460	0
232	9.460	0
233	9.470	0.001057
234	9.460	-0.001057
235	9.460	0
236	9.460	0
237	9.460	0
238	9.460	0
239	9.450	-0.001058
240	9.460	0.001058
241	9.470	0.001057
242	9.480	0.001055
243	9.480	0
244	9.470	-0.001055
245	9.460	-0.001057
246	9.470	0.001057
247	9.450	-0.002114
248	9.410	-0.004242
249	9.420	-0.001062
250	9.430	0.001061
251	9.430	0
252	9.430	0
253	9.430	0
254	9.440	0.00106
255	9.440	0
256	9.450	0.001059
257	9.440	-0.001059
258	9.450	0.001059
259	9.450	0
260	9.460	0.001058
261	9.460	0
262	9.460	0
263	9.460	0
264	9.440	-0.002116
265	9.450	0.001059
266	9.450	0
267	9.450	0
268	9.450	0
269	9.430	-0.002119

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
270	9.430	0
271	9.440	0.00106
272	9.440	0
273	9.440	0
274	9.440	0
275	9.450	0.001059
276	9.440	-0.001059
277	9.450	0.001059
278	9.450	0
279	9.450	0
280	9.450	0
281	9.460	0.001058
282	9.460	0
283	9.470	0.001057
284	9.460	-0.001057
285	9.470	0.001057
286	9.470	0
287	9.470	0
288	9.470	0
289	9.470	0
290	9.440	-0.003173
291	9.450	0.001059
292	9.460	0.001058
293	9.470	0.001057
294	9.480	0.001055
295	9.490	0.001054
296	9.490	0
297	9.500	0.001053
298	9.500	0
299	9.510	0.001052
300	9.510	0
301	9.520	0.001051
302	9.520	0
303	9.530	0.00105
304	9.540	0.001049
305	9.550	0.001048
306	9.560	0.001047
307	9.560	0
308	9.570	0.001045
309	9.560	-0.001045

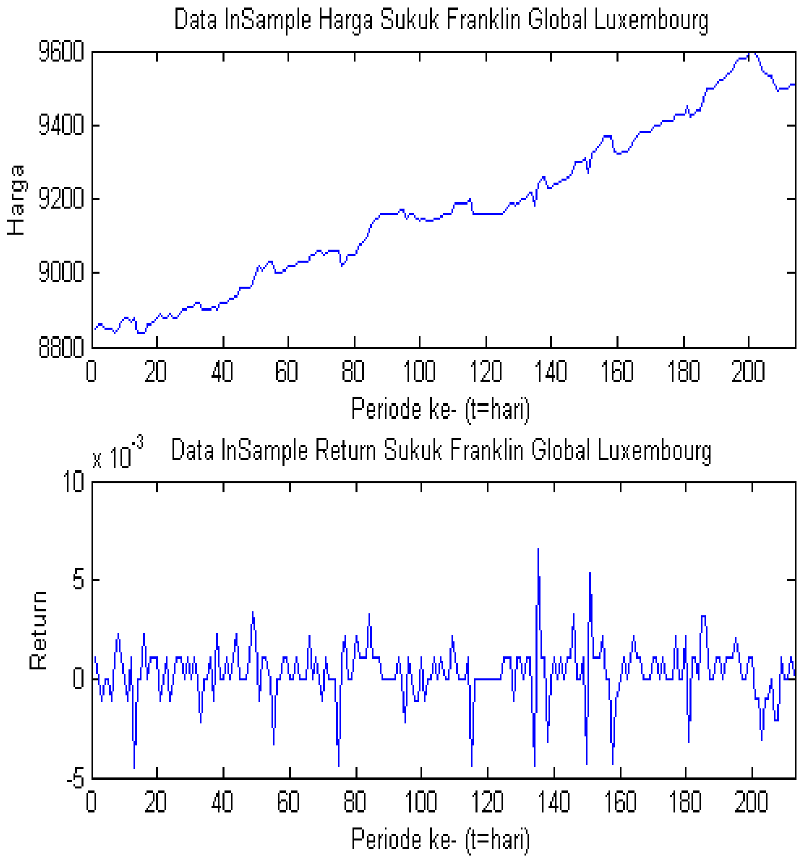
Lampiran A (Lanjutan)

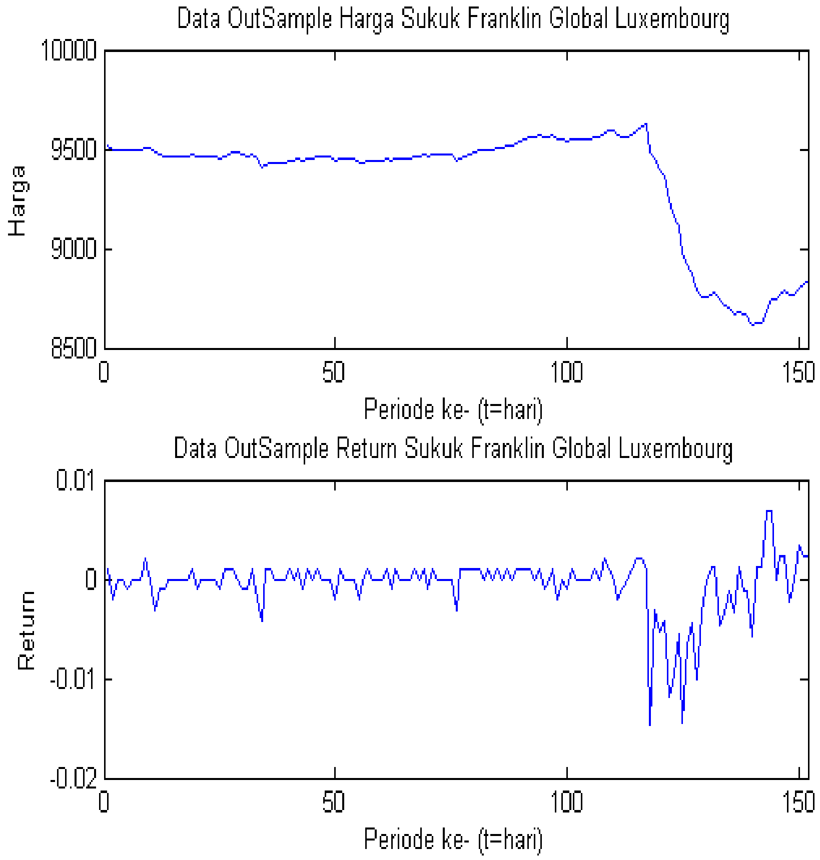
Nomor	Harga	Return
310	9.560	0
311	9.570	0.001045
312	9.550	-0.002092
313	9.550	0
314	9.540	-0.001048
315	9.550	0.001048
316	9.550	0
317	9.550	0
318	9.550	0
319	9.550	0
320	9.560	0.001047
321	9.560	0
322	9.580	0.00209
323	9.590	0.001043
324	9.590	0
325	9.570	-0.002088
326	9.560	-0.001045
327	9.560	0
328	9.570	0.001045
329	9.590	0.002088
330	9.610	0.002083
331	9.620	0.00104
332	9.480	-0.01466
333	9.450	-0.00317
334	9.400	-0.005305
335	9.360	-0.004264
336	9.250	-0.011822
337	9.160	-0.009777
338	9.110	-0.005473
339	8.980	-0.014373
340	8.920	-0.006704
341	8.880	-0.004494
342	8.790	-0.010187
343	8.760	-0.003419
344	8.760	0
345	8.770	0.001141
346	8.780	0.00114
347	8.740	-0.004566
348	8.710	-0.003438
349	8.700	-0.001149

Lampiran A (Lanjutan)

Nomor	Harga	Return
350	8.670	-0.003454
351	8.680	0.001153
352	8.670	-0.001153
353	8.660	-0.001154
354	8.610	-0.00579
355	8.620	0.001161
356	8.630	0.001159
357	8.690	0.006928
358	8.750	0.006881
359	8.750	0
360	8.770	0.002283
361	8.790	0.002278
362	8.770	-0.002278
363	8.770	0
364	8.800	0.003415
365	8.820	0.00227
366	8.840	0.002265

LAMPIRAN B
Plot Harga dan Return Sukuk Franklin Global Luxembourg




Data OutSample Harga Sukuk Franklin Global Luxembourg
Harga
10000
9500
9000
8500
0
50
100
150
Periode ke- (t=hari)
Data OutSample Return Sukuk Franklin Global Luxembourg
Return
0.01
0
-0.01
-0.02
0
50
100
150
Periode ke- (t=hari)

LAMPIRAN C
Statistik Deskriptif Harga dan Return Sukuk Franklin Global Luxembourg

1. Statistik Deskriptif Harga Sukuk Franklin Global Luxembourg

	PRICE
Mean	9.173832
Median	9.160000
Maximum	9.600000
Minimum	8.840000
Std. Dev.	0.217630
Skewness	0.228925
Kurtosis	1.989986
Jarque-Bera	10.96531
Probability	0.004158
Sum	1963.200
Sum Sq. Dev.	10.08826
Observations	214

2. Statistik Deskriptif *Return* Franklin Global Luxembourg

	RETURN
Mean	0.000338
Median	0.000000
Maximum	0.006515
Minimum	-0.004515
Std. Dev.	0.001455
Skewness	-0.486988
Kurtosis	6.850869
Jarque-Bera	140.0282
Probability	0.000000
Sum	0.071926
Sum Sq. Dev.	0.000449
Observations	213

LAMPIRAN D
Hasil Uji ADF

Null Hypothesis: RETURN has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-15.14251	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.461178	
	5% level	-2.874997	
	10% level	-2.574019	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(RETURN)
Method: Least Squares
Date: 01/08/20 Time: 10:54
Sample (adjusted): 3 214
Included observations: 212 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RETURN(-1)	-1.043349	0.068902	-15.14251	0.0000
C	0.000349	0.000103	3.387890	0.0008

R-squared	0.521962	Mean dependent var	-5.33E-06
Adjusted R-squared	0.519686	S.D. dependent var	0.002106
S.E. of regression	0.001459	Akaike info criterion	-10.21239
Sum squared resid	0.000447	Schwarz criterion	-10.18072
Log likelihood	1084.513	Hannan-Quinn criter.	-10.19959
F-statistic	229.2956	Durbin-Watson stat	1.996226
Prob(F-statistic)	0.000000		

LAMPIRAN E
Output Model ARIMA

1. Estimasi Parameter ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: RETURN
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 01/08/20 Time: 11:17
Sample: 2 214
Included observations: 213
Convergence achieved after 19 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000338	0.000102	3.308111	0.0011
AR(1)	-0.959998	0.083345	-11.51842	0.0000
MA(1)	0.938095	0.100285	9.354289	0.0000
SIGMASQ	2.09E-06	1.44E-07	14.53331	0.0000

R-squared	0.006523	Mean dependent var	0.000338
Adjusted R-squared	-0.007737	S.D. dependent var	0.001455
S.E. of regression	0.001460	Akaike info criterion	-10.20143
Sum squared resid	0.000446	Schwarz criterion	-10.13830
Log likelihood	1090.452	Hannan-Quinn criter.	-10.17592
F-statistic	0.457443	Durbin-Watson stat	2.030007
Prob(F-statistic)	0.712321		

Inverted AR Roots	-.96
Inverted MA Roots	-.94

2. Estimasi Parameter ARIMA(1,0,0)

Dependent Variable: RETURN
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 01/08/20 Time: 11:25
Sample: 2 214
Included observations: 213
Convergence achieved after 11 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000338	0.000105	3.204996	0.0016
AR(1)	-0.043210	0.060443	-0.714881	0.4755
SIGMASQ	2.10E-06	1.51E-07	13.87781	0.0000

R-squared	0.001882	Mean dependent var	0.000338
Adjusted R-squared	-0.007624	S.D. dependent var	0.001455
S.E. of regression	0.001460	Akaike info criterion	-10.20638
Sum squared resid	0.000448	Schwarz criterion	-10.15904
Log likelihood	1089.980	Hannan-Quinn criter.	-10.18725
F-statistic	0.197933	Durbin-Watson stat	1.996385
Prob(F-statistic)	0.820578		

Inverted AR Roots	-.04

3. Estimasi Parameter ARIMA(0,0,1)

Dependent Variable: RETURN
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 01/08/20 Time: 11:27
Sample: 2 214
Included observations: 213
Convergence achieved after 17 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000338	0.000105	3.201366	0.0016
MA(1)	-0.040878	0.060849	-0.671787	0.5025
SIGMASQ	2.10E-06	1.51E-07	13.94242	0.0000

R-squared	0.001781	Mean dependent var	0.000338
Adjusted R-squared	-0.007726	S.D. dependent var	0.001455
S.E. of regression	0.001460	Akaike info criterion	-10.20628
Sum squared resid	0.000448	Schwarz criterion	-10.15894
Log likelihood	1089.969	Hannan-Quinn criter.	-10.18715
F-statistic	0.187326	Durbin-Watson stat	2.001109
Prob(F-statistic)	0.829311		

Inverted MA Roots	.04

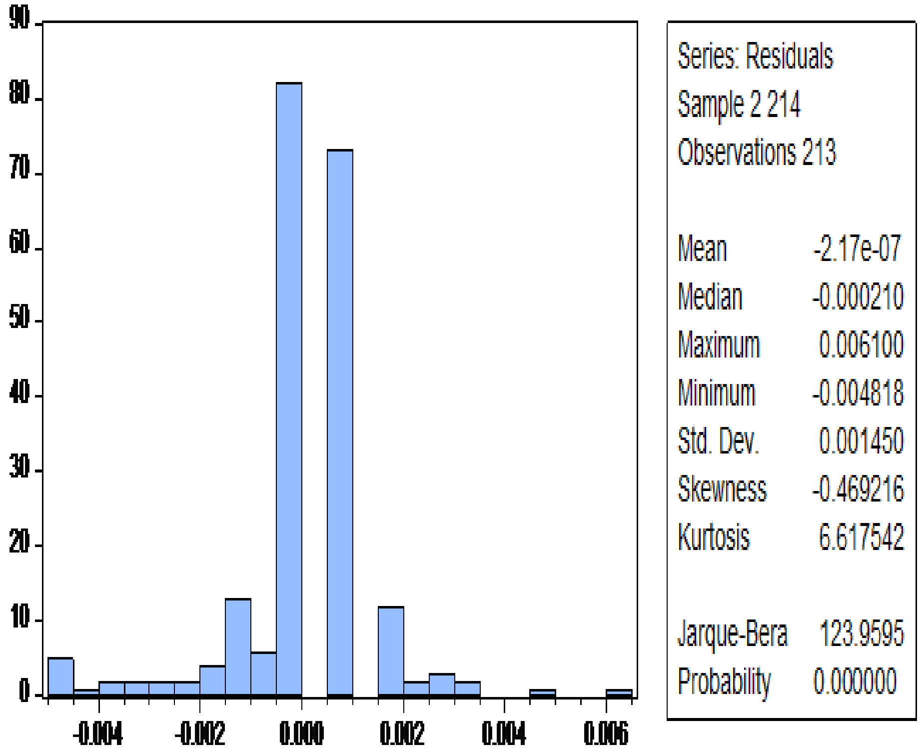
LAMPIRAN F
Uji Diagnostik Residual ARIMA(1,0,1)

1. Uji Diagnostik *White Noise* Residual ARIMA(1,0,1)

Date: 01/09/20 Time: 10:17
Sample: 1 214
Included observations: 213
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.016	-0.016	0.0539	
		2	0.002	0.001	0.0545	
		3	0.043	0.044	0.4671	0.494
		4	0.006	0.008	0.4752	0.789
		5	-0.033	-0.033	0.7093	0.871
		6	-0.056	-0.059	1.3944	0.845
		7	-0.038	-0.041	1.7180	0.887
		8	-0.049	-0.047	2.2501	0.895
		9	0.082	0.086	3.7502	0.808
		10	0.033	0.041	3.9953	0.858
		11	-0.030	-0.028	4.2004	0.898
		12	-0.093	-0.109	6.1512	0.802
		13	-0.057	-0.076	6.8879	0.808
		14	-0.080	-0.085	8.3717	0.755
		15	-0.084	-0.071	10.007	0.693
		16	0.077	0.094	11.386	0.655
		17	-0.115	-0.102	14.491	0.489
		18	-0.024	-0.047	14.621	0.553
		19	0.094	0.056	16.715	0.474
		20	0.083	0.072	18.353	0.433
		21	-0.022	-0.012	18.471	0.491
		22	0.052	0.055	19.127	0.514
		23	-0.007	-0.018	19.138	0.576
		24	0.051	0.054	19.760	0.598
		25	-0.069	-0.102	20.929	0.585
		26	0.015	0.014	20.987	0.639
		27	-0.034	-0.033	21.266	0.678
		28	-0.059	-0.065	22.132	0.681
		29	0.001	-0.045	22.132	0.731
		30	-0.051	-0.061	22.782	0.744
		31	-0.007	-0.008	22.792	0.786
		32	-0.054	-0.066	23.524	0.793
		33	0.017	0.037	23.597	0.827
		34	0.004	0.034	23.602	0.858
		35	0.022	0.018	23.727	0.882
		36	-0.106	-0.116	26.647	0.811

2. Uji Diagnostik Normal Residual ARIMA(1,0,1)



LAMPIRAN G
Uji Heteroskedastisitas ARIMA (1,0,1)

1. Plot ACF PACF Residual Kuadrat ARIMA(1,0,1)

Date: 01/10/20 Time: 12:50
Sample: 1 214
Included observations: 213

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.182	0.182	7.1224	0.008
		2	-0.087	-0.124	8.7727	0.012
		3	-0.016	0.026	8.8264	0.032
		4	0.020	0.007	8.9102	0.063
		5	0.021	0.017	9.0084	0.109
		6	-0.042	-0.048	9.3974	0.152
		7	-0.001	0.022	9.3975	0.225
		8	0.008	-0.006	9.4129	0.309
		9	-0.049	-0.050	9.9472	0.355
		10	-0.098	-0.081	12.114	0.277
		11	-0.015	0.013	12.166	0.351
		12	-0.002	-0.025	12.168	0.432
		13	-0.026	-0.020	12.317	0.502
		14	-0.070	-0.063	13.456	0.491
		15	0.053	0.080	14.105	0.518
		16	0.168	0.129	20.639	0.193
		17	0.046	0.004	21.138	0.220
		18	-0.065	-0.050	22.133	0.226
		19	-0.009	0.013	22.150	0.277
		20	0.229	0.219	34.554	0.023
		21	-0.076	-0.189	35.943	0.022
		22	-0.007	0.109	35.954	0.031
		23	0.143	0.110	40.886	0.012
		24	0.006	-0.062	40.895	0.017
		25	-0.040	-0.002	41.283	0.021
		26	0.001	0.071	41.283	0.029
		27	-0.058	-0.109	42.099	0.032
		28	-0.072	-0.059	43.368	0.032
		29	-0.040	0.027	43.761	0.039
		30	-0.014	0.020	43.808	0.050
		31	0.056	0.007	44.598	0.054
		32	-0.105	-0.150	47.381	0.039
		33	-0.094	-0.012	49.636	0.032
		34	-0.037	0.008	49.980	0.038
		35	0.096	0.073	52.357	0.030
		36	0.079	-0.033	53.992	0.027

2. Uji Heteroskedastisitas ARIMA(1,0,1)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	7.168792	Prob. F(1,210)	0.0080
Obs*R-squared	6.998169	Prob. Chi-Square(1)	0.0082

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 01/08/20 Time: 12:08
Sample (adjusted): 3 214
Included observations: 212 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.72E-06	3.66E-07	4.689928	0.0000
RESID^2(-1)	0.181719	0.067870	2.677460	0.0080

R-squared	0.033010	Mean dependent var	2.10E-06
Adjusted R-squared	0.028406	S.D. dependent var	4.98E-06
S.E. of regression	4.91E-06	Akaike info criterion	-21.60078
Sum squared resid	5.06E-09	Schwarz criterion	-21.56911
Log likelihood	2291.683	Hannan-Quinn criter.	-21.58798
F-statistic	7.168792	Durbin-Watson stat	1.954684
Prob(F-statistic)	0.008005		

LAMPIRAN H
Output Model GARCH

1. Estimasi Parameter GARCH(1,0) dengan MATLAB

```
Mean: ARMAX(0,0,0); Variance: GARCH(1,1)

Conditional Probability Distribution: Gaussian
Number of Model Parameters Estimated: 4

                               Standard          T
 Parameter       Value          Error       Statistic
-----------   -----------   ------------   -----------
          C    0.00029605     0.00011442        2.5875
          K    1.7808e-06     8.1835e-07        2.1760
   GARCH(1)    0              0.42433           0.0000
    ARCH(1)    0.14378        0.054805          2.6234
```

2. Estimasi Parameter GARCH(1,0) dengan EVIEWS

Dependent Variable: RETURN
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
Date: 04/07/20 Time: 09:48
Sample (adjusted): 2 214
Included observations: 213 after adjustments
Convergence achieved after 8 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000296	0.000114	2.588659	0.0096
		Variance Equation		
C	1.78E-06	1.56E-07	11.39983	0.0000
RESID(-1)^2	0.145236	0.055465	2.618521	0.0088

R-squared	-0.000817	Mean dependent var	0.000338
Adjusted R-squared	-0.000817	S.D. dependent var	0.001455
S.E. of regression	0.001455	Akaike info criterion	-10.24873
Sum squared resid	0.000449	Schwarz criterion	-10.20139
Log likelihood	1094.490	Hannan-Quinn criter.	-10.22960
Durbin-Watson stat	2.083330		

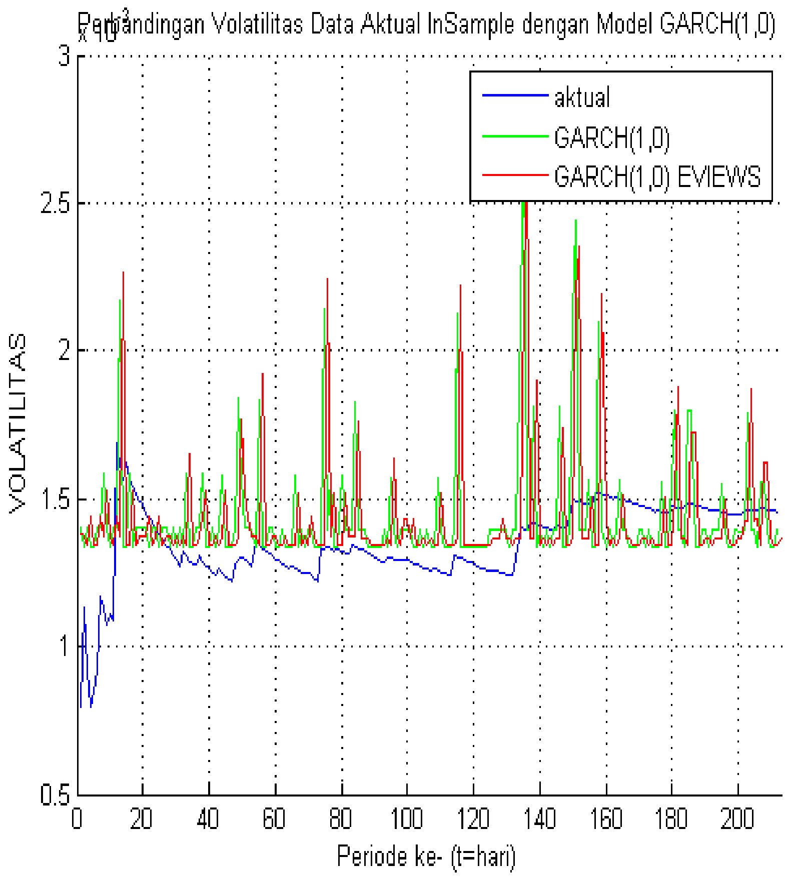
3. Estimasi Parameter GARCH(1,1) dengan EVIEWS

Dependent Variable: RETURN
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
Date: 04/07/20 Time: 09:58
Sample (adjusted): 2 214
Included observations: 213 after adjustments
Convergence achieved after 37 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)

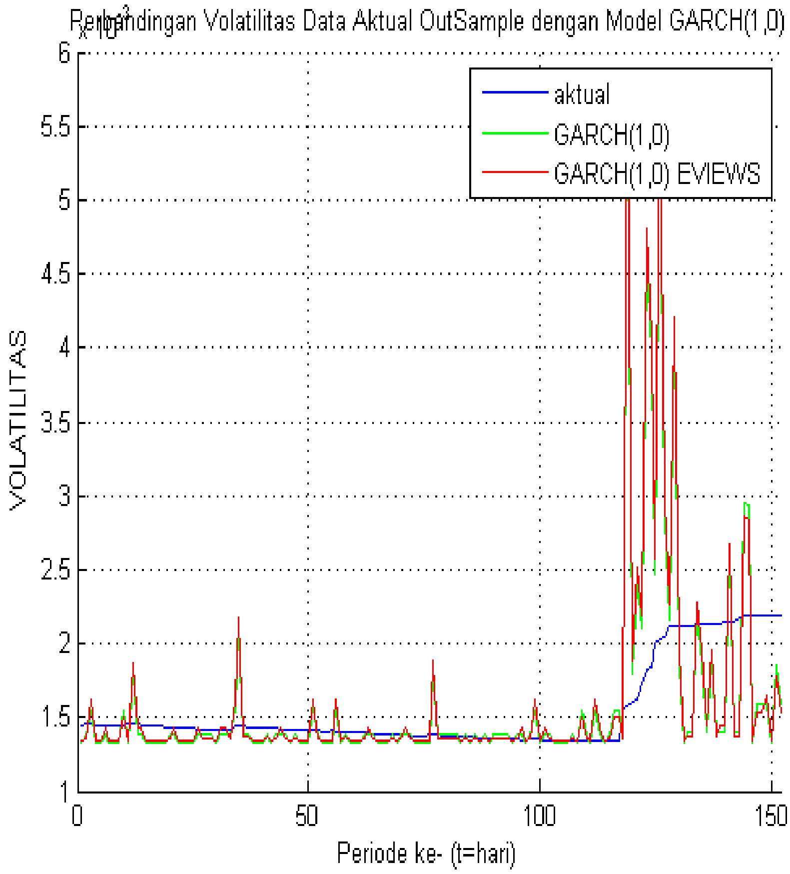
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000308	0.000112	2.763014	0.0057
		Variance Equation		
C	2.47E-06	5.03E-07	4.911592	0.0000
RESID(-1)^2	0.143500	0.053594	2.677534	0.0074
GARCH(-1)	-0.343265	0.190338	-1.803445	0.0713

R-squared	-0.000407	Mean dependent var	0.000338
Adjusted R-squared	-0.000407	S.D. dependent var	0.001455
S.E. of regression	0.001455	Akaike info criterion	-10.25919
Sum squared resid	0.000449	Schwarz criterion	-10.19606
Log likelihood	1096.603	Hannan-Quinn criter.	-10.23368
Durbin-Watson stat	2.084184		

4. Hasil Prediksi Volatilitas Data *Insample* Menggunakan GARCH(1,0)



5. Hasil Prediksi Volatilitas Data *Outsample* Menggunakan GARCH(1,0)

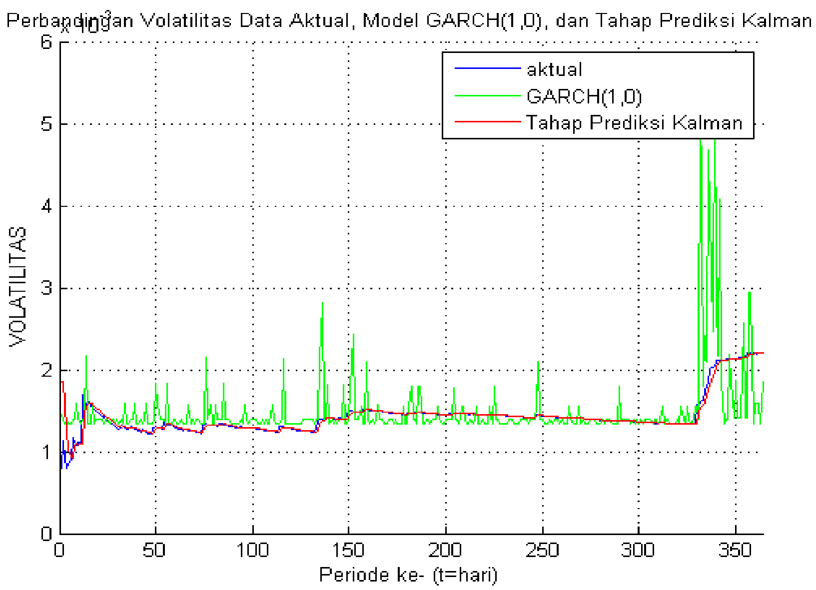


LAMPIRAN I
Output Simulasi *Kalman Filter*

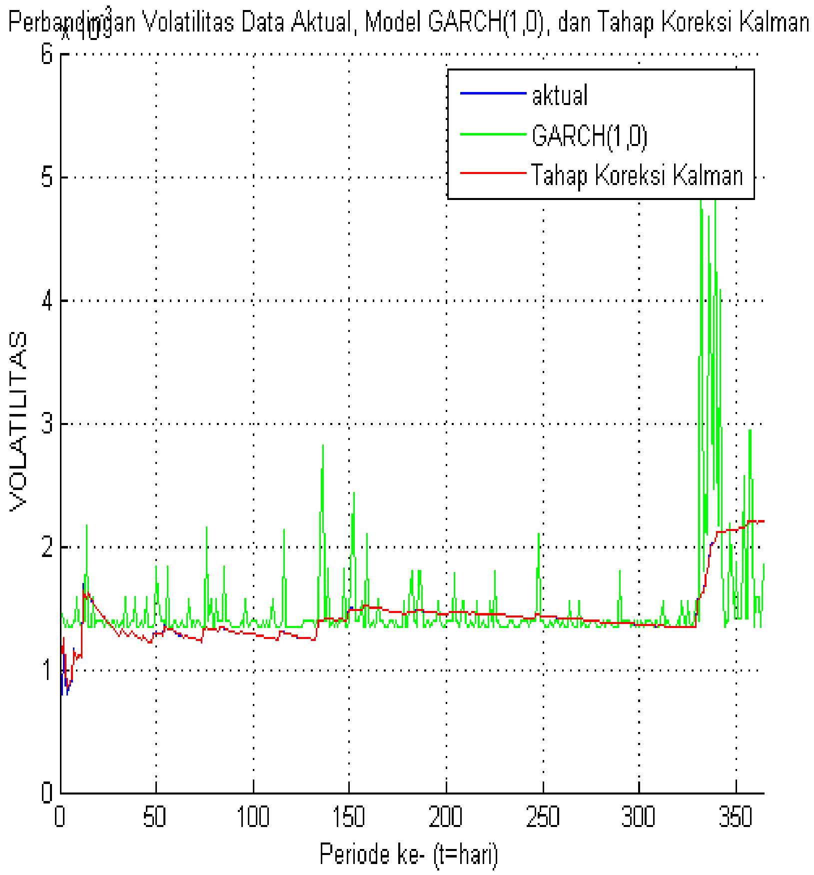
1. Hasil Estimasi Parameter GARCH(1,0) Menggunakan Kalman Filter

```
ans =

nilai alpha_0 =3.1488e-06


ans =

nilai alpha_1 =0.14378
```

2. Plot Tahap Prediksi Simulasi Kalman Filter



3. Plot Tahap Koreksi Simulasi Kalman Filter



LAMPIRAN J
Hasil MAPE

1. Hasil MAPE Data *Insample*

```
MAPE_GARCH_InSample =

   26.6414


MAPE_KFGARCH_InSample =

    1.0284
```

1. Hasil MAPE Data *Outsample*

```
MAPE_GARCH_OutSample =

   37.8986


MAPE_KFGARCH_OutSample =

    0.1386
```

LAMPIRAN K
Source Code Menghitung nilai VaR dengan Simulasi Monte Carlo

1. Source Code Menghitung VaR Menggunakan Model GARCH(1,0)

```
clear all;

Y3 = xlsread ('VaR_GARCH.xlsx','N6:N370');%return^2

matrik_data = [Y3];

a = 0.0000017808;
b = 0.14378;
c = 0.00029605;
z_alpha=1.96;

for j=1:365;
for i=2:366;
y1(i)= c;
varian1 (i)= a+b*Y3(i-1);
end
y(j) = y1(j+1);
varian (j) = varian1 (j+1);
volatility (j) = sqrt (varian (j));

R(j)= abs(y(j)+((z_alpha)*volatility(j)));
VaR (j) = 8000*R(j);
end

VaR;
VaRrata2 = vpa (mean(VaR))
VaRrata2;

sampel=randperm(365);
for i=1:365
bangkit(i,1)=matrik_data(sampel(i),1);
end

B=bangkit;
for j=1:365
for i=2:366;
```

```
yb1(i)= c;
varianb1 (i)= a+b*B(i-1,1);

end
yb(j) = yb1(j+1);
varianb (j) = varianb1 (j+1);
volatilityb(j)=sqrt(varianb(j));
Rb(j)=abs(yb(j)+((z_alpha)*volatilityb(j)));
VaRb(j)=8000*Rb(j);
end
VaRb;
VaRrata2b=vpa(mean(VaRb))
```

2. Source Code Menghitung VaR Menggunakan Model KF-GARCH

```
clear all;

Y = xlsread ('VaR_GARCH.xlsx','F7:F371');%Varians Model KF-GARCH(1,0)

matrik_data = [Y];

c = 0.00029605;
z_alpha=1.96;

for j=1:365;
for i=2:366;
y1(i)= c;

end
y(j) = y1(j+1);
varian (j) = Y(j);
volatility (j) = sqrt (varian (j));

R(j)= abs(y(j)+((z_alpha)*volatility(j)));
VaR (j) = 8000*R(j);
end

VaR;
VaRrata2 = vpa (mean(VaR))
VaRrata2;

sampel=randperm(365);
for i=1:365
bangkit(i,1)=matrik_data(sampel(i),1);
end

B=bangkit;
for j=1:365
for i=2:366;
yb1(i)= c;

end
yb(j) = yb1(j+1);
varianb (j) = B(j);
volatilityb(j)=sqrt(varianb(j));
Rb(j)=abs(yb(j)+((z_alpha)*volatilityb(j)));
VaRb(j)=8000*Rb(j);
end
VaRb;
```

```
VaRrata2b=vpa(mean(VaRb))
```

BIODATA PENULIS

Penulis bernama ***Latifatul Mamnunah***, lahir di Sampang, 3 Juli 1994, merupakan anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis bertempat tinggal di Jl.Delima Paseyan Sampang Madura. Penulis telah menempuh pendidikan formal di ***SDN Paseyan II***, Sampang, ***SMPN I***, Sampang dan **SMAN I**, Sampang. Setelah lulus dari SMAN I Sampang penulis melanjutkan studi **Jurusan Matematika** di Fakultas Sains dan Teknologi (FST) Universitas Airlangga Surabaya. Kemudian penulis melanjutkan S2 **Jurusan Matematika** di Fakultas Sains dan Analitika Data (FSAD) ITS pada tahun 2018 dengan Tesis pada bidang **"Matematika Terapan"** dan lulus pada tahun 2020. Segala saran dan kritik yang membangun untuk tesis ini serta bagi yang ingin berdiskusi lebih lanjut dengan penulis dapat menghubungi via email dengan alamat latifatul.mamnunah@gmail.com