



***Long Memory Volatility Model* dengan ARFIMA-HYGARCH
untuk Meramalkan *Return* Indeks Harga Saham Gabungan
(IHSG)**

Skripsi

diajukan sebagai salah satu syarat
untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
pada Program Studi Matematika

Oleh :

Nurhayun Rismawati

4111415026

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2020

PENGESAHAN


Skripsi berjudul *Long Memory Volatility Model dengan ARFIMA-HYGARCH Untuk Meramalkan Return Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)* karya Nurhayun Rismawati 4111415026 ini telah dipertahankan dalam Ujian Skripsi Universitas Negeri Semarang pada tanggal 13 Januari 2020 dan disahkan oleh Panitia Ujian.

Semarang, 28 Januari 2020




Panitia,
Ketua,
Dr. Suglanto, M.Si.
NIP. 196102191993031001

Sekretaris,



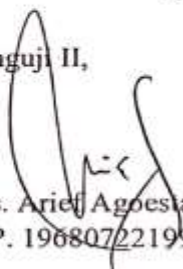
Dr. Mulyono, M.Si.
NIP. 197009021997021001

Penguji I,



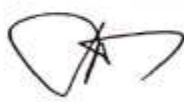
Dr. Scolastika Mariani, M.Si.
NIP. 196502101991022001

Penguji II,



Drs. Arief Agoestanto, M.Si.
NIP. 196807221993031005

Penguji III/Pembimbing,



Drs. Sugiman, M.Si.
NIP. 196401111989011001

PERNYATAAN

Dengan ini, saya

nama : Nurhayun Rismawati

NIM : 4111415026

program studi : Matematika

menyatakan bahwa skripsi berjudul *Long Memory Volatility Model dengan ARFIMA-HYGARCH Untuk Meramalkan Return Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)* ini benar-benar karya saya sendiri dan bukan jiplakan dari karya orang lain atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku baik sebagian atau seluruhnya. Pendapat atau temuan orang atau pihak lain yang terdapat dalam skripsi ini telah dikutip atau dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah. Atas pernyataan ini, saya secara pribadi siap menanggung resiko/sanksi hukum yang dijatuhkan apabila ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam karya ini.



Semarang, Januari 2020

Nurhayun Rismawati

NIM 4111415026

MOTO DAN PERSEMBAHAN

MOTO

“Ada dua kenikmatan yang banyak manusia tertipu, yaitu nikmat sehat dan waktu senggang”. (HR. Bukhari no. 6412, dari Ibnu ‘Abbas)

“Orang-orang yang sukses telah belajar membuat diri mereka melakukan hal yang harus dikerjakan ketika hal itu memang harus dikerjakan, entah mereka menyukainya atau tidak”. (Aldus Huxley)

“Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan. Maka apabila kamu telah selesai (dari suatu urusan), kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan) yang lain”. (Q.S Al-Insyirah 6-7)

PERSEMBAHAN

1. Untuk Bapak, Ibu, Kakak, dan Adik.
2. Untuk Almamaterku Universitas Negeri Semarang.

PRAKATA

Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi berjudul *Long Memory Volatility Model dengan ARFIMA-HYGARCH Untuk Meramalkan Return Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)*. Penulisan skripsi ini sebagai syarat mutlak yang harus dipenuhi oleh penulis untuk memperoleh gelar sarjana sains di Universitas Negeri Semarang.

Penulisan skripsi ini dapat terselesaikan karena adanya bimbingan, bantuan, dan dukungan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Dr. Sugianto, M.Si., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Dr. Mulyono, M.Si., Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
4. Drs. Sugiman, M.Si., Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, motivasi, waktu dan pengarahan selama penyusunan skripsi ini.
5. Dr. Scolastika Mariani, M.Si., Dosen Penguji 1 yang telah memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini serta telah memberikan bimbingan dan arahan.
6. Drs. Arief Agoestanto, M.Si., Dosen Penguji 2 yang telah memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini serta telah memberikan bimbingan dan arahan.
7. Prof. Dr. St. Budi Waluya M.Si., Dosen Wali yang telah memberikan arahan dan bimbingan selama masa kuliah.

8. Bapak dan Ibu dosen Jurusan Matematika, yang telah memberikan bimbingan dan ilmu kepada penulis selama menempuh pendidikan.
9. Bapak, Ibu, Mas Hayun, Mba Rahma, Fatmawati, dan Fatmayani, keluarga yang selalu memberikan dukungan secara moril maupun materil.
10. Teman-teman mahasiswa Matematika angkatan 2015 yang telah memberikan dorongan, motivasi segala bantuan dan kerja samanya dalam menempuh studi.
11. Eka, Melita, Ghufron, Gilar, dan Wulanyang telah menjadi sahabat serta selalu membantu dan memotivasi saya selama dalam menempuh studi.
12. Farida, Farhan, Andini, Mas Ryan dan Danang yang telah menjadi sahabat dan memotivasi saya selama dalam menempuh studi.
13. Semua pihak yang telah membantu terselesaikannya penulisan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan namanya satu persatu.

Hanya ucapan terima kasih dan doa, semoga apa yang telah diberikan tercatat sebagai amal baik dan mendapatkan balasan dari Allah SWT. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi dalam kemajuan dunia pendidikan dan kepada semua pihak yang berkepentingan.

Semarang, Januari 2020

Penulis

ABSTRAK

Rismawati, Nurhayun. 2020. *Long Memory Volatility Model* dengan ARFIMA-HYGARCH untuk Meramalkan *Return* Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Skripsi, Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Drs. Sugiman, M.Si.

Kata Kunci: *Long memory*, Volatilitas, *return*, heteroskedastisitas, ARFIMA, HYGARCH, Efek asimetrik

Model ARFIMA-HYGARCH merupakan model yang dapat menjelaskan *time series* jangka panjang (*long memory*) dan dapat mengatasi masalah ragam yang heterogen serta pengaruh asimetrik dalam data. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan model ARFIMA-HYGARCH terbaik pada data *return* IHSG dan meramalkan data *return* IHSG untuk periode Juni sampai dengan Juli 2019.

Pada penelitian ini dilakukan pengujian *long memory* pada data *return* IHSG yang memberikan hasil bahwa data memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*). Oleh karena itu, dilakukan pembentukan model ARFIMA. Model terbaik yang diperoleh adalah ARFIMA (5,-0.0102919,4) dengan nilai AIC -7,97252189. Residual dari model ARFIMA tersebut terindikasi heteroskedastisitas sehingga dilakukan pembentukan model ARFIMA-GARCH. Dari model ARFIMA-GARCH dilakukan pengujian efek asimetrik dengan hasil bahwa terdapat efek asimetrik dalam data, sehingga di bentuk model ARFIMA-GARCH asimetrik, diantaranya model ARFIMA-IGARCH, ARFIMA-FIGARCH, dan ARFIMA-HYGARCH. Dari beberapa model tersebut, dipilih model terbaik berdasarkan AIC terkecil yaitu model ARFIMA-HYGARCH dengan nilai AIC -8,197636926.

Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai ramalan varian berada di atas nilai ramalan *mean* kecuali untuk periode tanggal 11 Juni 2019, 12 Juni 2019, 17 Juni 2019, 18 Juni 2019 dan 24 Juni 2019. Pada periode tersebut plot ramalan varian berada di bawah plot ramalan *mean*. Ini berarti pada periode tersebut risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal akan lebih besar. Utamanya untuk periode 12 Juni 2019 investor lebih baik jangan melakukan investasi karena pada periode tersebut nilai ramalannya paling tinggi. Maka, jika investor melakukan transaksi beli pada periode tersebut, risiko yang ditanggung akan lebih besar.

DAFTAR ISI

	Halaman
PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN.....	iii
MOTO DAN PERSEMBAHAN	iv
PRAKATA.....	v
ABSTRAK.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB 2 KAJIAN TEORI	8
2.1 Data Keuangan.....	8
2.1.1 <i>Volatility Clustering</i>	8
2.1.2 <i>Fat Tails</i>	9
2.1.3 Efek Asimetrik (Efek <i>Leverage</i>).....	9
2.2 Analisis Runtun Waktu	9
2.2.1 Uji Stasioneritas.....	9
2.2.2 Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial	10
2.2.3 Model Runtun Waktu <i>Box-Jenkins</i>	11
2.2.3.1 Model ARIMA	11
2.2.3.2 Model ARFIMA	13
2.2.4 Pemodelan Runtun Waktu dengan Metode <i>Box-Jenkins</i>	16

2.3 Model Volatilitas Runtun Waktu	20
2.3.1 Model ARCH.....	20
2.3.2 Model GARCH.....	21
2.3.3 Model IGARCH.....	24
2.3.4 Model FIGARCH	24
2.3.5 Model HYGARCH	25
2.4 Pemilihan Model Terbaik	27
2.5 <i>Time Series</i>	28
2.6 Indeks Harga Saham Gabungan.....	28
2.7 Kerangka Berpikir.....	29
2.8 <i>OxMetrics 7.2</i>	32
BAB 3 METODE PENELITIAN.....	33
3.1 Fokus Penelitian.....	33
3.2 Klasifikasi Penelitian Berdasarkan Tujuan dan Pendekatan.....	33
3.3 Populasi, Sampel, dan Teknik Pengambilan Sampel.....	34
3.3.1 Populasi Penelitian.....	34
3.3.2 Sampel dan Teknik Pengambilan Sampel	34
3.4 Metode Pengumpulan Data.....	34
3.5 Metode Analisis Data.....	34
3.6 Penarikan Kesimpulan	38
BAB 4 PEMBAHASAN	39
4.1 Jenis dan Sumber Data.....	39
4.2 Pengujian Stasioneritas data IHSG dan <i>Return</i> IHSG	39
4.3 Pengujian <i>Long Memory</i>	44
4.3.1 Plot ACF	44
4.3.2 Plot Periodogram	45
4.3.3 Uji <i>Hurst</i>	45
4.4 Pembentukan Model ARFIMA.....	46
4.4.1 <i>Time Series Plot</i>	46
4.4.2 Menentukan Nilai <i>d</i>	46

4.4.3 Identifikasi Beberapa Model ARFIMA p, d, q Berdasarkan Plot ACF dan Plot PACF	46
4.4.4 Estimasi Parameter	48
4.4.5 Pemilihan model yang signifikan	52
4.4.6 Uji Non Heteroskedastisitas Residual	52
4.4.7 Pemilihan Model Terbaik ARFIMA.....	53
4.5 Pembentukan Model ARFIMA-HYGARCH.....	56
4.5.1 Pengujian lag signifikan efek ARCH	56
4.5.2 Pengujian Efek Asimetrik.....	57
4.5.3 Estimasi Model Ragam.....	58
4.5.4 Evaluasi Model	59
4.5.5 Pemilihan Model Terbaik	63
4.5.6 Menentukan model ARFIMA-HYGARCH.....	63
4.5.7 Validasi	65
4.5.8 Peramalan	68
4.5.9 Pembahasan	70
BAB 5 PENUTUP	73
5.1 Kesimpulan	73
5.2 Saran	74
DAFTAR PUSTAKA	75

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Hasil Uji Akar Unit Augmented Dickey-Fuller (ADF) IHSG	42
Tabel 4. 2 Hasil Uji Akar Unit <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) <i>Return</i> IHSG..	44
Tabel 4. 3 Hasil Uji <i>Hurst</i>	45
Tabel 4. 4 Hasil Penentuan Nilai <i>d</i>	46
Tabel 4. 5 Estimasi Model ARFIMA	48
Tabel 4. 6 Hasil Uji Non Heteroskedastisitas Residual Model ARFIMA	53
Tabel 4. 7 Nilai AIC Model ARFIMA yang signifikan	53
Tabel 4. 8 Estimasi Parameter ARFIMA-GARCH asimetrik	59
Tabel 4. 9 Hasil uji kenormalan sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik	60
Tabel 4. 10 Hasil uji autokorelasi sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik	61
Tabel 4. 11 Hasil uji heteroskedastisitas sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik	62
Tabel 4. 12 Perbandingan ringkasan estimasi parameter model ragam simultan berdasarkan <i>Information Criterion</i>	63
Tabel 4. 13 Estimasi parameter model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH(1,d,1)	64
Tabel 4. 14 Hasil Peramalan untuk 22 periode ke depan	68

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4. 1 Plot Deret Waktu IHSG.....	40
Gambar 4. 2 Statistika Deskriptif IHSG	41
Gambar 4. 3 Plot Deret Waktu Return IHSG.....	42
Gambar 4. 4 Statistika Deskriptif <i>Return</i> IHSG	43
Gambar 4. 5 Plot ACF data IHSG.....	44
Gambar 4. 6 Plot Periodogram data IHSG.....	45
Gambar 4. 7 Plot ACF data <i>Return</i> IHSG.....	47
Gambar 4. 8 Plot PACF data <i>Return</i> IHSG.....	47
Gambar 4. 9 Hasil Uji ARCH-LM.....	56
Gambar 4. 10 Plot korelasi silang antara ε_t (standar residual kuadrat model ARFIMA) dengan $\varepsilon_t - p$ (<i>lag</i> standar residual model GARCH).....	58
Gambar 4. 11 Plot data aktual dan ramalan rata-rata nilai <i>return</i> IHSG.....	66
Gambar 4. 12 Plot data aktual dan ramalan ragam nilai <i>return</i> IHSG	67
Gambar 4. 13 Plot ramalan nilai varian dan mean 22 periode ke depan.....	69

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data <i>In Sample</i> IHSG dan <i>Return</i> IHSG	79
Lampiran 2 Data <i>Out Sample</i> IHSG dan <i>Return</i> IHSG	108
Lampiran 3 Output Estimasi ARFIMA p, d, q	110
Lampiran 4 Uji Non Heteroskedastisitas Model ARFIMA yang Signifikan	122
Lampiran 5 Estimasi Parameter Model ARFIMA-GARCH asimetrik	126
Lampiran 6 Uji Diagnostik Model ARFIMA-GARCH Asimetrik	132

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi sangat membantu teknik peramalan suatu kejadian berdasarkan faktor – faktor yang sudah diketahui sebelumnya. Hasil peramalan ini dapat digunakan sebagai salah satu pertimbangan dalam mengambil keputusan atau sebagai acuan dalam melakukan perencanaan. Untuk memahami karakteristik-karakteristik yang dimiliki oleh suatu data runtun waktu, para peneliti telah mengadopsi metode-metode analisis data runtun waktu dengan tujuan agar dapat menemukan suatu keteraturan atau pola yang dapat digunakan dalam peramalan kejadian mendatang (Addinul, dkk, 2017).

Berbagai macam metode analisis *time series* yang sudah biasa digunakan antara lain metode *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan metode *Box-Jenkins* (ARIMA). Metode tersebut merupakan metode-metode klasik dalam peramalan *time series*. Seiring perkembangan waktu dan pengetahuan, metode peramalan semakin banyak dikembangkan oleh peneliti, diantaranya adalah model *long memory*. Data *time series* yang dikategorikan dalam data memori jangka panjang (*long memory*) adalah data *time series* yang tidak stationer dan plot ACF-nya tidak turun secara eksponensial melainkan secara lambat atau hiperbolik. Untuk meramalkan data *long memory*, Hosking (1981) telah memperkenalkan metode *Autoregressive Fractionally Moving Average* (ARFIMA) yang dapat mengatasi kelemahan metode ARIMA. Metode ARIMA hanya dapat menjelaskan *time series* jangka pendek (*short memory*) sedangkan metode ARFIMA dapat menjelaskan *time series* baik jangka pendek maupun jangka panjang. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Damayanti (2012) yang membandingkan performa metode terbaik ARIMA dan metode terbaik ARFIMA untuk meramalkan tekanan udara di Kota Padang,

ternyata metode ARFIMA lebih baik dibandingkan metode ARIMA karena metode ARFIMA memiliki AIC, AICC dan BICC yang lebih rendah dibandingkan dengan metode ARIMA.

Data IHSG biasanya memiliki volatilitas tinggi yang ditunjukkan oleh suatu tahap dimana fluktuasinya relatif tinggi, kemudian diikuti fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi. Implikasi dari data yang bervolatilitas tinggi adalah ragam dari galatnya menjadi tidak homogen. Solusi untuk mengatasi masalah keheterogenan ragam galat di antaranya yaitu dengan memodelkan fungsi ragam ARCH yang dikenalkan pertama kali oleh Engle (1982). Namun, pada data keuangan dengan tingkat volatilitas yang besar, model ARCH memerlukan orde yang sangat besar pula. Maka Bollerslev (1986) mengembangkan model ARCH menjadi *Generalized ARCH* (GARCH). Model GARCH yang dikembangkan oleh Bollerslev masih memiliki kekurangan, yaitu tidak dapat mengatasi pengaruh asimetrik (efek *leverage*). Definisi *leverage effect* yaitu suatu keadaan *bad news* dan *good news* yang memberikan pengaruh asimetris terhadap volatilitas. Data dikatakan *bad news* ketika volatilitas mengalami penurunan sedangkan keadaan dikatakan *good news* ketika volatilitas mengalami kenaikan secara berkala. Selain itu, model GARCH membatasi nilai parameternya agar ragam bersyaratnya tidak negatif, serta terlalu *over* dalam memprediksi nilai volatilitasnya. Karena kekurangan tersebut, model GARCH dikembangkan lagi pada tahun 2010 Francq dan Zakoian menemukan model *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) yang dapat menutupi kelemahan model GARCH.

Beberapa penelitian yang menerapkan model IGARCH di antaranya adalah Aninda Firdayati Sidik (2017) menerapkan model GARCH dan IGARCH pada saham sektor pertanian yaitu harga gabah dunia periode 2014 sampai 2017. Pada penelitian tersebut, peramalan dengan model IGARCH memberikan hasil yang baik daripada model GARCH. Namun, model IGARCH belum cukup baik dalam melakukan peramalan lebih dari sepuluh periode ke depan. Oleh karena itu, model IGARCH terus mengalami perkembangan.

Salah satu modifikasi dari model IGARCH adalah FIGARCH. Untuk mendeteksi pola memori jangka panjang (*long memory*) dalam volatilitas, Ballie et

al. (1996) mengusulkan model FIGARCH dengan memperluas model IGARCH. Keutuhan varian bersyarat yang disiratkan dalam model IGARCH tampak terlalu membatasi dan tampaknya bertentangan dengan bukti empiris. Terlihat bahwa model GARCH dan IGARCH memiliki memori yang jauh lebih pendek daripada seri keuangan umumnya. Proses FIGARCH memberikan fleksibilitas tambahan yang bertujuan menangkap *long memory* dalam volatilitas.

Penelitian Prass dan Lopes (2012) membandingkan performa peramalan dari berbagai tipe model ARCH pada indeks harga saham Brazil. Penelitian tersebut menghasilkan performa peramalan yang lebih baik pada model FIGARCH. Kemudian Sanusi (2017) melakukan peramalan menggunakan metode FIGARCH untuk data IHSG. Penelitian tersebut menghasilkan saran untuk menggunakan metode lain seperti HYGARCH atau FIAPARCH untuk melakukan peramalan jangka panjang.

Dalam memodelkan ketergantungan volatilitas jangka panjang, ada dua proses GARCH hiperbolik yang sering digunakan yaitu FIGARCH dan HYGARCH. Davidson (2004) menemukan konsep awal metode HYGARCH dalam penelitian tersebut disarankan konsep memori hiperbolik dan proses ini dikatakan memiliki memori hiperbolik (geometris) jika koefisiennya meluruh secara hiperbolik (geometris). Kemudian Muiy, Wai Keung & Guodong (2015) dalam penelitiannya menyebutkan bahwa model *a new* HYGARCH dapat memperbaiki kelemahan pada model FIGARCH dengan memungkinkan adanya varian hingga seperti model HYGARCH.

Pada tahun 2014 (Truong Hongngoe) melakukan penelitian membandingkan performa ARFIMA-FIGARCH dengan ARFIMA-HYGARCH pada data *Return* ETF periode 2008-2013 dari tujuh negara di Asia yang baru muncul. Dalam penelitiannya, di peroleh bahwa model ARFIMA-HYGARCH adalah model terbaik sebagai ganti dari model ARFIMA dan ARFIMA-FIGARCH.

Oleh karena itu, model ARFIMA-HYGARCH dipilih untuk memodelkan data *return* IHSG karena mampu mengatasi heteroskedastisitas, memperbolehkan adanya respon volatilitas yang asimetrik, serta mampu memperhitungkan

karakteristik *long memory* dalam volatilitasnya sehingga menghasilkan pemodelan dan peramalan yang lebih baik.

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) yang meliputi pergerakan-pergerakan harga untuk saham biasa dan saham preferen. Sebuah indeks di pasar modal memiliki lima fungsi yaitu sebagai indikator *trend* pasar, indikator tingkat keuntungan, tolak ukur (*benchmark*) kinerja suatu portofolio, memfasilitasi pembentukan portofolio dengan strategi pasif, serta memfasilitasi berkembangnya produk derivatif (Sunariyah, 2011).

Dengan adanya indeks, investor dapat mengetahui gambaran kondisi pasar pada suatu satuan waktu agar menjadi indikator penting apakah mereka akan menjual (*sell*), menahan (*hold*), atau membeli (*buy*) saham. Peramalan berperan penting dalam menentukan IHSG ini untuk menghasilkan keputusan investasi yang tepat (Falani, 2012). Dalam melakukan investasi saham, seorang investor selalu mengharapkan adanya *return* atau keuntungan. *Return* merupakan besarnya nilai pengembalian yang akan diperoleh sebagai hasil investasi. Menurut Untari *et al.* (2009) menggunakan nilai *return* pada analisis sama halnya dengan melakukan pembedaan (*differencing*) dan transformasi logaritma pada nilai harian IHSG, sehingga data akan stasioner.

Berdasarkan uraian di atas, dalam penelitian ini akan dikaji tentang model HYGARCH untuk meramalkan Indeks Harga Saham Gabungan dengan mengambil judul skripsi “*Long Memory Volatility Model dengan ARFIMA-HYGARCH untuk Meramalkan Return Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)*”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, dapat diambil beberapa rumusan masalah yaitu:

1. Bagaimana model terbaik ARFIMA-HYGARCH yang digunakan untuk meramalkan data *return* IHSG ?
2. Bagaimana hasil peramalan model ARFIMA-HYGARCH pada data *return* IHSG untuk beberapa periode ke depan ?

1.3 Batasan Masalah

Pada penulisan ini, permasalahan dibatasi pada:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu nilai harian dari harga penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) periode Januari 2011 hingga Mei 2019. Data tersebut diperoleh dari Bursa Efek Indonesia melalui situs *yahoo finance* www.duniainvestasi.com/bei. Untuk analisis, data yang digunakan adalah return IHSG.
2. Interval nilai ditentukan dengan taraf signifikansi 95%
3. Software yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu:
 - 3.1 Ms. Excel digunakan untuk tabulasi data.
 - 3.2 Perangkat lunak *Minitab* 18 dan *OxMetrics* 7.2. digunakan untuk Analisis data *return* IHSG
4. Model ARFIMA-HYGARCH terbaik dalam penelitian ini didasarkan pada nilai AIC dan SC terkecil.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menemukan model ARFIMA-HYGARCH terbaik untuk data *return* Indeks Harga Saham Gabungan di Indonesia
2. Meramalkan data *return* Indeks Harga Saham Gabungan di Indonesia menggunakan model ARFIMA-HYGARCH.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penulisan ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Penulis

Sebagai bentuk partisipasi dalam pengembangan ilmu pengetahuan terutama di bidang matematika statistik dan penerapannya dalam kehidupan sehari-hari terutama di bidang ekonomi keuangan.

2. Bagi Jurusan Matematika FMIPA Unnes

Menambah perbendaharaan jurnal, khususnya tentang penerapan matematika di bidang ekonomi keuangan.

3. Bagi Pihak Lain

Memberikan wawasan tentang model ARFIMA-HYGARCH serta memberikan informasi tentang hasil peramalan menggunakan model ARFIMA-HYGARCH pada nilai *return* Indeks Harga Saham Gabungan.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan skripsi disusun dalam tiga bagian utama, yaitu bagian awal, bagian inti, dan bagian akhir skripsi.

1.6.1 Bagian Awal

Dalam penulisan skripsi ini bagian awal berisi halaman judul, pernyataan, pengesahan, motto dan persembahan, kata pengantar, abstrak, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel, dan daftar lampiran.

1.6.2 Bagian Inti

Bagian inti dari penulisan skripsi ini adalah isi skripsi yang terdiri dari lima bab, yaitu :

BAB 1 : PENDAHULUAN

Berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, sistematika penulisan.

BAB 2 : TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini terdiri atas teori-teori yang digunakan sebagai acuan dalam pembahasan, antara lain model ARFIMA-HYGARCH, Volatilitas, Stasioneritas, IHSG dan kerangka berpikir.

BAB 3 : METODE PENELITIAN

Berisi tentang prosedur atau langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi fokus penelitian, klasifikasi penelitian berdasarkan tujuan dan pendekatan, populasi, sampel, dan teknik pengambilan sampel, metode pengumpulan data, metode analisis data, dan penarikan kesimpulan.

BAB 4 : HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan berisi tentang uraian metode dan hasil dari model ARFIMA-HYGARCH dalam meramalkan *return* IHSG.

BAB 5 : PENUTUP

Berisi kesimpulan dan saran yang memuat rangkuman hasil penelitian dan saran bagi penelitian selanjutnya.

1.6.3 Bagian Akhir

Berisi daftar pustaka sebagai acuan penulisan yang memberikan informasi tentang buku dan literatur lain yang digunakan dalam skripsi ini serta lampiran yang mendukung kelengkapan skripsi ini.

BAB 2

KAJIAN TEORI

2.1 Data Keuangan

Menurut Bollerslev et al (1994) data keuangan seperti indeks harga saham, tingkat suku bunga, nilai tukar, inflasi, dan sebagainya memiliki tiga sifat khas yang membedakannya dengan data deret waktu lainnya. Tiga sifat khas tersebut adalah sebagai berikut.

2.1.1 *Volatility Clustering*

Menurut Juanda dan Junaidi (2012) *volatility* berasal dari kata dasar *volatile*, yang mengacu pada kondisi yang berkonotasi tidak stabil, cenderung bervariasi, dan sulit diperkirakan. Volatilitas dari data deret waktu keuangan sering kali bergerombol yang ditunjukkan oleh suatu tahap dimana fluktuasinya relatif tinggi, kemudian diikuti fluktuasi yang rendah dan kembali tinggi. Kasus ini disebut pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*).

Dalam bidang finansial, volatilitas merupakan besarnya ketidakpastian atau risiko dari perubahan nilai suatu aset. Menurut Gosponindinov *et al.* (2006) terdapat beberapa alasan mengenai perlunya memodelkan dan meramal volatilitas dalam bidang finansial/pasar saham, yaitu :

1. Pemodelan dan peramalan volatilitas diperlukan untuk menganalisis risiko memegang suatu aset.
2. Peramalan selang kepercayaan berdasarkan waktu lebih beragam, sehingga selang yang lebih akurat dapat dihasilkan oleh pemodelan ragam galat.
3. Pendugaan yang lebih efisien dapat diperoleh jika keheterogenan ragam galat dapat diatasi sebaik-baiknya.

Dalam ilmu statistika, volatilitas diartikan sebagai perubahan nilai fluktuasi terhadap rata-rata dari sebuah deret waktu keuangan. Adanya volatilitas akan menyebabkan risiko dan ketidakpastian yang dihadapi pelaku pasar semakin besar, sehingga minat pelaku pasar untuk berinvestasi menjadi tidak stabil. Jenis volatilitas yang sering diamati pada pasar saham adalah volatilitas harga saham dan volatilitas *return* saham. (Sari,Linda Karlina, 2017).

2.1.2 *Fat Tails*

Fat tails berkaitan dengan sebaran suatu data. Secara umum, suatu data diasumsikan menyebar normal dengan nilai tengah nol dan ragam homogen. Sebaran normal pada suatu data memiliki nilai *skewness* (kemunjuluran) sama dengan nol dan nilai *kurtosis* (keruncingan) sama dengan tiga. Jika suatu data memiliki ekor yang gemuk (*fat tails*) dalam sebarannya, maka data tersebut tidak mengikuti sebaran normal. Pada data keuangan biasanya memiliki sifat *fat tails* yaitu terjadi *kurtosis* yang tinggi. *Fat tails* disebut juga *leptokurtic* yaitu nilai *kurtosis* yang lebih besar dari tiga (Owidi dan Waweru, 2016).

2.1.3 Efek Asimetrik (Efek *Leverage*)

Beberapa data keuangan terdapat perbedaan besarnya perubahan pada volatilitas ketika terjadi pergerakan nilai *return* yang disebut efek asimetrik. Efek asimetrik (efek *leverage*) terjadi ketika guncangan negatif memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap perubahan ragam daripada guncangan positif pada ukuran yang sama. Hal ini ditandai dengan volatilitas yang cenderung naik ketika *return* lemah dan akan turun ketika *return* naik. Jika terjadi efek asimetrik, berita baik (*good news*) dan berita buruk (*bad news*) mempunyai efek berbeda terhadap *conditional variance* (Juanda dan Junaidi 2012).

2.2 Analisis Runtun Waktu

Analisis runtun waktu merupakan analisis sekumpulan data dalam suatu periode waktu yang lampau yang berguna untuk mengetahui atau meramalkan kondisi masa mendatang. Sedangkan runtun waktu adalah himpunan observasi dalam waktu atau dalam dimensi yang lain (Soejoeti, 1987).

2.2.1 Uji Stasioneritas

Data dikatakan stasioner jika data tersebut bersifat *flat*, tidak terdapat tren, keragamannya konstan, serta tidak terdapat fluktuasi periodik. Sebelum melakukan pemodelan data deret waktu, stasioneritas data dapat diperiksa dengan mengamati apakah data runtun waktu mengandung akar unit (unit root). Uji akar unit dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Menurut Juanda dan Junaidi (2012) uji ADF dapat dijelaskan melalui persamaan berikut.

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

Persamaan (2.1) dikenal sebagai model *Autoregressive* AR(1). Jika $\rho = 1$ maka Y_t memiliki akar unit atau tidak stasioner. Jika persamaan itu kedua sisinya dikurangi dengan Y_{t-1} maka diperoleh persamaan:

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + \varepsilon_t \\ Y_t - Y_{t-1} &= (\rho - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.2)$$

Persamaan di atas dapat ditulis :

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

dimana $\delta = (\rho - 1)$ dan $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$.

Hipotesis uji ADF yang digunakan adalah

$H_0: \delta = 0$ (terdapat akar unit sehingga data tidak stasioner)

$H_1: \delta \neq 0$ (Tidak terdapat akar unit sehingga data stasioner)

Statistik ujinya adalah

$$\tau = \frac{\hat{p}}{Se(\hat{p})}$$

Kriteria ujinya adalah tolak H_0 jika $t < \alpha$ atau jika $\tau - statistik > \tau - tabel$, maka data stasioner.

2.2.2 Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial

2.2.2.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Menurut Wei (1990), $\{Y_t\}$ yang stasioner akan mempunyai nilai mean $E[Y_t] = \mu$ dan varian $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang mempunyai nilai-nilai yang konstan, serta kovarian $Cov(Y_t, Y_s)$ merupakan fungsi dari perbedaan waktu $(t - s)$. Kovarian antara Y_t dan Y_{t+k} dapat ditulis sebagai

$$\gamma_k = Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$$

sedangkan, autokorelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dapat ditulis sebagai

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)} \sqrt{Var(Y_{t+k})}}$$

dengan $Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = \gamma_0$ sehingga didapatkan

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

Menurut Wei (1990), untuk suatu proses yang stasioner, fungsi autokovarian γ_k dan fungsi autokorelasi ρ_k memenuhi sifat

$$\gamma_0 = Var(Y_t), \rho_0 = 1$$

$$|\gamma_k| \leq \gamma_0, |\rho_k| \leq 1$$

$\gamma_k = \gamma_{-k}, \rho_k = \rho_{-k}$, untuk semua nilai k.

2.2.2.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial berguna untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara Y_t dan Y_{t+k} setelah dependensi linear dalam variabel $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ telah dihilangkan. Menurut Wei (1990), fungsi autokorelasi parsial (PACF) dapat dinyatakan sebagai

$$\begin{aligned} \phi_{kk} &= Corr(Y_t, Y_{t+k} | Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}) \\ &= \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \end{aligned}$$

dengan $\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}$, untuk $j = 1, 2, 3, \dots, k-1$

2.2.3 Model Runtun Waktu *Box-Jenkins*

2.2.3.1 Model ARIMA

Menurut Montgomery *et al.* (2008) model ARIMA atau yang dikenal dengan model *Box-Jenkins* merupakan model univariat yang menggambarkan peubah tunggal sebagai gabungan dari proses *Autoregressive* (AR) dan proses *Moving Average* (MA). Model ARIMA dapat digunakan pada data deret waktu keuangan jika data tersebut tidak menunjukkan adanya heteroskedastisitas. Model ARIMA terdiri dari beberapa model, yaitu

a. Proses *Autoregressif* (AR)

$$Y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

b. Proses *Moving Average* (MA)

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.6)$$

c. Proses *Autoregressif Moving Average* (ARMA)

$$Y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.7)$$

d. Proses *Autoregressif Integrated Moving Average* (ARIMA)

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (2.8)$$

dimana,

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \text{ dan } \theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

Keterangan :

Y_t = observasi deret waktu

Y_{t-1} = Observasi deret waktu sebelumnya

δ, ϕ = Konstanta dan koefisien model *autoregressive*

μ, θ = Konstanta dan koefisien model *moving average*

ε_t = sisaan *white noise*

ε_{t-1} = sisaan sebelumnya

2.2.3.2 Model ARFIMA

Proses ARIMA sering dinyatakan sebagai proses jangka pendek (*short memory*) karena autokorelasi antara Y_t dan Y_{t+k} turun secara cepat untuk $k \rightarrow \infty$, dalam kasus-kasus tertentu autokorelasi turun lambat secara hiperbolik untuk lag yang semakin besar. Hal ini menunjukkan adanya hubungan antara pengamatan yang jauh terpisah atau memiliki ketergantungan jangka panjang (Ningrum, 2009).

Autocorrelation function (ACF) dikatakan proses memori jangka panjang jika $\lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^t |\rho_k|$ tidak konvergen. Fungsi autokorelasi berkala Y_t dikatakan mengikuti proses memori jangka pendek jika $\lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^t |\rho_k| < \infty$ dan sebaliknya fungsi autokorelasi berkala Y_t dikatakan mengikuti proses memori jangka panjang jika $\lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^t |\rho_k| = \infty$ (Ningrum, 2009). Selain itu, *long memory* juga dapat dideteksi dengan melihat plot ACF yang ditunjukkan dengan autokorelasinya turun secara hiperbolik.

Model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA) merupakan pengembangan dari model ARIMA. Suatu proses dikatakan mengikuti model ARFIMA jika nilai d adalah riil. ARFIMA disebut juga ARIMA yang nilai d tidak hanya berupa nilai *integer*, melainkan termasuk juga nilai-nilai riil yang disebabkan oleh adanya memori jangka panjang.

Menurut Doornik dan Ooms (2012), model ARFIMA(p, d, q) dapat ditulis;

$$\phi(B)\nabla^d Y_t = \theta(B)a_t, \quad t = 1, 2, 3, \dots, T \quad (2.9)$$

dengan level integrasi d merupakan bilangan riil dan $a_t \sim IID(0, \sigma_t^2)$. Filter pembeda ∇^d pada rumus di atas disebut *Long Memory Filter* (LMF) yang menggambarkan adanya ketergantungan jangka panjang dalam deret. Filter ini diekspansikan sebagai deret Binomial

$$\nabla^d = (1 - B)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-1)^j B^j \quad (2.10)$$

dengan $\binom{d}{j} = \frac{d!}{j!(d-j)!} = \frac{\Gamma(d+1)}{\Gamma(j+1)\Gamma(d-j+1)}$ dan $\Gamma(x)$ merupakan fungsi gamma, sehingga

$$\begin{aligned}\nabla^d &= \binom{d}{0}(-1)^0 B^0 + \binom{d}{1}(-1)^1 B^1 + \binom{d}{2}(-1)^2 B^2 + \binom{d}{3}(-1)^3 B^3 + \dots \\ &= \frac{d!}{0!(d-0)!} B^0 - \frac{d!}{1!(d-1)!} B^1 + \frac{d!}{2!(d-2)!} B^2 - \frac{d!}{3!(d-3)!} B^3 \\ &= 1 - dB + \frac{1}{2}(1-d)dB^2 - \frac{1}{6}(1-d)(2-d)dB^3 + \dots\end{aligned}\quad (2.11)$$

Menurut Hosking (1981), karakteristik deret yang *fractionally integrated* untuk berbagai nilai d adalah

1. $|d| \geq \frac{1}{2}$ menyatakan proses panjang dan tidak stasioner.
2. $0 < d < \frac{1}{2}$ menyatakan proses berkorelasi panjang stasioner dengan adanya ketergantungan positif antar pengamatan yang terpisah jauh yang ditunjukkan dengan autokorelasi positif dan turun lambat dan mempunyai representasi *moving average* orde tak hingga.
3. $-\frac{1}{2} < d < 0$ menyatakan proses berkorelasi panjang stasioner dengan memiliki ketergantungan negatif yang ditandai dengan autokorelasi negatif dan turun lambat serta mempunyai representasi *autoregressive* orde tak hingga.
4. $d = 0$ menyatakan proses berkorelasi pendek.

Untuk fungsi autokovarian dan autokorelasi dapat dicari sebagai berikut.

Fungsi autokovarian dari $\{Y_t\}$ adalah

$$\gamma_k = E(Y_t, Y_{t-k}) = \frac{(-1)^k (-2d)!}{(k-d)! (-k-d)!} \quad (2.12)$$

sehingga fungsi autokorelasi dari $\{Y_t\}$ adalah

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{(-d)!(k+d-1)!}{(d-1)!(k-d)!}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.13)$$

dengan

$$\gamma_0 = \frac{(-2d)!}{\{(-d)!\}^2} \text{ serta } \rho_1 = \frac{d}{1-d}$$

Ketika memodelkan *time series* memori jangka panjang, model ARFIMA memberikan hasil yang tidak dapat diperoleh dengan model tak fraksional ARIMA. Parameter pembedaan fraksional menangkap adanya fenomena jangka panjang tanpa menimbulkan masalah-masalah yang berkaitan dengan model ARMA. Menurut Sowell (1992), masalah yang mungkin muncul dalam memodelkan *time series* jangka panjang dengan ARMA antara lain.

1. Dengan menggunakan model ARMA untuk menangkap fenomena jangka panjang (*long memory*), apabila parameter AR atau MA mampu menangkap fenomena jangka panjang maka pendekatan untuk jangka pendek akan terabaikan. Sebagai contoh, dengan parameter AR(1) tidak mungkin dapat memodelkan korelasi yang tinggi pada siklus sepuluh tahunan. Masalah yang sama muncul dalam memodelkan ketergantungan jangka panjang yang negatif.
2. Sebaliknya, jika dugaan akan adanya fenomena jangka panjang pada deret diabaikan untuk mendapatkan model yang lebih baik untuk fenomena jangka pendek, maka tidak ada cara yang tepat dalam menggambarkan parameter AR dan MA untuk menggambarkan karakteristik jangka panjang pada deret, walaupun sebenarnya peneliti menemukan fenomena jangka panjang pada deret.

Model ARFIMA(p, d, q) lebih dapat diterima bahkan untuk permasalahan tidak fraksional ARMA(p, q). Model ARFIMA akan tak stasioner jika $d \geq \frac{1}{2}$. Bagaimanapun juga ketergantungan jangka panjang ini berhubungan dengan seluruh $d > 0$ yang menangkap fenomena jangka panjang tanpa berpengaruh terhadap jangka pendeknya.

Keuntungan yang didapat jika menggunakan model ARFIMA(p, d, q) menurut Sowell (1992) adalah

1. Mampu memodelkan perubahan yang tinggi dalam jangka panjang (*long term persistence*).
2. Mampu menjelaskan struktur korelasi jangka panjang dan jangka pendek sekaligus.

3. Mampu memberikan model dengan parameter yang lebih sederhana (*parsimony*) baik untuk data dengan memori jangka panjang maupun jangka pendek.

2.2.4 Pemodelan Runtun Waktu dengan Metode *Box-Jenkins*

Langkah-langkah yang ditempuh dalam pemodelan runtun waktu dengan metode *Box-Jenkins* adalah identifikasi model, estimasi parameter model, pengujian parameter, pengujian diagnostik model, dan pemilihan model terbaik. Setelah didapat model ARFIMA terbaik, dilakukan evaluasi model melalui analisis diagnostik sisaan, yaitu kehomogenan ragam sisaan. Uji yang digunakan untuk analisis diagnostik sisaan adalah sebagai berikut.

2.2.4.1 Identifikasi Model

Dalam identifikasi model *Box-Jenkins*, p adalah orde untuk proses *autoregresif*, d merupakan orde *differencing*, dan q adalah orde untuk proses *moving average*. Dalam penetapan p dan q dapat dibantu dengan mengamati pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

2.2.4.2 Estimasi Parameter

Menurut Doornik dan Ooms (1999), ada beberapa metode estimasi parameter model ARFIMA antara lain Geweke dan Porter Hudak (GPH), Non-Linear Least Square (NLS), Exact Maximum Likelihood (EML) dan Modified Profile Likelihood (MPL). Pada penelitian ini, akan digunakan metode EML. Fungsi autokovarian dari model ARMA stasioner dengan mean μ adalah

$$\gamma_i = E[(Y_t - \mu)(Y_{t-i} - \mu)]$$

Didefinisikan matriks kovarian dari distribusi bersama $y = [y_1, y_2, \dots, y_t]$ adalah

$$V[y] = \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & \cdots & \gamma_{T-2} & \gamma_{T-1} \\ \gamma_1 & \gamma_0 & & & \gamma_{T-2} \\ \vdots & & & & \vdots \\ \gamma_{T-2} & & & & \gamma_1 \\ \gamma_{T-1} & \gamma_{T-2} & \cdots & \gamma_1 & \gamma_0 \end{bmatrix} = \Sigma$$

dengan $V[y]$ merupakan suatu matriks Toeplitz simetris, dinyatakan dengan $T[y_0, y_1, \dots, y_{T-1}]'$ dan diasumsikan berdistribusi normal $y \sim N_T(\pi, \Sigma)$

Berdasarkan persamaan pada model ARFIMA dengan $y \sim N_T(\pi, \Sigma)$ fungsi densitas probabilitasnya adalah

$$f(\pi, \Sigma) = (2\pi)^{-\frac{T}{2}} |\Sigma| \exp\left(-\frac{1}{2} y' \Sigma^{-1} y\right)$$

dengan Σ adalah matriks kovarian.

Penaksiran parameter model dengan metode EML dilakukan dengan membentuk fungsi log-likelihoods dari parameter model. Dengan $z = y - \mu$, fungsi tersebut dinyatakan sebagai (Ningrum, 2009)

$$\log B(d, \phi, \theta, \sigma_\varepsilon^2) = -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log |\Sigma| - \frac{1}{2} z' \Sigma^{-1} z$$

dengan $\Sigma = R\sigma_\varepsilon^2$, maka persamaan menjadi

$$\begin{aligned} \log B(d, \phi, \theta, \sigma_\varepsilon^2) &= -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log |R\sigma_\varepsilon^2| - \frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2} z' R^{-1} z \\ &= -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(\sigma_\varepsilon^2)^T - \frac{1}{2} \log |R| - \frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2} z' R^{-1} z \\ &= -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{T}{2} \log(\sigma_\varepsilon^2) - \frac{1}{2} \log |R| - \frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2} z' R^{-1} z \end{aligned}$$

Nilai maksimum didapatkan dengan melakukan diferensiasi pada fungsi *log-likelihood* di atas terhadap σ_ε^2 .

$$\frac{\partial(\log B(d, \phi, \theta, \sigma_\varepsilon^2))}{\partial \sigma_\varepsilon^2} = -\frac{T}{2\sigma_\varepsilon^2} + \frac{1}{2(\sigma_\varepsilon^2)^2} z' R^{-1} z$$

Jika turunan pertama tersebut disama dengankan nol, maka persamaan di atas menjadi

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\log B(d, \phi, \theta, \sigma_\varepsilon^2))}{\partial \sigma_\varepsilon^2} &= 0 \\ \Leftrightarrow -\frac{T}{2\sigma_\varepsilon^2} + \frac{1}{2(\sigma_\varepsilon^2)^2} z' R^{-1} z &= 0 \end{aligned}$$

$$\Leftrightarrow -\frac{T}{2\sigma_{\varepsilon}^2} = -\frac{1}{2(\sigma_{\varepsilon}^2)^2} z'R^{-1}z$$

$$\Leftrightarrow T = \frac{1}{\sigma_{\varepsilon}^2} z'R^{-1}z$$

$$\Leftrightarrow \sigma_{\varepsilon}^2 = T^{-1}z'R^{-1}z$$

2.2.4.3 Pengujian Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Misalkan δ adalah suatu parameter pada model ARFIMA (mencakup ϕ , θ , dan μ) dan $\hat{\delta}$ adalah nilai estimasi dari parameter tersebut, sedangkan estimasi standar error dari estimasi parameter $\hat{\delta}$ adalah $SE(\hat{\delta})$, maka hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter adalah

$H_0: \delta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \delta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}$$

Kaidah pengambilan keputusan. Tolak H_0 : jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}(n-p)}$, dengan n adalah banyaknya observasi, dan p adalah jumlah parameter yang ditaksir atau menggunakan nilai $p - value < \alpha$ artinya parameter signifikan.

2.2.4.4 Pengujian Diagnostik Model

Suatu model dibangun dengan batasan-batasan (asumsi), sehingga kesesuaian model juga dipengaruhi oleh pemenuhan asumsi-asumsi yang telah ditetapkan. Hal ini bertujuan untuk mengetahui apakah model yang telah diestimasi cukup cocok dengan data runtun waktu yang diramalkan.

Pada pengujian diagnostik ini dilakukan analisis nilai sisa. Model dikatakan memadai jika nilai sisa tidak berkorelasi, dan tidak terindikasi heteroskedastisitas. Selain itu nilai sisa juga harus memenuhi asumsi distribusi normal.

Pada penelitian ini, uji diagnostik dilakukan dua kali. Uji diagnostik pertama untuk model ARFIMA dan uji diagnostik kedua untuk model ARFIMA-HYGARCH. Berikut uji untuk uji diagnostik sisaan.

1. Uji Jarque-Bera (JB)

Pemeriksaan sisaan model menggunakan uji Jarque Bera. Uji ini berfungsi untuk menguji kenormalan sebaran data yang mengukur perbedaan antara *skewness* (kemenjuluran) dan *kurtosis* (keruncingan) data dari sebaran normal. Kemenjuluran mengukur seberapa lebar sebaran yang menyebabkan sisaan tidak simetri terhadap nilai tengah, sedangkan keruncingan mengukur seberapa runcing ekor dari sebaran. Hipotesis pada uji ini adalah

H_0 : Sisaan menyebar normal

H_1 : Sisaan tidak menyebar normal

Statistik uji *Jarque-Bera* adalah

$$JB = \left[\frac{n}{6} S^2 + \left(\frac{n}{24} \right) (K - 3)^2 \right] \sim X_{(2)}^2$$

dengan n = banyaknya pengamatan, S = kemenjuluran, dan K = keruncingan. Kemudian tolak H_0 jika $JB \geq X_{(2)}^2$ maka sisaan tidak menyebar normal.

2. Uji Autokorelasi

Menurut Juanda dan Junaidi (2012) uji *Ljung-Box* digunakan untuk menguji autokorelasi sisaan. Hipotesis ujinya adalah

H_0 : Tidak terdapat autokorelasi

H_1 : Terdapat autokorelasi

Statistik uji *Ljung-Box* adalah sebagai berikut:

$$LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\rho_k^2}{n - 1} \right) \sim X_{(m)}^2$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan dan ρ_k^2 adalah koefisien autokorelasi pada lag ke- k . Tolak H_0 jika $LB > X_{(m)}^2$, maka terdapat autokorelasi pada sisaan.

3. Uji ARCH-LM

Menurut Juanda dan Junaidi (2012) uji ARCH-LM digunakan untuk menguji efek ARCH pada sisaan sebelum menggunakan model ARCH/ GARCH. Uji ARCH-LM digunakan dengan menguji signifikansi persamaan berikut.

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 \pm \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.14)$$

Hipotesisnya adalah

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (tidak terdapat efek ARCH/ragam galat homogen)

$H_1: \exists \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ (terdapat efek ARCH/ragam galat tidak homogen).

Statistik ujinya yaitu $TR^2 \sim X_p^2$

dimana T adalah banyaknya pengamatan dan R^2 adalah koefisien determinasi. Tolak H_0 jika $TR^2 > X_p^2$. Ini menunjukkan adanya efek ARCH dalam model.

2.3 Model Volatilitas Runtun Waktu

2.3.1 Model ARCH

Robert Engle (1982) mengembangkan model rata-rata dan ragam suatu data deret waktu yang dimodelkan secara simultan. Model tersebut dikenal dengan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Dalam model ARCH, heteroskedastisitas terjadi karena data deret waktu memiliki volatilitas tinggi. Jika suatu data pada suatu periode memiliki fluktuasi yang tinggi dan galatnya juga tinggi, diikuti suatu periode dimana fluktuasinya rendah dan galatnya juga rendah, ragam galat dari model akan sangat tergantung dari fluktuasi galat sebelumnya (Juanda dan Junaidi 2012). Maka model ARCH(p) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) menunjukkan bahwa ragam galat (σ_t^2) memiliki dua unsur, yaitu konstanta (ω) dan kuadrat galat beberapa periode yang lalu (ε_{t-i}^2). Ragam galat (σ_t^2) tergantung dari fluktuasi galat kuadrat dari beberapa periode yang lalu (*lag p*), maka model dari galat ε_t tersebut adalah heteroskedastisitas yang bersyarat (*conditional heteroscedasticity*) pada galat (ε_{t-i}^2).

Model ARCH memiliki beberapa kelemahan, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Model mengasumsikan bahwa eror positif dan negatif memiliki pengaruh sama terhadap volatilitas. Padahal dalam kenyataannya harga sebuah aset finansial memberi respon berbeda terhadap eror positif dan eror negatif.
2. Model ARCH hanya menyediakan cara mekanis untuk menjelaskan perilaku variansi bersyarat.
3. Model ARCH merespon secara lambat perubahan yang besar terhadap *return*.
4. Parameter model ARCH terbatas.

2.3.2 Model GARCH

Menurut Tsay (2005) , Bollerslev pada tahun 1986 mengemukakan bahwa ragam galat tidak hanya tergantung dari galat periode lalu tetapi juga ragam galat periode yang lalu. Berdasarkan hal tersebut, kemudian model ARCH dikembangkan dengan memasukkan unsur galat periode lalu dan ragam galat. Model ini dikenal sebagai model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model ini mempunyai kelebihan yaitu mampu mengatasi ordo yang terlalu besar pada model ARCH. Namun, terdapat juga kekurangan pada model ini yaitu membatasi nilai parameternya agar ragam bersyaratnya tidak negatif serta tidak dapat menangkap efek asimetrik. Model GARCH(p,q) dapat dinyatakan pada persamaan sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.16)$$

Dengan ω adalah konstanta, α_i dan β_j berturut-turut adalah koefisien model ARCH dan GARCH. Persamaan (2.16) menunjukkan bahwa ragam galat

(σ_t^2) tidak hanya dipengaruhi oleh kuadrat galat periode yang lalu (ε_{t-i}^2) , tetapi juga oleh ragam galat periode yang lalu (σ_{t-j}^2) (Juanda dan Junaidi 2012).

Jika menggunakan operator *lag* (L), GARCH (p,q) dapat ditulis pada persamaan berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (2.17)$$

dengan $\alpha(L)$ dan $\beta(L)$ adalah fungsi polinomial.

$$\alpha(L) = \alpha_1 L + \alpha_2 L^2 + \dots + \alpha_p L^p \text{ dan } \beta(L) = \beta_1 L + \beta_2 L^2 + \dots + \beta_q L^q$$

Model GARCH memiliki batasan pada parameternya agar ragam bersyarat (*conditional variance*) menjadi positif $(\omega > 0, \alpha_i \geq 0 \text{ (untuk } i = 1, 2, \dots, p), \text{ dan } \beta_j \geq 0 \text{ (untuk } j = 1, 2, \dots, q))$. Selain itu, model GARCH tidak mampu menangkap efek asimetrik. Untuk mengetahui keasimetrikan data pada model GARCH dapat diuji dengan uji SBT dan dengan melihat korelasi antara a_t^2 (standar residual kuadrat model *Box Jenkins*) dengan a_{t-p} (*lag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* (korelasi silang).

Enders (2004), mengemukakan bahwa pada beberapa data finansial, terdapat perbedaan besarnya perubahan pada volatilitas ketika terjadi pergerakan nilai *return*, yang disebut dengan pengaruh keasimetrikan. Keasimetrikan yang terjadi dapat berupa korelasi positif atau negatif antara nilai *return* sekarang dengan volatilitas yang akan datang. Korelasi negatif antara nilai *return* dengan perubahan volatilitasnya, yaitu kecenderungan volatilitas menurun ketika *return* naik dan volatilitas meningkat ketika *return* lemah disebut efek *lverage*. Keberadaan efek *lverage* pada data finansial menyebabkan model GARCH menjadi tidak tepat digunakan untuk menduga model. Karena model GARCH hanya dapat menduga perubahan reaksi yang bersifat simetris (yaitu perubahan yang sama pada volatilitas yang disebabkan adanya perubahan nilai *return*).

2.3.2.1 Uji Pengaruh Asimetrik

Menurut Engle *et al.* (1993), pengaruh keasimetrikan (efek *leverage*) pada data dapat diuji dengan *Sign Bias Test* (SBT). Uji ini ditujukan untuk menentukan apakah sisaan positif dan negatif memberikan pengaruh yang berbeda pada volatilitas.

Uji SBT digunakan dengan menguji signifikansi pada persamaan berikut .

$$S_t^2 = \pi_0 + \pi_1 d_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (2.18)$$

Hipotesis yang digunakan dalam SBT adalah sebagai berikut :

$H_0: \pi_1 = 0$ (tidak terdapat efek asimetrik dalam volatilitas)

$H_1: \pi_1 \neq 0$ (terdapat efek asimetrik dalam volatilitas)

dimana,

$$S_t^2 = \frac{\hat{\alpha}_t^2}{\hat{\sigma}_t^2} \quad d_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{jika } \hat{\alpha}_t^2 < 0 \\ 0, & \text{jika } \hat{\alpha}_t^2 \geq 0 \end{cases}$$

Keterangan :

α_t = nilai duga sisaan ARFIMA

ε_{1t} = sisaan regresi

Statistik ujinya

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\pi}_1}{S(\hat{\pi}_1)}$$

Menurut Tagliafichi (2013), untuk menguji efek asimetrik, data runtun waktu terlebih dahulu dimodelkan ke dalam model GARCH. kemudian dari model tersebut diuji apakah memiliki efek asimetrik dengan melihat korelasi antara a_t^2 (standar residual kuadrat model *Box Jenkins*) dengan a_{t-p} (*lag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* (korelasi silang). Kriteria pengujianya adalah jika terdapat *lag* yang keluar dari batas standar deviasi atau di tandai dengan adanya tanda bintang, maka nilai *cross correlation* berbeda

signifikan dengan nol artinya kondisi *bad news* dan *good news* memberi pengaruh asimetrik terhadap volatilitas.

2.3.3 Model IGARCH

Model *Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (IGARCH) digunakan apabila terdapat *unit root* pada model GARCH yaitu dipenuhinya kondisi:

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1 \quad (2.19)$$

Menurut Francq dan Zakoian (2010) bentuk umum model IGARCH (p, q) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.20)$$

Pada saat varians bersyarat tidak didapatkan, dimana peramalan volatilitas tidak memenuhi kondisi *mean reverting* yaitu konvergensi peramalan tidak dipenuhi, maka model IGARCH relevan untuk digunakan. Karena fenomena $\alpha + \beta = 1$, maka β dapat diganti dengan parameter λ yang nilainya berada pada interval $[0,1]$. Parameter λ memberi arti sebagai skala bobot dari suatu data terhadap data sebelumnya yang disebut faktor peluruh. Besarnya λ cukup akurat memodelkan volatilitas meskipun nilainya berbanding terbalik dengan besar pengaruhnya terhadap volatilitas. Jelas bahwa λ merupakan suatu ukuran akurasi terhadap pemodelan volatilitas dimana volatilitas yang tinggi pada periode saat ini menunjukkan tetap tingginya volatilitas tersebut pada periode selanjutnya.

2.3.4 Model FIGARCH

Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (FIGARCH) yang dikenalkan pertama kali oleh Bollerslev dan Mikkelsen (1996) adalah modifikasi dari model IGARCH. Model FIGARCH tidak hanya mampu memodelkan *volatility clustering* (seperti yang dilakukan model ARCH dan GARCH) dan menangkap efek asimetrik (seperti yang dilakukan model IGARCH), tetapi model FIGARCH juga mampu memperhitungkan karakteristik *long memory* dalam volatilitas. Namun, model FIGARCH adalah model yang tidak

stasioner, model ini kurang menarik untuk aplikasi praktis. Kelemahan lain dari model FIGARCH adalah bahwa d harus ≥ 0 dan koefisien polinomialnya harus memenuhi beberapa batasan sehingga ragam bersyaratnya akan positif. Spesifikasi umum model FIGARCH(p, d, q) adalah sebagai berikut:

$$\phi(L)(1-L)^d \varepsilon_t^2 = \omega + [(1 - \beta(L))]v_t \quad (2.21)$$

atau dapat dinyatakan

$$\sigma_t^2 = \omega + (1 - [1 - \beta(L)]^{-1} \phi(L)(1-L)^d) \varepsilon_t^2 \quad (2.22)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \lambda(L) \sigma_t^2 \quad (2.23)$$

Dimana $\lambda(L) = \lambda_1 L + \lambda_2 L^2 + \dots$ dan $0 \leq d \leq 1$. Keberadaan *long memory* ini dapat difaktorisasikan melalui polinomial *autoregressive* $[1 + \beta(L)] = \phi(L)(1-L)^d$.

Pada persamaan (2.22) dan persamaan (2.23) menyatakan bahwa ω adalah konstanta, σ_t^2 adalah ragam galat, $\phi(L)$ dan $\beta(L)$ adalah polinomial, $(1-L)^d$ adalah fungsi hipergeometrik, L adalah operator lag, d adalah fraksi *long memory*, λ adalah efek *leverage* ($\lambda < 0$), $z_t = \frac{\varepsilon_t}{\omega_t}$ adalah sisaan terstandardisasi, θz_t adalah *sign effect*, $\lambda[|z_t| - E(|z_t|)]$ adalah *magnitude effect* (Chang et al. 2012).

Menurut Owidi dan Waweru (2016) jika $0 < d < 1$, FIGARCH adalah stasioner dan proses dikatakan fraksional yang terintegrasi memiliki sifat *long memory*. *Long memory* pada data ditandai dengan menurunnya fungsi autokorelasi secara hiperbolik. Data yang memiliki *long memory* contohnya adalah pergerakan harga saham. Konsep *long memory* ini erat hubungannya dengan kestasioneran pada rata-rata (Murwaningtyas et al. 2016).

2.3.5 Model HYGARCH

Davidson pada tahun 2004 telah mengembangkan sebuah model yang disebut Hyperbolic GARCH yang merupakan perpanjangan dari model FIGARCH. Varians bersyarat dari model HYGARCH dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$h_t = \omega + \left(\sum_{k=1}^{\infty} \pi_k L^k \right) e_t^2 \quad (2.24)$$

dengan

$$\sum_{k=1}^{\infty} \pi_k L^k = \left(1 - \frac{1-\delta(L)}{1-\beta(L)} (1 - \alpha + \alpha(1-L)^{d_{FG}}) \right)$$

dan

$$(1-L)^{d_{FG}} = 1 - \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k L^k$$

sehingga

$$h_t = \omega + \left(1 - \frac{1-\delta(L)}{1-\beta(L)} (1 - \alpha + \alpha(1-L)^{d_{FG}}) \right) e_t^2$$

$$h_t = \omega + \left(1 - \frac{1-\delta(L)}{1-\beta(L)} (1 + \alpha[(1-L)^{d_{FG}} - 1]) \right) e_t^2 \quad (2.25)$$

Dimana $\{\varepsilon_t\}$ adalah variabel acak dengan $Mean = 0$ dan $Varians = 1$. $\alpha > 0, \beta \geq 0, \delta \geq 0$. L adalah operator *backshift*. $0 \leq d \leq 1$ dan $\omega \geq 0$ adalah parameter memori dan bobot masing-masing. Model memori hiperbolik berasal dari struktur $(1-L)^{d_{FG}} = 1 - \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k L^k$ untuk $0 < d < 1$.

Model HYGARCH menjadi GARCH sederhana ketika $\alpha = 0$ dan menjadi model FIGARCH dalam kasus $\alpha = 1$. Oleh karena itu, model GARCH dan FIGARCH hanya merupakan kasus khusus dari model HYGARCH.

Davidson (2004) menunjukkan bahwa HYGARCH mampu memodelkan dinamika volatilitas dalam tiga mata uang Asia selama periode krisis 1997-1998. Niguez dan Rubia (2006) menerapkan model HYGARCH pada portofolio dengan lima nilai tukar dan melaporkan bahwa model tersebut jelas mengungguli varian GARCH yang lebih sederhana dalam hal peramalan *out-of-sample*. Tang dan Shieh (2006) membandingkan kinerja model FIGARCH dan HYGARCH dalam memprediksi *Value-at-Risk* untuk tiga pasar berjangka indeks saham.

Model HYGARCH diperkenalkan sebagai generalisasi dari model FIGARCH dengan tingkat konvergensi hiperbolik (Davidson, 2004). Model ini termasuk dalam kelas model di mana varian bersyarat pada waktu t adalah rata-rata bergerak tak terbatas dari realisasi kuadrat runtun waktu hingga waktu ke $t - 1$. Model HYGARCH yang diusulkan memungkinkan adanya momen kedua dan lebih banyak fleksibilitas daripada Model IGARCH dan FIGARCH (Kwan et al, 2012).

Proses FIGARCH selalu memiliki varian yang tak terbatas, dan ini membatasi aplikasinya. Untuk mengatasi kelemahan ini, Davidson (2004) mengusulkan GARCH hiperbolik (HYGARCH) model, model GARCH hiperbolik yang ditemukan oleh Davidson menjadi model HYGARCH pertama dalam literatur.

Jika HYGARCH merupakan model yang terbaik, maka evaluasi model dilakukan dengan analisis diagnostik sisaan seperti pada model ARFIMA. Begitu pula dengan model ARCH, GARCH, EGARCH, dan FIGARCH analisis diagnostik perlu dilakukan untuk melihat kesesuaian model.

2.4 Pemilihan Model Terbaik

Menurut Laurent dan Peters (2002) pemilihan model terbaik diperlukan untuk menentukan model yang paling sesuai. Terdapat dua kriteria penting yang dapat digunakan untuk pemilihan model terbaik, yaitu *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz's Criterion* (SC). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan SC terkecil. Rumus AIC dan SC diberikan sebagai berikut.

$$AIC = -2 \frac{\log L(\hat{\theta})}{n} + 2 \frac{k}{n} \quad (2.26)$$

$$SC = -2 \frac{\log L(\hat{\theta})}{n} + 2 \frac{\log(k)}{n} \quad (2.27)$$

Keterangan:

n = banyaknya jumlah pengamatan

k = banyaknya parameter model

$L(\hat{\theta})$ = fungsi *likelihood* dari model.

2.5 Time Series

Data runtun waktu (*time series*) adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Analisis data runtun waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilitas keadaan yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan.

Runtun waktu (*time series*) adalah suatu rangkaian pengamatan berdasarkan urutan waktu dari karakteristik kuantitatif dari suatu atau kumpulan kejadian yang diambil dalam periode waktu tertentu. Untuk memahami karakteristik-karakteristik yang dimiliki oleh suatu data runtun waktu, para peneliti telah mengadopsi metode-metode analisis data runtun waktu (*time series analysis*) dengan tujuan agar dapat menemukan suatu keteraturan atau pola yang dapat digunakan dalam peramalan kejadian mendatang. (Addinul Assidiq,Putriaji Hendikawati & Nurkaromah Dwidayati, 2017).

2.6 Indeks Harga Saham Gabungan

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang tercatat di Bursa Efek Indonesia yang meliputi pergerakan-pergerakan harga untuk saham biasa dan saham preferen. Sebuah indeks di pasar modal memiliki lima fungsi yaitu sebagai indikator *trend* pasar, indikator tingkat keuntungan, tolok ukur (*benchmark*) kinerja suatu portofolio, memfasilitasi pembentukan portofolio dengan strategi pasif, serta memfasilitasi berkembangnya produk derivatif (Sunariyah, 2011).

Dengan adanya indeks, investor dapat mengetahui gambaran kondisi pasar pada suatu satuan waktu agar menjadi indikator penting apakah mereka akan menjual (*sell*), menahan (*hold*), atau membeli (*buy*) saham. Peramalan berperan penting dalam menentukan IHSG ini untuk menghasilkan keputusan investasi yang tepat (Falani, 2012).

Dalam melakukan investasi saham, seorang investor selalu mengharapkan adanya *return* atau keuntungan. *Return* merupakan besarnya nilai pengembalian yang akan diperoleh sebagai hasil investasi. Menurut Untari *et al.* (2009) menggunakan nilai *return* pada analisis ini sama halnya melakukan pembedaan

(*differencing*) dan transformasi logaritma pada nilai harian IHSG, sehingga data akan stasioner. Nilai *return* diperoleh dari rumus berikut.

$$R_t = \log \left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}} \right) \quad (2.28)$$

Keterangan:

R_t = tingkat pengembalian harga saham pada waktu ke-t

Y_t = indeks harga saham gabungan pada waktu ke-t

Y_{t-1} = indeks harga saham gabungan pada waktu sebelumnya

2.7 Kerangka Berpikir

Metode *Forecasting* merupakan sebuah metode sebagai alat bantu dalam melakukan suatu perencanaan yang efisien dan efektif dalam melakukan prediksi pada suatu kejadian yang akan datang. Metode *forecasting* dibagi menjadi dua yaitu *forecasting* secara kualitatif dan *forecasting* secara kuantitatif. *Forecasting* secara kualitatif artinya *forecasting* hanya berdasarkan pada pendapat serta analisis yang deskriptif. Sedangkan *forecasting* kuantitatif yaitu merupakan *forecasting* yang berkaitan dengan perhitungan secara matematis. Metode *forecasting* kualitatif diantaranya yaitu metode *delphi*, riset pasar, panel konsumen, juri dan opini eksekutif, dan lainnya. metode kuantitatif diantaranya adalah metode *time series* dan metode kausal.

Metode kausal merupakan metode yang didasarkan pada keterkaitan antara variabel yang di perkirakan dengan variabel lain yang mempengaruhinya tetapi bukan dalam bentuk variabel waktu. Atau metode ini menggunakan pendekatan sebab akibat dan bertujuan untuk meramalkan keadaan dimasa yang akan datang dengan menemukan dan mengukur beberapa variable bebas yang penting beserta pengaruhnya terhadap variabel terikat yang akan diramalkan. Metode peramalan yang ada pada metode kausal yaitu metode regresi dan korelasi, metode *input output* dan metode ekonometri.

Metode *time series* didasarkan pada serangkaian data-data beruntun yang berjarak sama. Serangkaian data ini merupakan serangkaian observasi berbagai variabel menurut waktu. Di dalam analisa deret waktu terdapat keterkaitan antara *variable dependent* dengan *variable independent* yang dihubungkan dengan waktu

seperti harian, mingguan, bulanan ataupun tahunan. Adapun metode peramalan di dalam analisa deret waktu diantaranya adalah metode Box-Jenkins, metode *Eksponensial smoothing* dan metode *multivariate*.

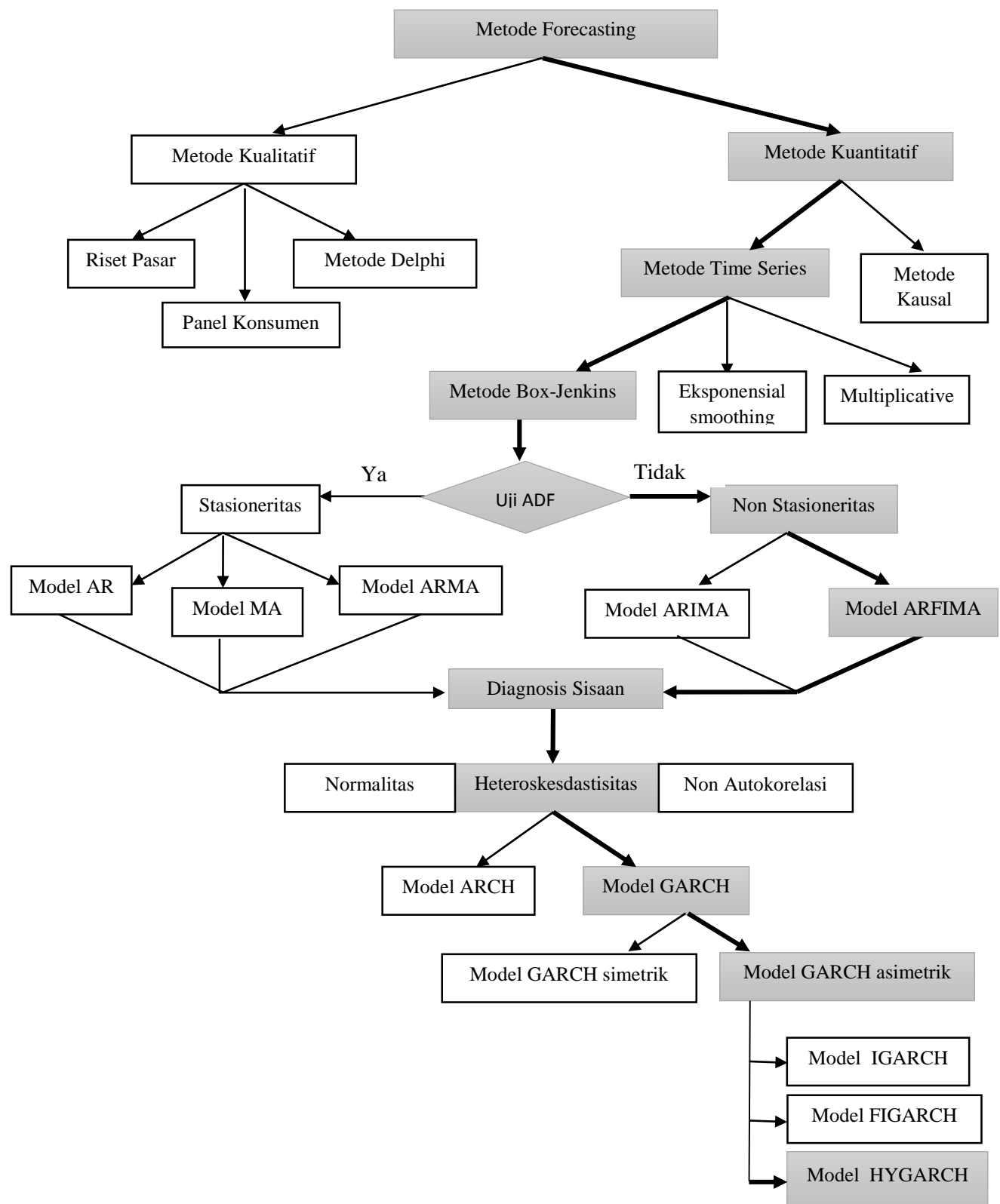
Metode *eksponensial smoothing* merupakan metode peramalan *univariate*. Metode ini digunakan jika data tidak memiliki komponen musiman dan *trend*. Dalam metode *eksponensial smoothing*, terdapat tiga metode yaitu metode *holt*, metode *winters*, dan metode *holt-winters*.

Metode *Box-Jenkins* merupakan metode *time series* yang sangat memperhatikan faktor kebugusan data deret waktu dalam membentuk modelnya. Peramalan dengan metode ini didasarkan pada model regresi deret waktu stasioner. Model *time series* stasioner diantaranya yaitu model AR (*Autoregressive*), MA (*Moving Average*), dan ARMA (*Autoregressive Moving Average*). Sedangkan deret waktu non stasioner di bagi menjadi dua yaitu ARIMA dan ARFIMA.

Diagnostik sisaan dari model *Box-Jenkins* dilakukan yaitu meliputi kenormalan sisaan, autokorelasi sisaan, dan kehomogenan ragam sisaan. Jika ragam sisaan heterogen, maka masalah tersebut dapat diatasi dengan membangun model ragam bersyarat (*conditional variance*). Model ragam bersyarat tersebut yaitu model ARCH dan model GARCH

Model GARCH dibagi menjadi dua yaitu Asimetris GARCH dan Simetris GARCH. model Simetris GARCH tidak dapat mengungkapkan efek asimetris yang merujuk pada fakta bahwa *bad news* lebih meningkatkan volatilitas dibandingkan *god news*. Model Asimetris GARCH dapat mengungkapkan efek asimetris sehingga model ini memiliki peran yang penting dalam memprediksi volatilitas serta dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan model simetris GARCH. Model asimetris GARCH antara lain yaitu model EGARCH, model T-GARCH, model IGARCH, model FIGARCH, model APARCH dan model HYGARCH yang masing-masing mempunyai kelebihan dan kekurangan.

Dalam penelitian dengan judul “*Long Memory Volatility Model* dengan ARFIMA-HYGARCH untuk meramalkan *Return* Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)” maka peneliti membentuk kerangka berpikir sebagai berikut :



Bagan 2.1 Kerangka Berpikir

2.8 *OxMetrics* 7.2

Doornik menjelaskan *OxMetrics* adalah sebuah kelompok dari paket perangkat lunak yang menyediakan solusi terintegrasi untuk analisis ekonometrika dari *time series*, peramalan, pemodelan ekonometrika finansial, atau analisis statistika data *cross-section* dan data panel. Paket inti kelompok adalah *OxMetrics*, yang menyediakan *interface* pengguna, penyelesaian data, dan grafik. Unsur-unsur lain dari kelompok sangat interaktif, mudah digunakan dan alat-alat canggih yang dapat membantu memecahkan model khusus dan kebutuhan peramalan.

Pada penelitian ini digunakan *OxMetrics* versi 7.2. Dalam *OxMetrics* 7.2 terdapat terdapat 3 modul yaitu PcGive, G@RCH, dan STAMP.

PcGive bertujuan untuk memberikan pendapat terstruktur untuk operasional dan model ekonometri dengan menggunakan perangkat lunak yang paling canggih tetapi mudah bagi penggunaannya. Teknik-teknik ekonometrika yang disediakan PcGive yaitu Model *Regime Switching*, ARFIMA, model GARCH, model data panel statis dan dinamis, dan lain-lain.

G@RCH didedikasikan untuk mengestimasi meramalkan model *univariate* dan *multivariate* GARCH. Model *univariate* GARCH yang tersedia dalam G@RCH antara lain ARCH, GARCH, EGARCH, GJR, APARCH, IGARCH, RiskMetrics, FIGARCH, FIAPARCH, dan HYGARCH sedangkan, model *multivariate* GARCH yang tersedia antara lain RiskMetrics, CCC, DCC, DECO, OGARCH, GOGARCH, dan lain-lain.

STAMP adalah suatu paket yang didesain untuk pemodelan dan peramalan *time series* yang berdasar pada model *structural time series*. *Structural time series* dapat diaplikasikan pada bermacam-macam permasalahan *time series* seperti *Macro-economic time series* dan *financial time series*.

BAB 3

METODE PENELITIAN

Dalam metode penelitian, suatu masalah yang dihadapi dapat diatasi dan dipecahkan dari perolehan data atau informasi yang telah dikumpulkan. Pada metode penelitian ini dibahas mengenai fokus penelitian berdasarkan tujuan dan pendekatan, pengumpulan data, teknik analisis data, dan penarikan kesimpulan.

3.1 Fokus Penelitian

Dalam tahap ini dilakukan pengumpulan informasi dan pencarian sumber pustaka serta memilih bagian dalam sumber pustaka tersebut yang dapat dijadikan sebagai permasalahan yang akan dikaji. Fokus permasalahan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Penelitian ini menggunakan metode *time series* dalam peramalan data.
2. Metode *time series* yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode ARFIMA-HYGARCH
3. Penelitian ini didukung dengan bantuan program Microsoft Excel, Minitab 18, dan *OxMetrics 7.2*.

3.2 Klasifikasi Penelitian Berdasarkan Tujuan dan Pendekatan

Berdasarkan tujuan penelitian, penelitian ini termasuk ke dalam penelitian komparatif. Menurut Silalahi Ulber (2005) penelitian komparatif adalah penelitian yang membandingkan dua gejala atau lebih. Penelitian komparatif dapat berupa komparatif deskriptif (*descriptive comparative*) maupun komparatif korelasional (*correlation comparative*). Komparatif deskriptif membandingkan variabel yang sama untuk sampel yang berbeda.

Berdasarkan pendekatan penelitian, penelitian ini termasuk jenis penelitian kuantitatif, yaitu penelitian yang memungkinkan untuk membangun sebuah hipotesis dan menguji secara empirik hipotesis yang dibangun. Desain penelitian yang digunakan adalah desain penelitian kuantitatif non eksperimental karena data yang digunakan tidak bisa dikontrol atau dikendalikan oleh peneliti.

3.3 Populasi, Sampel, dan Teknik Pengambilan Sampel

3.3.1 Populasi Penelitian

Menurut Ferdinand (2011: 215), populasi adalah gabungan dari seluruh elemen yang berbentuk peristiwa, hal atau orang yang memiliki karakteristik yang serupa yang menjadi pusat perhatian seorang peneliti karena itu dipandang sebagai sebuah semesta penelitian. Populasi penelitian ini adalah data rata-rata Indeks Harga Saham Gabungan harian dari perusahaan yang sudah terdaftar pada Bursa Efek Indonesia.

3.3.2 Sampel dan Teknik Pengambilan Sampel

Menurut Ferdinand (2011: 215), sampel adalah subset dari populasi, terdiri dari beberapa anggota populasi. Sampel yang akan diamati pada penelitian ini adalah data nilai harian dari harga penutupan IHSG periode Januari 2011 hingga Mei 2019. Data ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data untuk pemodelan dan data untuk validasi model. Periode Januari 2011 sampai November 2018 digunakan untuk pemodelan, sedangkan Desember 2018-Mei 2019 digunakan untuk validasi.

3.4 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu metode dokumentasi. Menurut Suharmini (2006: 158), metode dokumentasi merupakan metode pengumpulan data dimana data mengenai hal-hal atau variabel yang digunakan dalam penelitian berupa catatan, transkrip, buku, surat kabar, majalah, dan sebagainya. Sampel data yang akan digunakan bersumber dari internet melalui situs *yahoo finance* www.duniainvestasi.com/bei

3.5 Metode Analisis Data

Langkah setelah data terkumpul adalah menganalisa data tersebut. Sehingga dapat ditarik suatu kesimpulan dari hasil penelitian. Untuk mencapai tujuan penulisan skripsi ini, ditempuh langkah-langkah sebagai berikut :

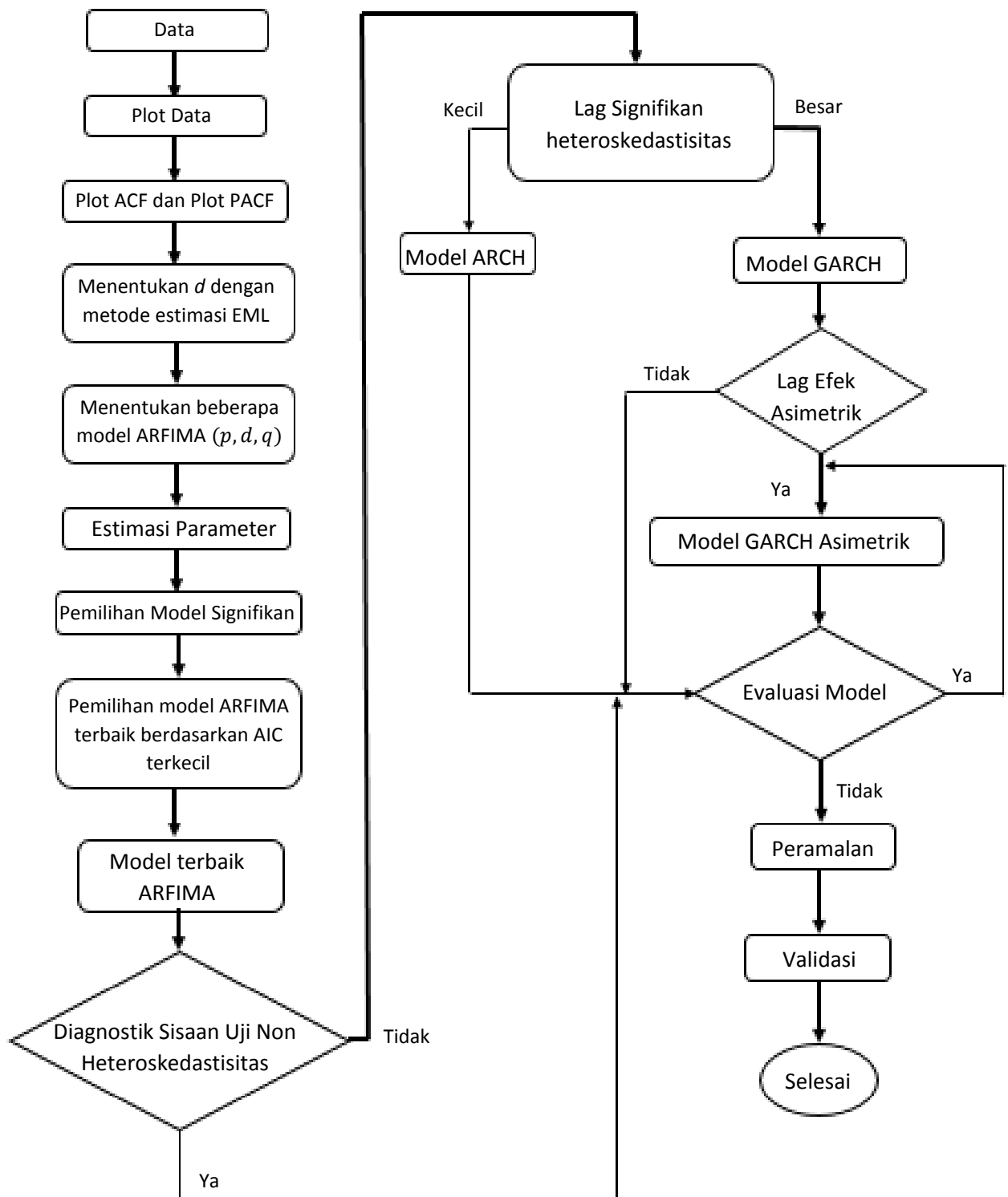
Analisis data *return* IHSG dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak *Minitab 18* dan *OxMetrics 7.2*. Tahapan analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan eksplorasi data dengan melihat plot deret waktu data IHSG dan *return* IHSG, melihat statistika deskriptif dari data IHSG dan *return* IHSG serta uji stasioneritas data IHSG dan *return* IHSG.
2. Menentukan nilai d dengan metode *estimasi Exact Maximum Likelihood (EML)*. Metode EML digunakan untuk menduga parameter-parameter dengan memaksimalkan fungsi kemungkinannya yang dibentuk dari gabungan distribusi pengamatan.
3. Identifikasi model dilakukan dengan mengamati plot ACF dan PACF dari data *return* IHSG.
4. Mengestimasi model yang sudah terbentuk.
5. Melakukan pemilihan model yang signifikan. Suatu model ARFIMA dikatakan signifikan apabila parameter-parameter model tersebut memiliki $p\text{-value} < 0,05$.
6. Memilih model ARFIMA terbaik. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ningrum (2009), pemilihan model terbaik ARFIMA menggunakan kriteria AIC. Oleh karena itu, pada penelitian ini pemilihan model terbaik ARFIMA berdasarkan AIC. Model ARFIMA terbaik memiliki nilai AIC terkecil.
7. Diagnostik sisaan ARFIMA. Setelah mendapatkan model ARFIMA terbaik kemudian dilakukan analisis diagnostik yaitu kehomogenan ragam sisaan yang diperiksa dengan uji ARCH-LM. Jika ragam sisaan homogen, data cukup dimodelkan dengan model ARFIMA. Jika tidak, dapat diatasi dengan membangun model ragam bersyarat (*conditional variance*).
8. Membangun model ragam bersyarat ARFIMA-GARCH.
9. Melakukan uji pengaruh asimetrik pada data dengan uji *Sign Bias Test (SBT)* dan plot *cross correlation* antara standar residual kuadrat model *Box Jenkins* dengan *lag* standar residual model GARCH.
10. Melakukan estimasi model. Jika terdapat heteroskedastisitas, dan terdapat pengaruh asimetrik dalam data, maka data dimodelkan dengan model ragam HYGARCH. Sebelum mendapatkan model HYGARCH sebagai model terbaik, model GARCH, IGARCH dan FIGARCH akan diestimasi terlebih

dahulu untuk selanjutnya dibandingkan berdasarkan kriteria pemilihan model. Penentuan model terbaik didasarkan pada nilai AIC dan SC terkecil.

11. Membangun model HYGARCH.
12. Melakukan evaluasi model. Jika HYGARCH merupakan model yang terbaik, maka evaluasi model dilakukan dengan analisis diagnostik sisaan seperti pada model ARFIMA.
13. Melakukan peramalan data untuk beberapa periode, yaitu peramalan jangka pendek dan jangka panjang dengan menggunakan data pemodelan.
14. Melakukan validasi peramalan. Data validasi dimodelkan lagi menggunakan model terbaik sehingga diperoleh nilai ragam bersyarat aktual. Nilai ragam bersyarat aktual ini kemudian dibandingkan dengan ragam bersyarat hasil peramalan yang diperoleh dari data pemodelan sehingga dapat dilihat kesalahan peramalannya.
15. Melakukan peramalan menggunakan model ARFIMA-HYGARCH terbaik untuk seluruh data guna mendapatkan nilai ramalan beberapa periode kedepan.

Diagram alir prosedur analisis data ditunjukkan pada Bagan 3.1.



Bagan 3.1 Diagram alir prosedur analisis data

3.6 Penarikan Kesimpulan

Langkah terakhir dalam metode penelitian adalah penarikan kesimpulan. Hasil pembahasan dituangkan dalam bentuk simpulan akhir yang menyimpulkan secara umum pemecahan masalah tersebut. Simpulan ini dijadikan sebagai kajian akhir dan merupakan hasil akhir dari proses penulisan ini.

BAB 4

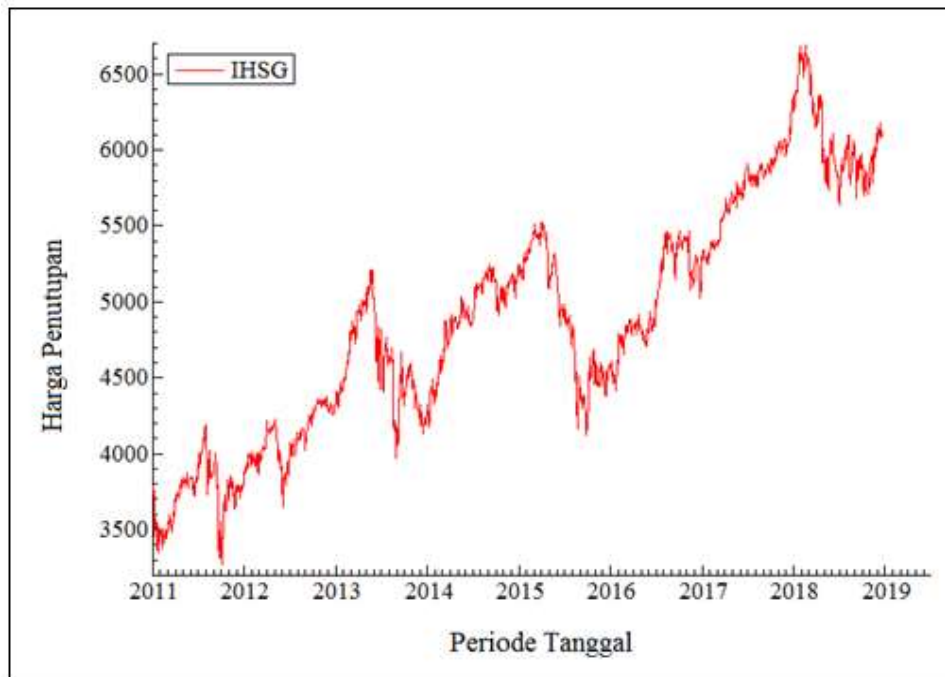
PEMBAHASAN

4.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data runtun waktu sekunder yang diambil dari *Yahoo Finance Official Website* yaitu www.finance.yahoo.id yang telah dipublikasikan sehingga bebas di akses. Data yang digunakan merupakan data harga penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) harian. Periode yang digunakan mulai dari Januari 2011 sampai dengan Mei 2019. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Periode Januari 2011 sampai dengan Desember 2018 digunakan sebagai data *in sample* sedangkan Januari 2019 sampai dengan Mei 2019 digunakan sebagai data *out sample*.

4.2 Pengujian Stasioneritas data IHSG dan Return IHSG

Stasioneritas berarti fluktuasi data deret waktu berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan dan variannya tetap konstan sepanjang waktu. Menurut Rosadi (2011), asumsi stationeritas dalam analisis runtun waktu merupakan sifat yang penting. Gambar 4.1 merupakan plot deret waktu data IHSG dari tanggal 3 Januari 2011 – 17 Desember 2018 sebanyak 1940 pengamatan yang tercatat berdasarkan hari kerja.



Gambar 4. 1 Plot Deret Waktu IHSG

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa data IHSG terus berfluktuasi menunjukkan pola naik dan turun. Penurunan yang terjadi pada Bulan Agustus sampai dengan Bulan Oktober 2011 dipicu oleh penurunan hutang Negara Amerika Serikat oleh *standard and Poor's*. Ketidakpastian perekonomian Amerika Serikat dan kawasan Eropa membawa tekanan besar terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia. Saham-saham melemah lebih karena respon dan kepanikan investor yang berusaha menghindari resiko global. Indeks bursa saham yang sempat berada pada posisi 4193,4 pada tanggal 1 Agustus 2011 sempat mengalami penurunan hingga posisi 3269,5 pada 4 Oktober 2011. Karena penurunan indeks ini lebih banyak disebabkan oleh sentimen dan kepanikan investor global, maka penurunan indeks ini relatif sementara dan indeks kembali menguat ke level 3751,5 pada tanggal 14 Desember 2011.

Pada periode Juni 2013 sampai dengan Januari 2014 Indeks kembali mengalami penurunan. Hal ini dikarenakan oleh beberapa faktor, antara lain karena inflasi Bulan Juli yang tinggi dan inflasi tahunan yang melebihi ekspektasi

pemerintah, geopolitik Suriah serta sentimen negatif dari dalam negeri yang memicu koreksi tajam pada indeks saham.

Karena terpuruknya bursa Asia yang berimbas pada pasar bursa Indonesia, dan juga resiko pasar yang masih tinggi ditandai dengan melemahnya rupiah terhadap dolar AS pada periode April sampai dengan Oktober 2015 menekan pergerakan IHSG sehingga mengakibatkan IHSG di Indonesia juga menurun tajam.

Jika dilihat dari Gambar 4.1 data dicurigai tidak stasioner. Namun, untuk membuktikan lebih jelas bahwa data tidak stasioner perlu diuji secara statistik. Statistika deskriptif dilakukan untuk melihat karakteristik dari data IHSG.

Normality test for ihsg	
Observations	1940
Mean	4874.6
Std.Devn.	774.39
Skewness	0.14556
Excess Kurtosis	-0.82986
Minimum	3269.5
Maximum	6689.3
Median	4861.8
Madn	836.40
Asymptotic test:	Chi ² (2) = 62.518 [0.0000]**
Normality test:	Chi ² (2) = 96.201 [0.0000]**

Gambar 4. 2 Statistika Deskriptif IHSG

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan oleh Gambar 4.2, dapat diketahui bahwa data *in sample* IHSG pada penelitian ini sebanyak 1940 data. Data IHSG memiliki rata-rata 4874,6. Nilai standar deviasi cukup besar yaitu 774,39 sehingga nilai variannya 599.679,872 ini menunjukkan bahwa data IHSG memiliki varian yang sangat tinggi. Selain itu, dari nilai maksimum sebesar 6689,3 dan nilai minimum sebesar 3269,5 dapat diketahui bahwa data memiliki *range* yang cukup besar. Dari tingginya variansi data dan besarnya *range* data menyebabkan data tidak stasioner dalam varian dan tidak stasioner dalam *mean*.

Uji Akar Unit *Augmented Dickey –Fuller* (ADF) digunakan untuk membuktikan stasioneritas pada data. Hipotesis pengujian *Augmented Dickey-Fuller* adalah sebagai berikut :

$H_0: \delta = 0$ (terdapat akar unit sehingga data tidak stasioner)

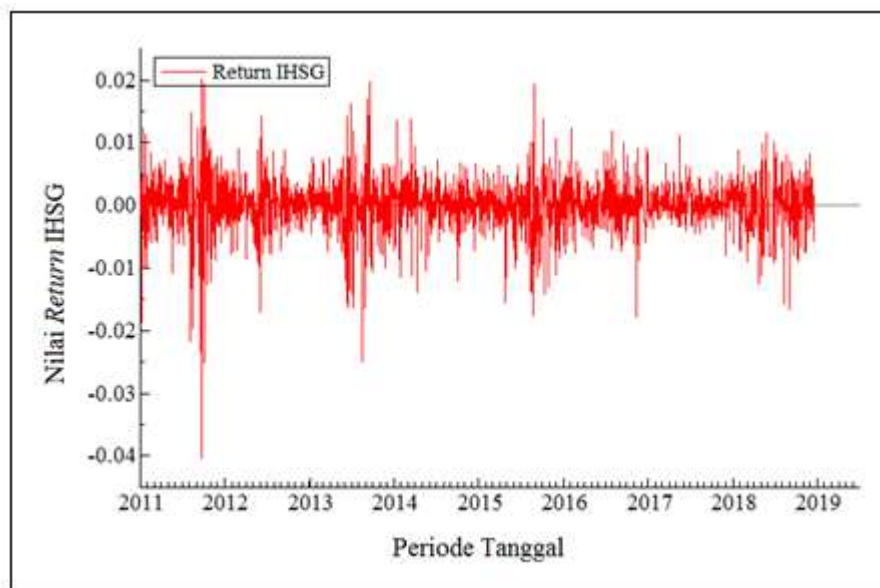
$H_1: \delta < 0$ (Tidak terdapat akar unit sehingga data stasioner)

Tabel 4.1 Hasil Uji Akar Unit Augmented Dickey-Fuller (ADF) IHSG

Perhitungan	Nilai
Dickey-Fuller	-1,434
P-Value	0,1518

Berdasarkan hasil uji ADF pada Tabel 4.1, dapat dilihat bahwa uji ADF menghasilkan nilai *p-value* 0,1518 yang lebih dari taraf nyata 5%. Berarti terima hipotesis nol, sehingga data IHSG tidak stasioner.

Menurut Sanusi (2017), Nilai *Return* yang diperoleh dari $\log\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right)$ sama halnya melakukan pembedaan dan transformasi logaritma pada nilai harian IHSG sehingga data menjadi stasioner. Berikut plot deret waktu *return* IHSG.



Gambar 4.3 Plot Deret Waktu Return IHSG

Gambar 4.3 merupakan plot deret waktu data *return* IHSG. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa data *return* IHSG berfluktuasi disekitar rata-rata mendekati nol. Volatilitas paling tinggi terjadi pada tahun 2011. Pola tinggi menandakan bahwa ragam galat dari *return* IHSG heterogen. Volatilitas tinggi

berada di wilayah positif dan negatif serta fluktuasi yang lebih tinggi cenderung bergerombol dan dipisahkan oleh periode yang fluktuasinya relatif rendah. Dengan demikian, Gambar 4.3 menunjukkan adanya pengelompokan volatilitas dimana *return* yang besar cenderung diikuti oleh *return* yang kecil pada ukuran yang sama.

Jika dilihat dari Gambar 4.3 data dicurigai sudah stasioner. Namun, untuk membuktikan lebih jelas bahwa data stasioner perlu diuji secara statistik. Statistika deskriptif dilakukan untuk melihat karakteristik dari data *return* IHSG.

Normality test for Return	
Observations	1939
Mean	0.00010993
Std.Devn.	0.0045495
Skewness	-0.80574
Excess Kurtosis	6.2260
Minimum	-0.040388
Maximum	0.020190
Median	0.00040287
Madn	0.0033381
Asymptotic test: Chi ² (2)	= 3341.5 [0.0000]**
Normality test: Chi ² (2)	= 675.32 [0.0000]**

Gambar 4.4 Statistika Deskriptif *Return* IHSG

Statistika deskriptif dari data *Return* IHSG dapat dilihat pada Gambar 4.4. nilai maksimum *return* IHSG sebesar 0,020190 artinya nilai pengembalian IHSG pada hari t lebih besar dibandingkan pada hari $t - 1$. Nilai minimum *return* sebesar -0,040388 artinya nilai pengembalian IHSG pada hari t lebih kecil dibandingkan pada hari $t - 1$. Rata-rata nilai *return* IHSG bernilai positif yaitu 0,00010993 menunjukkan bahwa IHSG memiliki tingkat pengembalian yang positif. Volatilitas yang diukur sebagai standar deviasi yaitu 0,0045495 menunjukkan tingkat fluktuasi *return* IHSG tinggi. Nilai Skewness -0,80574 menunjukkan bahwa data *return* IHSG menjulur ke kiri. Nilai kurtosis yang lebih dari tiga yaitu 6,2260 menunjukkan bahwa data *return* IHSG memiliki ekor yang lebih gemuk (*fat tails*) dibandingkan dengan sebaran normal. Dan dicurigai datanya heteroskedastisitas.

Uji Akar Unit *Augmented Dickey – Fuller* (ADF) digunakan untuk membuktikan stasioneritas pada data. Hipotesis pengujian *Augmented Dickey-Fuller* adalah sebagai berikut :

$H_0: \delta = 0$ (terdapat akar unit sehingga data tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (Tidak terdapat akar unit sehingga data stasioner)

Tabel 4.2 Hasil Uji Akar Unit *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Return IHSG*

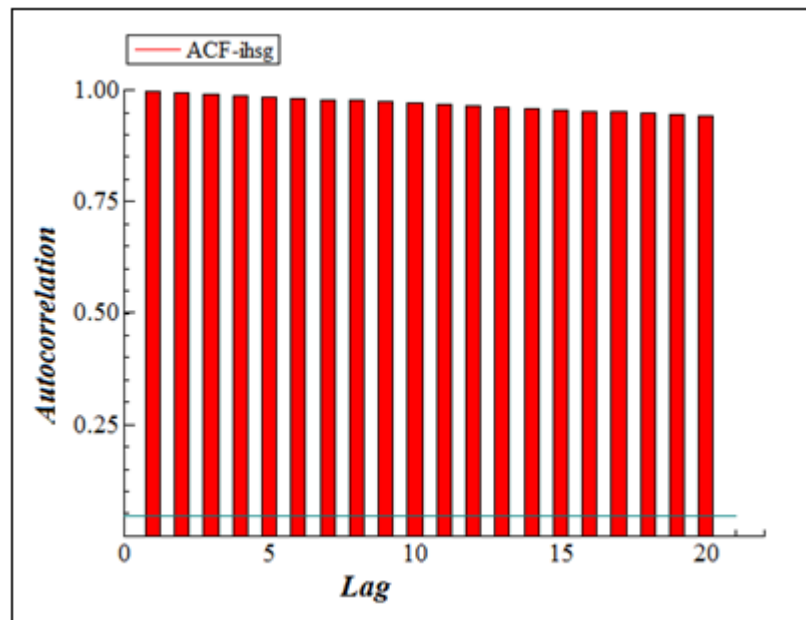
Perhitungan	Nilai
Dickey-Fuller	5,146
P-Value	0,000

Berdasarkan hasil uji ADF pada Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa uji ADF menghasilkan nilai *p-value* 0,000 yang kurang dari taraf nyata 5%. Berarti tolak hipotesis nol dan terima hipotesis satu, sehingga data *return IHSG* stasioner.

4.3 Pengujian *Long Memory*

Sebelum melakukan pembentukan model ARFIMA, dilakukan pengujian *long memory* pada data IHSG untuk mengetahui ada tidaknya ketergantungan jangka panjang. Pada penelitian ini, untuk mendeteksi adanya *long memory* pada data dilihat dari plot ACF, plot periodogram dan Uji *Hurst*.

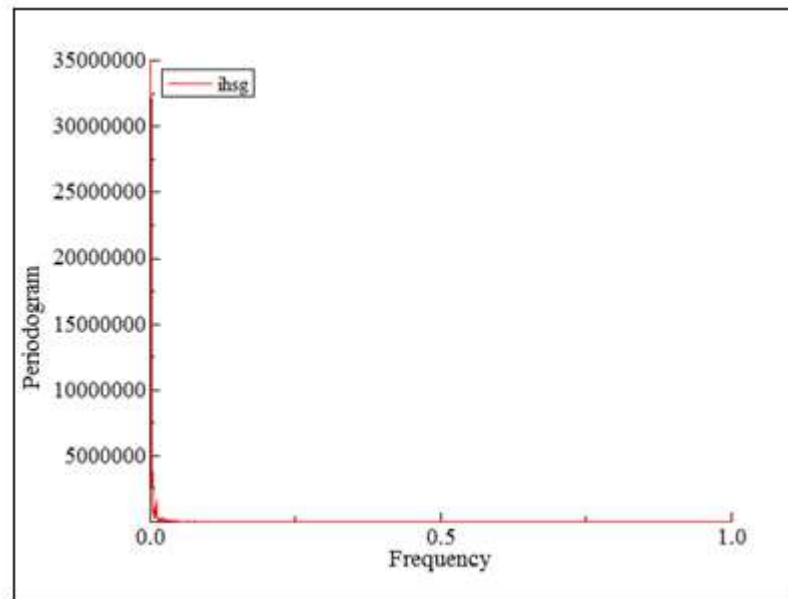
4.3.1 Plot ACF



Gambar 4.5 Plot ACF data IHSG

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa autokorelasinya turun lambat secara hiperbolik. Oleh karena itu, dapat dikatakan data memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*).

4.3.2 Plot Periodogram



Gambar 4.6 Plot Periodogram data IHSG

Berdasarkan Gambar 4.6, dapat diketahui bahwa bentuk plot periodogram untuk frekuensi yang semakin mendekati nol meningkat menuju nilai yang sangat besar tetapi berhingga. Oleh karena itu, dapat di katakan data memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*).

4.3.3 Uji *Hurst*

Uji *Hurst* digunakan untuk pengujian secara formal dalam memeriksa adanya ketergantungan jangka panjang. Sifat jangka panjang pada data dapat diidentifikasi dengan menggunakan statistik *Hurst* yang disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Uji *Hurst*

Perhitungan	Nilai
Hurst	0.803266

Berdasarkan Tabel 4.3 yaitu hasil uji *Hurst* diperoleh nilai statistik *Hurst* sebesar 0,803266. Hasil tersebut menunjukkan bahwa nilai statistik *Hurst* berada pada selang 0,5 sampai dengan 1 ($0,5 < H < 1$), maka dapat disimpulkan bahwa cukup bukti untuk menyatakan data memiliki sifat ketergantungan jangka panjang (*long memory*).

4.4 Pembentukan Model ARFIMA

4.4.1 Time Series Plot

Dalam pemodelan *time series*, pada umumnya tahap identifikasi diawali dengan melihat *time series plot* dari data *in sample return* IHSG. Berdasarkan Gambar 4.1, telah ditunjukkan bahwa data IHSG tidak stasioner. Untuk memodelkan data runtun waktu tidak stasioner digunakan model ARFIMA, dan data yang digunakan dalam analisis adalah data *return* IHSG.

4.4.2 Menentukan Nilai d

Pada penelitian ini, estimasi parameter dari model-model ARFIMA menggunakan d yang sama. Nilai parameter *differencing* d ditentukan dengan metode estimasi *Exact Maximum Likelihood* (EML) menggunakan *software Oxmetrics 7.2* diperoleh nilai d yang disajikan dalam Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Penentuan Nilai d

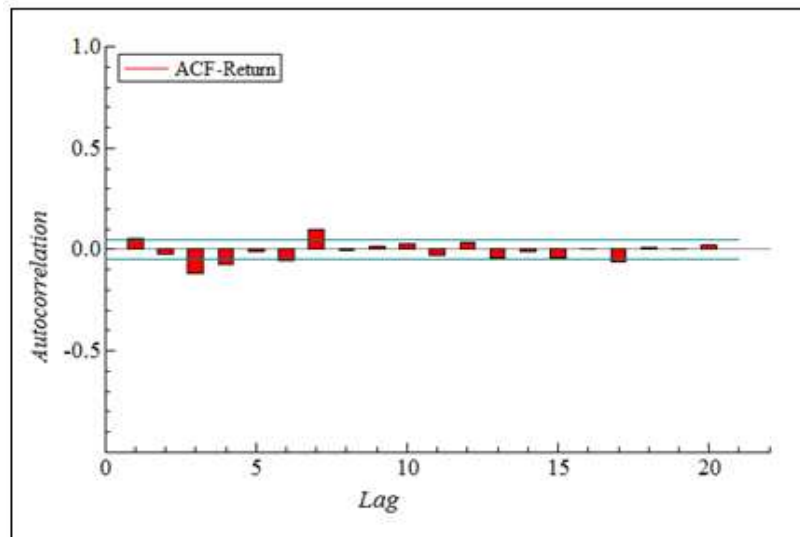
Perhitungan	Nilai
d	-0,0102919

Berdasarkan Tabel 4.4, diperoleh nilai parameter *differencing* d yaitu -0,0102919. Setelah diperoleh nilai d , langkah selanjutnya adalah menetapkan beberapa model ARFIMA (p, d, q) berdasarkan plot ACF dan plot PACF.

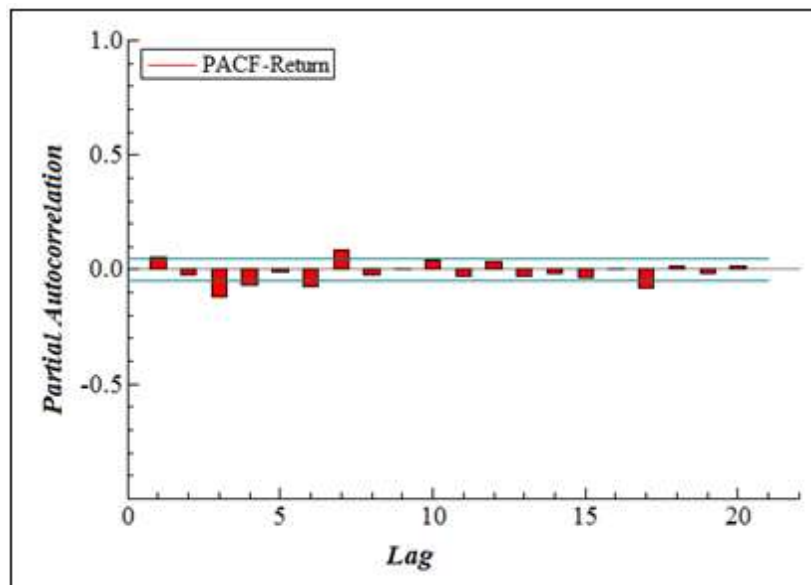
4.4.3 Identifikasi Beberapa Model ARFIMA (p, d, q) Berdasarkan Plot ACF dan Plot PACF

Pada penelitian ini, model ARFIMA (p, d, q) ditetapkan berdasarkan plot ACF dan plot PACF. Dengan bantuan *software Oxmetrics 7.2*, diperoleh plot ACF

dan plot PACF data *return* IHSG yang disajikan pada Gambar 4.7 dan Gambar 4.8 sebagai berikut.



Gambar 4.7 Plot ACF data *Return* IHSG



Gambar 4.8 Plot PACF data *Return* IHSG

Identifikasi model ARFIMA didapatkan berdasarkan plot ACF (Gambar 4.7) dan plot PACF (Gambar 4.8). Dari gambar tersebut diketahui bahwa pada plot ACF terdapat empat *lag* yang keluar sehingga ordo MA(4). Pada plot PACF terdapat lima *lag* yang keluar sehingga ordo AR(5).

Adapun dugaan model untuk proses *long memory* adalah model ARFIMA yaitu ARFIMA (2, d , 0), ARFIMA (2, d , 1), ARFIMA (2, d , 2), ARFIMA (2, d , 3), ARFIMA (2, d , 4) ARFIMA (3, d , 0) ARFIMA (3, d , 1) ARFIMA (3, d , 2) ARFIMA (3, d , 3), ARFIMA (3, d , 4), ARFIMA (4, d , 0) dan ARFIMA (5, d , 4) dengan $d = -0,0102919$.

4.4.4 Estimasi Parameter

Pada tahapan ini akan diperoleh koefisien-koefisien dan nilai probabilitas dari parameter model yang diduga. Dari nilai probabilitas atau *p-value* yang diperoleh dapat dipilih model-model yang signifikan. Estimasi parameter beberapa model yang telah dicoba menggunakan *software Oxmetrics 7.2* disajikan dalam Tabel 4.5 dan *outputnya* terlampir dalam lampiran tiga.

Tabel 4.5 Estimasi Model ARFIMA

	Keterangan	Model	Parameter	Coefficient	P-Value	
$d = -0,0102919$	Dengan konstanta	ARFIMA	AR(1)	0.0633391	0.005	
		(2,d,0)	AR(2)	-0.0196980	0.386	
			Konstanta	0.000110316	0.271	
			ARFIMA	AR(1)	0.787022	0.000
		(2,d,1)	AR(2)	-0.111161	0.000	
			MA(1)	-0.727322	0.000	
			Konstanta	0.000111736	0.164	
			ARFIMA	AR(1)	1.22566	0.000
		(2,d,2)	AR(2)	-0.652472	0.000	
			MA(1)	-1.17037	0.000	
			MA(2)	0.546812	0.000	
			Konstanta	0.000110966	0.185	
			ARFIMA	AR(1)	1.01453	0.000
		(2,d,3)	AR(2)	-0.526181	0.002	
	MA(1)		-0.961985	0.000		

	MA(2)	0.450291	0.004
	MA(3)	-0.0433345	0.276
	Konstanta	0.000111018	0.179
ARFIMA	AR(1)	-0.636454	0.423
(2,d,4)	AR(2)	0.0260279	0.971
	MA(1)	0.695244	0.382
	MA(2)	-0.0132165	0.986
	MA(3)	-0.136392	0.000
	MA(4)	-0.128825	0.003
	Konstanta	0.000110873	0.184
ARFIMA	AR(1)	0.0612475	0.007
(3,d,0)	AR(2)	-0.0125459	0.579
	AR(3)	-0.113973	0.000
	Konstanta	0.000110422	0.217
ARFIMA	AR(1)	0.495264	0.000
(3,d,1)	AR(2)	-0.0397086	0.133
	AR(3)	-0.108826	0.000
	MA(1)	-0.441491	0.000
	Konstanta	0.000111226	0.171
ARFIMA	AR(1)	0.818367	0.048
(3,d,2)	AR(2)	-0.333470	0.343
	AR(3)	-0.0713699	0.235
	MA(1)	-0.766868	0.065
	MA(2)	0.274667	0.393
	Konstanta	0.000111037	0.177
ARFIMA	AR(1)	0.667709	0.007
(3,d,3)	AR(2)	-0.127632	0.621
	AR(3)	-0.208573	0.188
	MA(1)	-0.617306	0.014
	MA(2)	0.0782557	0.752

		MA(3)	0.121514	0.423
		Konstanta	0.000110988	0.180
ARFIMA	AR(1)		-0.866383	0.000
(3,d,4)	AR(2)		0.0137526	0.937
	AR(3)		0.354173	0.000
	MA(1)		0.930846	0.000
	MA(2)		0.0215220	0.900
	MA(3)		-0.498650	0.000
	MA(4)		-0.171930	0.000
	Konstanta		0.000111489	0.168
ARFIMA	AR(1)		0.0542310	0.017
(4,d,0)	AR(2)		-0.0131430	0.560
	AR(3)		-0.110232	0.000
	AR(4)		-0.0622342	0.006
	Konstanta		0.000110740	0.187
Tanpa	ARFIMA	AR(1)	0.0639975	0.005
konstanta	(2,d,0)	AR(2)	-0.0190431	0.402
	ARFIMA	AR(1)	0.780130	0.000
	(2,d,1)	AR(2)	-0.110477	0.000
		MA(1)	-0.719457	0.000
	ARFIMA	AR(1)	1.22341	0.000
	(2,d,2)	AR(2)	-0.653096	0.000
		MA(1)	-1.16739	0.000
		MA(2)	0.547622	0.000
ARFIMA	AR(1)		1.01654	0.000
(2,d,3)	AR(2)		-0.530677	0.002
	MA(1)		-0.963078	0.000
	MA(2)		0.454464	0.003
	MA(3)		-0.0421658	0.286

ARFIMA	AR(1)	-1.26919	0.000
(2,d,4)	AR(2)	-0.629643	0.000
	MA(1)	1.33407	0.000
	MA(2)	0.689897	0.000
	MA(3)	-0.0861747	0.048
	MA(4)	-0.129730	0.000
ARFIMA	AR(1)	0.0619910	0.006
(3,d,0)	AR(2)	-0.0118101	0.601
	AR(3)	-0.113231	0.000
ARFIMA	AR(1)	0.488706	0.000
(3,d,1)	AR(2)	-0.0388718	0.141
	AR(3)	-0.108525	0.000
	MA(1)	-0.433955	0.000
ARFIMA	AR(1)	0.821173	0.046
(3,d,2)	AR(2)	-0.340123	0.330
	AR(3)	-0.0701240	0.242
	MA(1)	-0.768775	0.063
	MA(2)	0.281223	0.377
	MA(3)	0.124215	0.413
ARFIMA	AR(1)	0.665417	0.007
(3,d,3)	AR(2)	-0.128582	0.619
	AR(3)	-0.210645	0.185
	MA(1)	-0.614170	0.014
	MA(2)	0.0795731	0.748
	MA(3)	0.124215	0.413
ARFIMA	AR(1)	-0.872744	0.000
(3,d,4)	AR(2)	0.00328021	0.985
	AR(3)	0.349014	0.000
	MA(1)	0.938178	0.000
	MA(2)	0.0342604	0.843
	MA(3)	-0.490909	0.000
	MA(4)	-0.129730	0.000

	MA(4)	-0.170642	0.000
ARFIMA	AR(1)	0.0550779	0.015
(4,d,0)	AR(2)	-0.0124546	0.581
	AR(3)	-0.109539	0.000
	AR(4)	-0.0613553	0.007
ARFIMA	AR(1)	0.466208	0.001
(5,d,4)	AR(2)	0.403067	0.014
	AR(3)	0.184615	0.043
	AR(4)	-0.698632	0.000
	AR(5)	0.101358	0.008
	MA(1)	-0.408465	0.002
	MA(2)	-0.431537	0.005
	MA(3)	-0.338160	0.000
	MA(4)	0.720891	0.000

4.4.5 Pemilihan model yang signifikan

Suatu model ARFIMA dikatakan signifikan apabila $p - value < 0,05$. Berdasarkan Tabel 4.5, dipilih beberapa model yang signifikan dengan $p - value < 0,05$ yaitu ARFIMA(2, d , 1), ARFIMA(2, d , 2), ARFIMA(2, d , 4), dan ARFIMA(5, d , 4).

4.4.6 Uji Non Heteroskedastisitas Residual

Setelah diperoleh beberapa model ARFIMA yang signifikan, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah uji non heteroskedastisitas. Uji non heteroskedastisitas residual model ARFIMA yang signifikan dilakukan dengan melihat plot ACF dan plot PACF dari kuadrat residual model-model tersebut. Apabila plot ACF dan plot PACF dari kuadrat residual model ARFIMA tidak melebihi garis maka residual model ARFIMA tidak terindikasi heteroskedastisitas, tetapi jika plot ACF dan plot PACF nya melebihi garis maka residual model ARFIMA tersebut terindikasi heteroskedastisitas.

Dengan bantuan *software Oxmetrics 7.2* diperoleh plot ACF dan plot PACF dari kuadrat residual model-model ARFIMA yang signifikan terlampir pada lampiran empat. Hasil uji non heteroskedastisitas dari residual model ARFIMA yang signifikan disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Uji Non Heteroskedastisitas Residual Model ARFIMA

	Model	Hasil Uji
$d = -0,0102919$	ARFIMA (2, d , 1)	Terindikasi Heteroskedastisitas
	ARFIMA (2, d , 2)	Terindikasi Heteroskedastisitas
	ARFIMA (2, d , 4)	Terindikasi Heteroskedastisitas
	ARFIMA (5, d , 4)	Terindikasi Heteroskedastisitas

4.4.7 Pemilihan Model Terbaik ARFIMA

Langkah terakhir dalam pembentukan model ARFIMA adalah pemilihan model terbaik ARFIMA. Model terbaik ARFIMA dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil. Nilai AIC dari model ARFIMA yang signifikan disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Nilai AIC Model ARFIMA yang signifikan

Model	AIC
ARFIMA(2, $-0,0102919,1$)	-7.95586202
ARFIMA(2, $-0,0102919,2$)	-7.96284069
ARFIMA(2, $-0,0102919,4$)	-7.96649618
ARFIMA(5, $-0,0102919,4$)	-7.97252189

Berdasarkan Tabel 4.7, dapat disimpulkan bahwa model terbaik ARFIMA pada penelitian ini adalah ARFIMA (5, d , 4) dengan $d = -0,0102919$ karena memiliki nilai AIC terkecil. Secara matematis, persamaan model ARFIMA(5, d , 4) dapat disajikan sebagai berikut :

$$\phi(B)\nabla^d Y_t = \theta(B)a_t$$

$$\Leftrightarrow (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \phi_4 B^4 - \phi_5 B^5) \nabla^{-0,0102919} Y_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \theta_3 B^3 + \theta_4 B^4) a_t$$

$$\Leftrightarrow (1 - 0,466208B - 0,403067B^2 - 0,184615B^3 + 0,698632B^4 - 0,101358B^5)(1 - B)^{-0,0102919} Y_t = (1 - 0,408465B - 0,431537B^2 - 0,338160B^3 + 0,720891B^4) a_t$$

Nilai $(1 - B)^{-0,0102919}$ menggambarkan ketergantungan jangka panjang (*long memory*) dalam deret. Jika $(1 - B)^{-0,0102919} Y_t$ dianggap sebagai W_t yang menunjukkan ketergantungan jangka panjang, maka

$$(1 - 0,466208B - 0,403067B^2 - 0,184615B^3 + 0,698632B^4 - 0,101358B^5) W_t = (1 - 0,408465B - 0,431537B^2 - 0,338160B^3 + 0,720891B^4) a_t$$

$$\Leftrightarrow W_t - 0,466208B W_t - 0,403067B^2 W_t - 0,184615B^3 W_t + 0,698632B^4 W_t - 0,101358B^5 W_t = (1 - 0,408465B - 0,431537B^2 - 0,338160B^3 + 0,720891B^4) a_t$$

Dengan $(1 - B)^{-0,0102919}$ dijabarkan sebagai

$$(1 - B)^{-0,0102919} = 1 - (-0,0102919B) - \frac{1}{2}(-0,0102919)(1 - 0,0102919)B^2 - \frac{1}{6}(-0,0102919)(1 - 0,0102919)(2 - 0,0102919)B^3 + \dots$$

$$\Leftrightarrow (1 - B)^{-0,0102919} = 1 + 0,0102919B + \frac{1}{2}(0,0102919)(0,9897081)B^2 - \frac{1}{6}(0,0102919)(0,9897081)(1,9897081)B^3 + \dots$$

$$\Leftrightarrow (1 - B)^{-0,0102919} = 1 + 0,0102919B + \frac{1}{2}(0,01018598)B^2 + \frac{1}{6}(0,02026712)B^3 + \dots$$

$$\Leftrightarrow (1 - B)^{-0,0102919} = 1 + 0,0102919B - (0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \dots$$

Model ARFIMA (5,-0.0102919,4) dapat dijabarkan sebagai

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow W_t - 0,466208BW_t - 0,403067B^2W_t - 0,184615B^3W_t + \\
&0,698632B^4W_t - 0,101358B^5W_t = (1 - 0,408465B - 0,431537B^2 - \\
&0,338160B^3 + 0,720891B^4)a_t \\
&\Leftrightarrow (1 + 0,0102919B - (0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \dots)Y_t - (1 + \\
&0,0102919B - (0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \dots)0,466208Y_{t-1} - \\
&(1 + 0,0102919B - (0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \\
&\dots)0,403067Y_{t-2} - (1 + 0,0102919B - (0,00509299)B^2 + \\
&(0,00337785)B^3 + \dots)0,184615Y_{t-3} + (1 + 0,0102919B - \\
&(0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \dots)0,698632Y_{t-4} - (1 + \\
&0,0102919B - (0,00509299)B^2 + (0,00337785)B^3 + \dots)0,101358Y_{t-5} = \\
&a_t - 0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4} \\
&\Leftrightarrow (Y_t + 0,0102919Y_{t-1} - (0,00509299)Y_{t-2} + (0,00337785)Y_{t-3} + \dots) - \\
&(0,466208Y_{t-1} + 0,004596Y_{t-2} - (0,002274)Y_{t-3} + (0,001508)Y_{t-4} + \dots) - \\
&(0,403067Y_{t-2} + 0,004148Y_{t-3} - (0,002052)Y_{t-4} + (0,0013615)Y_{t-5} + \\
&\dots) - (0,184615Y_{t-3} + 0,0019Y_{t-4} - (0,000940)Y_{t-5} + (0,000623)Y_{t-6} + \\
&\dots) + (0,698632Y_{t-4} + 0,007190Y_{t-5} - (0,003558)Y_{t-6} + \\
&(0,0023598)Y_{t-7} + \dots) - (0,101358Y_{t-5} + 0,001043Y_{t-6} - \\
&(0,000516)Y_{t-7} + (0,000342)Y_{t-8} + \dots) = a_t - 0,408465a_{t-1} - \\
&0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4} \\
&\Leftrightarrow (Y_t - 0,43633Y_{t-1} - 0,41276Y_{t-2} - 0,18311Y_{t-3} + 0,700292Y_{t-4} - \\
&0,09187Y_{t-5} - 0,00398Y_{t-6} + 0,002876Y_{t-7} + 0,000342Y_{t-8}) = a_t - \\
&0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4} \\
&\Leftrightarrow Y_t = 0,43633Y_{t-1} + 0,41276Y_{t-2} + 0,18311Y_{t-3} - 0,700292Y_{t-4} + \\
&0,09187Y_{t-5} + 0,00398Y_{t-6} - 0,002876Y_{t-7} - 0,000342Y_{t-8} - \dots + \\
&a_t - 0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + \\
&0,720891a_{t-4}
\end{aligned}$$

$$\Leftrightarrow Y_t = 0,43633Y_{t-1} + 0,41276Y_{t-2} + 0,18311Y_{t-3} - 0,700292Y_{t-4} + \\ 0,09187Y_{t-5} + a_t - 0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - \\ 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4}$$

4.5 Pembentukan Model ARFIMA-HYGARCH

4.5.1 Pengujian lag signifikan efek ARCH

Setelah ditemukan model ARFIMA terbaik, langkah selanjutnya adalah uji ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM). Uji ini digunakan untuk mendeteksi adanya efek ARCH pada residual model ARFIMA yang sudah diperoleh. Residual model ARFIMA dikatakan terindikasi adanya efek ARCH apabila nilai probabilitas dari uji ARCH kurang dari taraf signifikan $\alpha = 0,05$.

Hasil uji ARCH-LM menggunakan *software Oxmetrics 7.2* disajikan pada Gambar 4.9.

```
Testing for error ARCH from lags 1 to 50
ARCH 1-50 test:  F(50,1830)= 6.1321 [0.0000]**
```

Gambar 4.9 Hasil Uji ARCH-LM

Berdasarkan Gambar 4.9, dapat diketahui bahwa nilai probabilitas dari uji ARCH yaitu 0,000 signifikan pada taraf nyata 5% dari *lag* ke-1 sampai *lag* ke-50. Ini berarti bahwa residual model ARFIMA tersebut terindikasi adanya heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH dalam residual model ARFIMA tersebut. Banyaknya *lag* yang signifikan menunjukkan banyaknya ordo yang diperlukan pada model ARCH. Jika *lag* yang signifikan hanya pada *lag* ke $-p$ saja, artinya model tersebut adalah proses *short memory*. Berdasarkan uji ARCH-LM, model yang bisa diterapkan adalah model *long memory* karena *lag* signifikan pada *lag* yang sangat panjang, yaitu sampai *lag* ke-50. Oleh karena itu, selanjutnya dapat ditambahkan model GARCH atau dengan kata lain dapat dibentuk model ARFIMA-GARCH.

Model GARCH adalah proses *long memory* yang menggunakan semua kuadrat galat pada waktu sebelumnya untuk menduga ragam saat itu. Selanjutnya model GARCH beserta model GARCH asimetrik seperti model IGARCH,

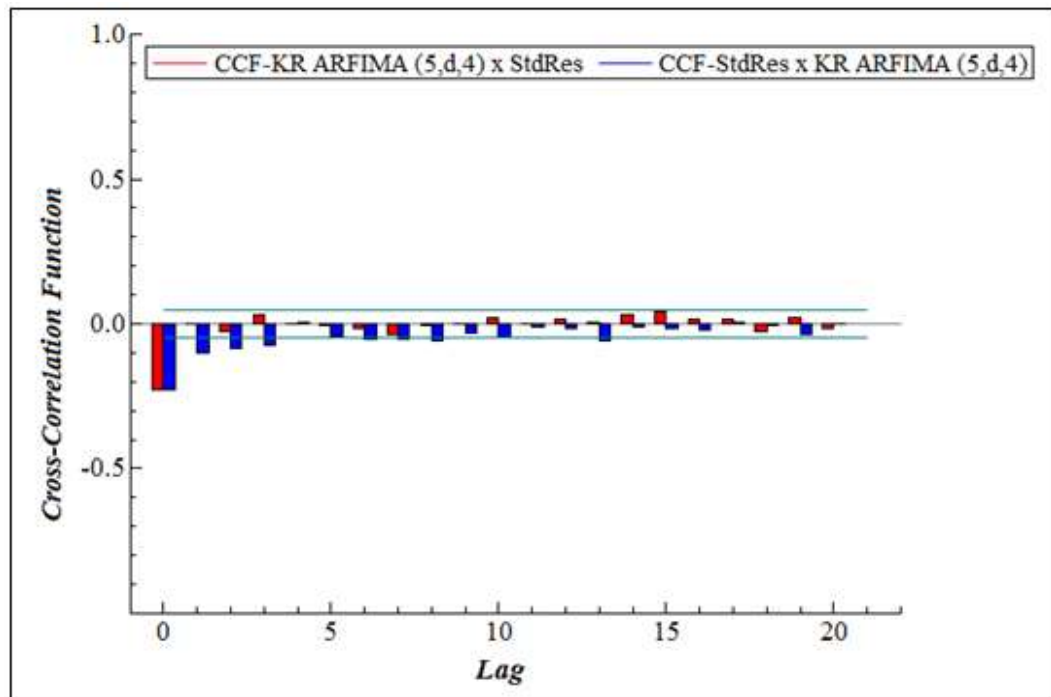
FIGARCH dan HYGARCH dapat digunakan untuk mengatasi asumsi ragam galat heterogen sekaligus mengatasi ordo yang terlalu besar pada model ARCH. Namun sebelum memutuskan untuk memodelkan volatilitas *return* IHSG dengan model GARCH asimetrik, data *return* IHSG harus menunjukkan efek yang asimetrik.

4.5.2 Pengujian Efek Asimetrik

Pengaruh efek asimetrik dapat diuji dengan *Sign Bias Test* (SBT). Uji ini ditujukan untuk menentukan apakah sisaan positif dan negatif memberikan pengaruh yang berbeda pada volatilitasnya dan digunakan untuk menentukan apakah model asimetrik dibutuhkan atau model GARCH sudah cukup memadai. Dengan bantuan *software Oxmetrics 7.2* diperoleh hasil uji SBT dengan *p-value* (0,00509) yang lebih kecil dibandingkan taraf nyata 5%. Artinya hipotesis nol ditolak. Hal tersebut menunjukkan adanya pengaruh asimetrik pada data.

Selain menggunakan uji SBT, untuk memeriksa pengaruh efek asimetrik, data deret waktu terlebih dahulu harus dimodelkan ke dalam model GARCH dan diambil residualnya. Kemudian lakukan uji efek asimetrik dengan melihat korelasi antara ε_t (standar residual kuadrat model *Box-Jenkins*) dengan ε_{t-p} (*lag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* (korelasi silang). Kriteria pengujiannya adalah jika terdapat batang yang melebihi standar deviasi maka nilai *cross correlations* berbeda signifikan dengan nol yang artinya kondisi *bad news* dan *good news* memberi pengaruh asimetrik pada data volatilitas.

Hasil pengujian dengan *Oxmetrics 7.2* diperoleh *output* pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Plot korelasi silang antara ε_t (standar residual kuadrat model ARFIMA) dengan ε_{t-p} (*lag* standar residual model GARCH)

Berdasarkan Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa masih terdapat batang yang melebihi standar deviasi. Maka nilai *cross correlations* berbeda signifikan dengan nol, yang artinya kondisi *bad news* dan *good news* memberi pengaruh asimetrik pada data volatilitas. Sehingga terdapat pengaruh efek asimetrik dalam data *return* IHSG.

4.5.3 Estimasi Model Ragam

Jika ragam galat heterogen, maka pemodelan data deret waktu dengan metode *Box-Jenkins* menjadi kurang tepat karena ragam bersyaratnya tidak konstan atau berubah menurut waktu. Model rata-rata dan model ragam dapat dimodelkan secara simultan untuk mengatasi masalah keheterogenan ragam (Enders, 2004).

Setelah data *return* IHSG diyakini memiliki residual yang heterogen dan memiliki efek asimetrik selanjutnya data *return* dimodelkan dengan model ragam GARCH asimetrik. Model ragam asimetrik yang dipilih adalah GARCH (1,1),

IGARCH (1,1), FIGARCH (1,d,1) serta HYGARCH (1,d,1) Karena ordo ARCH terlalu besar untuk diestimasi, maka model ARCH tidak dimodelkan.

Pada tahapan ini akan diperoleh koefisien-koefisien dan nilai probabilitas dari parameter model yang dipilih. Dari nilai probabilitas atau *p-value* yang diperoleh dapat dipilih model-model yang signifikan. Estimasi parameter beberapa model GARCH asimetrik menggunakan *software Oxmetrics 7.2* disajikan dalam Tabel 4.8 dan *outputnya* terlampir dalam lampiran lima.

Tabel 4.8 Estimasi Parameter ARFIMA-GARCH asimetrik

Model	Parameter	Coefficient	P-value
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- GARCH(1,1)	Alpha1	0.086256	0.0003
	Beta1	0.897263	0.0000
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- IGARCH(1,1)	Alpha1	0.095292	0.0001
	Beta1	0.904708	0.0000
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- FIGARCH(1,d,1)	Beta1	0.626170	0.0000
	Phi1	0.249770	0.0055
	d-Figarch	0.527021	0.0003
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- HYGARCH(1,d,1)	delta	0.000280	0.9965
	Log Alpha	-0.056445	0.2045
	Beta1	0.681418	0.0000
	Phi1	0.213124	0.0058
	d-Figarch	0.653263	0.0000
	delta	0.060254	0.0022

4.5.4 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan analisis uji diagnostik sisaan model untuk melihat kesesuaian model. Asumsi- asumsi yang diperiksa adalah kenormalan sisaan, autokorelasi sisaan, dan kehomogenan ragam sisaan. Pemeriksaan kenormalan sisaan dilakukan dengan uji *Jarque-Bera*, autokorelasi sisaan diuji menggunakan uji *Ljung-Box*, sedangkan kehomogenan ragam sisaan dilakukan

dengan uji ARCH-LM. Berikut adalah hasil evaluasi model berdasarkan uji diagnostik sisaan model.

4.5.4.1 Uji Normalitas

Pemeriksaan kenormalan sisaan dilakukan dengan uji *Jarque-Bera*. Hasil uji *Jarque-Bera* untuk keempat model disajikan pada Tabel 4.9 dan outputnya terlampir pada lampiran enam.

Tabel 4.9 Hasil uji kenormalan sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik

Model	JB	Nilai-p
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- GARCH(1,1)	790.14	$2.6443e^{-172}$
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- IGARCH(1,1)	783.32	$8.0123e^{-171}$
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- FIGARCH(1,d,1)	858.14	$4.5350e^{-187}$
ARFIMA(5,-0,0102919,4)- HYGARCH(1,d,1)	811.13	$7.3187e^{-177}$

Berdasarkan Tabel 4.9 Dapat diketahui bahwa nilai *p-value* untuk semua model signifikan pada taraf nyata 5%. Hal ini berarti sisaan tidak menyebar normal. Penyimpangan asumsi kenormalan ini menunjukkan bahwa data *return* IHSG memiliki volatilitas yang benar-benar acak. Untuk mengatasi penyimpangan asumsi kenormalan ini, sebelumnya model telah diduga dengan metode *quasimaximum likelihood* sehingga deviasi dari asumsi sebaran normal dapat dikoreksi. Hal ini dilakukan agar kesimpulan yang dihasilkan valid dan parameter yang diduga tetap konsisten.

4.5.4.2 Uji Non Autokorelasi

Pemeriksaan autokorelasi sisaan diuji menggunakan uji *Ljung-Box*. Hasil uji autokorelasi sisaan *Ljung-Box* untuk keempat model disajikan pada Tabel 4.10 dan outputnya terlampir pada lampiran enam.

Tabel 4.10 Hasil uji autokorelasi sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik

Model	Lag	Statistik-Q	Nilai-p
ARFIMA(5,-	5	3.21066	0.3602721
0,0102919,4)-	10	4.46260	0.8131635
GARCH(1,1)	20	12.0977	0.8421513
ARFIMA(5,-	5	2.87428	0.4114172
0,0102919,4)-	10	4.51412	0.8080186
IGARCH(1,1)	20	12.8275	0.8017153
ARFIMA(5,-	5	2.15538	0.5407914
0,0102919,4)-	10	2.92760	0.9388187
FIGARCH(1,d,1)	20	10.8222	0.9017506
ARFIMA(5,-	5	2.33197	0.5064240
0,0102919,4)-	10	3.68519	0.8843520
HYGARCH(1,d,1)	20	11.0326	0.8929694

Uji autokorelasi sisaan pada Tabel 4.10 menunjukkan bahwa sampai *lag* ke-20 menghasilkan nilai-*p* yang tidak signifikan pada taraf nyata 5%. Artinya, hipotesis nol diterima sehingga sisaan pada semua model yang diduga tidak terdapat autokorelasi dan sisaannya bersifat acak.

4.5.4.3 Uji Non Heteroskedastisitas

Selanjutnya adalah uji efek ARCH atau kehomogenan ragam sisaan. Pemeriksaan kehomogenan ragam sisaan dilakukan dengan uji ARCH-LM. Hasil uji ARCH-LM untuk keempat model dapat dilihat pada Tabel 4.11 dan outputnya terlampir pada lampiran enam.

Tabel 4.11 Hasil uji heteroskedastisitas sisaan ARFIMA-GARCH asimetrik

Model	Lag	LM	Nilai-p
ARFIMA(5,-0,0102919,4)-	2	0.42135	0.6562
GARCH(1,1)	5	0.63204	0.6753
	10	0.44670	0.9236
	20	0.54908	0.9462
ARFIMA(5,-0,0102919,4)-	2	0.22866	0.7956
IGARCH(1,1)	5	0.56812	0.7245
	10	0.44552	0.9243
	20	0.58802	0.9234
ARFIMA(5,-0,0102919,4)-	2	0.015409	0.9847
FIGARCH(1,d,1)	5	0.42727	0.8299
	10	0.29606	0.9822
	20	0.51288	0.9628
ARFIMA(5,-0,0102919,4)-	2	0.035877	0.9648
HYGARCH(1,d,1)	5	0.46012	0.8061
	10	0.37018	0.9596
	20	0.51923	0.9602

Hasil uji ARCH-LM menunjukkan bahwa model estimasi mampu menangkap efek ARCH dengan baik. Hal tersebut dapat dilihat dari statistik uji ARCH-LM yang tidak signifikan pada taraf nyata 5% untuk semua model. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada efek ARCH yang tertinggal dalam model. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa semua sisaan model memiliki ragam galat yang homogen. Dengan demikian model yang telah diestimasi dapat dikatakan baik.

4.5.4.4 Kesimpulan Evaluasi Model

Berdasarkan hasil uji normalitas, uji non autokorelasi, dan uji non heteroskedastisitas dapat disimpulkan bahwa keempat model memiliki residual yang tidak berdistribusi normal, tidak terindikasi autokorelasi, dan tidak terindikasi heteroskedastisitas. Oleh sebab, keempat model yang dipilih memiliki hasil

evaluasi model yang sama, maka langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC dan nilai SC terkecil.

4.5.5 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik GARCH asimetrik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil. Nilai AIC dari model GARCH asimetrik disajikan pada Tabel 4.12 berikut.

Tabel 4.12 Perbandingan ringkasan estimasi parameter model ragam simultan berdasarkan *Information Criterion*

Para- meter	ARFIMA (5,d,4)- GARCH (1,1)	ARFIMA (5,d,4)- IGARCH(1,1)	ARFIMA (5,d,4)- FIGARCH(1,d,1)	ARFIMA (5,d,4)- HYGARCH(1,d,1)
C	0.000278	0.000289	0.000220	-
ω	0.364764	0.212788	0.646149	1.010342
α	0.086256	0.095292	0.249770	-0.056445
β	0.897263	0.904708	0.626170	0.681418
γ	-	-	-	0.213124
δ	-0.017373	-0.020226	0.000280	0.060254
d	-	-	0.527021	0.653263
Log- Likeli hood	7962.520	7959.187	7962.289	7963.609
AIC	-8.197545126	-8.195138731	-8.1962754	-8.197636926
SC	-8.211803929	-8.20839698	-8.211536751	-8.212898277

Model ragam simultan pada Tabel 4.12 menggunakan model rata-rata ARFIMA (5,d,4) menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1) karena model tersebut memiliki nilai AIC dan SC terkecil.

4.5.6 Menentukan model ARFIMA-HYGARCH

Model HYGARCH dapat digunakan karena hasil uji pengaruh asimetrik menunjukkan adanya efek *leverage* atau efek asimetrik pada data *return* IHSG.

Untuk menguji hipotesis nol tidak ada *long memory* model yang dipilih adalah model HYGARCH (1,d,1). Estimasi parameter model dapat dilihat pada Tabel 4.13 berikut.

Tabel 4.13 Estimasi parameter model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH(1,d,1)

Parameter	Dugaan	SE	Statistik-t	Nilai-p
ω	1.010342	0.46196	2.187	0.0289
α	-0.056445	0.044471	-1.269	0.2045
β	0.681418	0.10319	6.603	0.0000
π	0.213124	0.077237	2.759	0.0058
δ	0.060254	0.019668	3.064	0.0022
d	0.653263	0.12543	5.208	0.0000
AIC	-8.197636926			
SC	-8.212898277			

Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 4.13, semua estimasi parameter signifikan pada taraf nyata 5% dan dapat disimpulkan bahwa model dugaan telah ditentukan dengan benar. Pada model dugaan HYGARCH (1, d, 1) fraksi d adalah 0,653263 yang berada pada selang $0 < d < 1$, maka menurut (Goudarzi, 2010) data *return* IHSG bersifat *long memory*.

Model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1) dapat ditulis sebagai berikut.

Fungsi rata-rata ARFIMA (5,d,4) :

$$Y_t = 0,43633Y_{t-1} + 0,41276Y_{t-2} + 0,18311Y_{t-3} - 0,700292Y_{t-4} + 0,09187Y_{t-5} + a_t - 0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4}$$

Fungsi ragam HYGARCH (1,d,1) :

$$h_t = \omega + \left(1 - \frac{1 - \delta(L)}{1 - \beta(L)} (1 + \alpha[(1 - L)^{d_{FG}} - 1]) \right) e_t^2$$

$$\Leftrightarrow h_t = 1,010342 + \left(1 - \frac{1-0,060254(L)}{1-0,681418(L)} (1 + (-0,056445)[(1-L)^{0,653263} - 1])\right) e_t^2$$

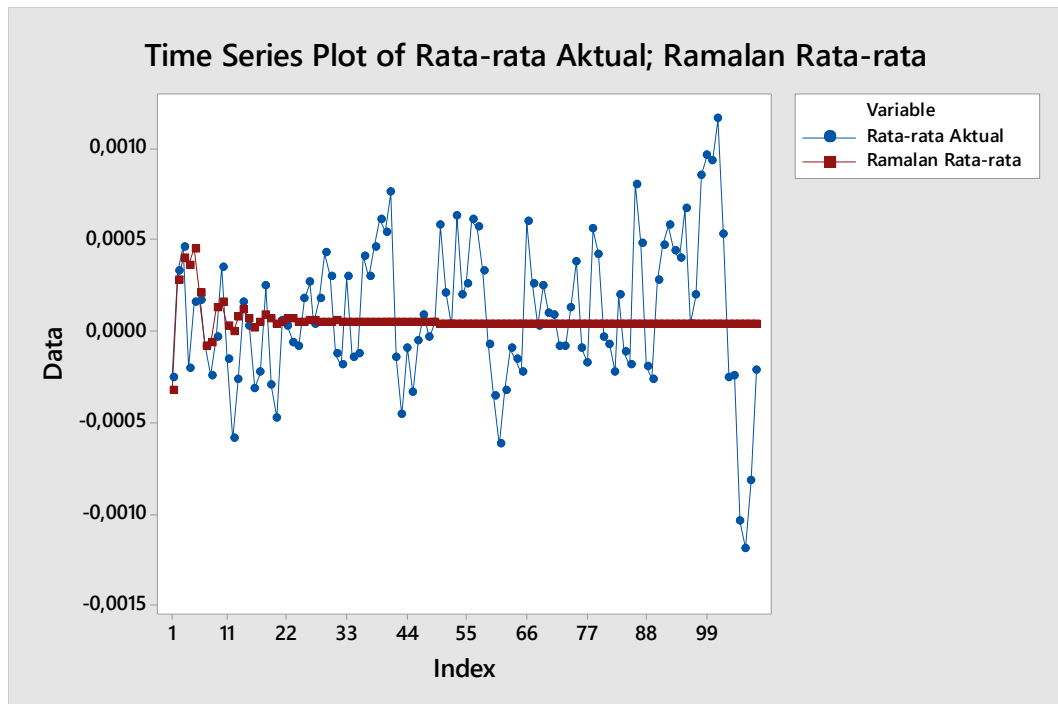
$$\Leftrightarrow h_t = 1,010342 + \left(1 - \frac{1-0,060254(L)}{1-0,681418(L)} (1 + [(-0,056445)(1-L)^{0,653263} - (-0,056445)])\right) e_t^2$$

$$\Leftrightarrow h_t = 1,010342 + \left(1 - \frac{1-0,060254(L)}{1-0,681418(L)} (1 + [(-0,056445)(1-L)^{0,653263} + 0,056445])\right) e_t^2$$

4.5.7 Validasi

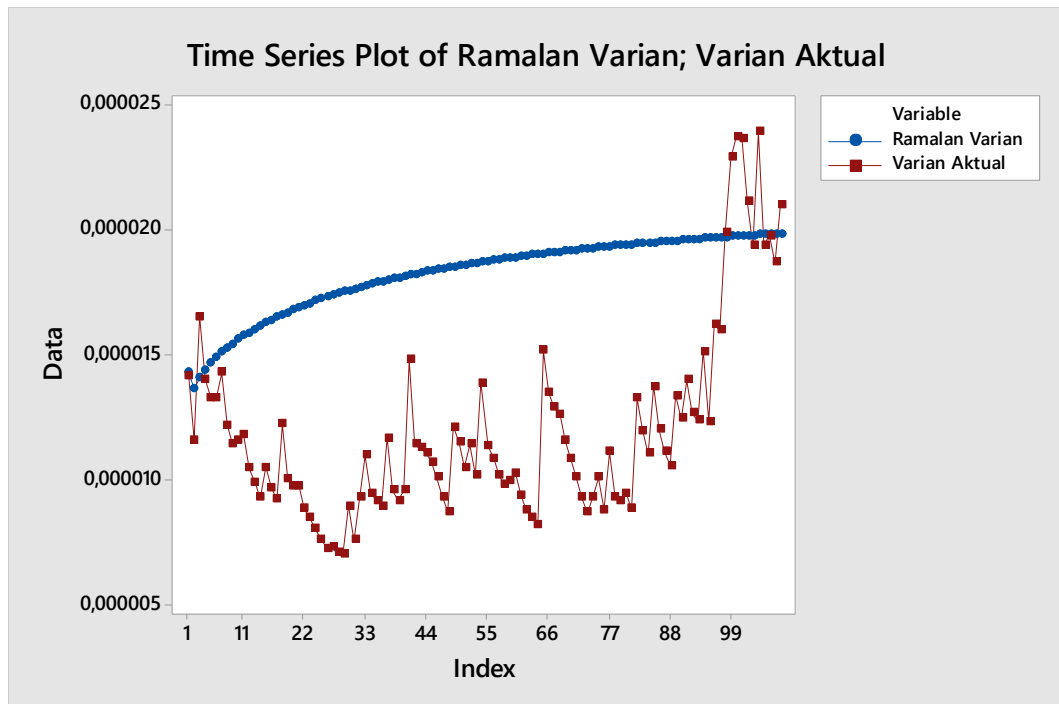
Untuk validasi dilakukan peramalan sebanyak data *out sample* yaitu 108 data menggunakan data dari periode Januari 2011 sampai Desember 2018, sedangkan validasi menggunakan data dari tanggal Januari 2019 sampai Mei 2019. Setelah pemeriksaan keasimetrikan data diketahui bahwa *return* harian IHSG memiliki pengaruh asimetrik sehingga model yang baik adalah model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1) yang dilihat berdasarkan *information criterion* terkecil. maka, peramalan dapat dilakukan menggunakan model tersebut.

Model ARFIMA-HYGARCH mampu menghasilkan peramalan nilai rata-rata *return* IHSG dan nilai ragam variansnya. Peramalan dilakukan untuk beberapa periode kedepan yaitu peramalan jangka pendek dan jangka panjang. Peramalan jangka pendek yang dicobakan yaitu peramalan satu minggu, dua minggu, tiga minggu, dan satu bulan. Sedangkan peramalan jangka panjang dilakukan untuk beberapa bulan ke depan. Berikut plot data aktual dan plot hasil ramalan rata-rata data *return* IHSG dengan model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1) yang disajikan pada Gambar 4.11



Gambar 4.11 Plot data aktual dan ramalan rata-rata nilai *return* IHSG

Berdasarkan Gambar 4.11 ditunjukkan bahwa nilai ramalan rata-rata *return* IHSG jangka pendek yaitu ramalan untuk satu hari, satu minggu, dua minggu, tiga minggu hingga satu bulan kedepan memiliki *error* yang kecil karena terlihat pada grafik bahwa nilai ramalan mendekati nilai aktual. Sedangkan untuk nilai ramalan lebih dari satu bulan masih belum memberikan hasil yang baik.



Gambar 4.12 Plot data aktual dan ramalan ragam nilai return IHSB

Sedangkan hasil peramalan untuk nilai ragam variansnya dapat dilihat pada Gambar 4.12. Menurut Widiyati (2009) nilai ragam aktual yang lebih tinggi dibandingkan dengan hasil peramalannya menunjukkan risiko yang akan di tanggung investor lebih besar, karena itu investor harus berhati-hati dalam membeli saham sebab model ini tidak memperhatikan faktor lain, misalnya tingkat suku bunga, inflasi, politik, dan lain sebagainya. Gambar 4.12 menunjukkan nilai ramalan berada di atas nilai aktualnya kecuali untuk akhir Bulan Desember 2018 dan Bulan Mei 2019. Pada bulan tersebut plot ramalan berada di bawah plot aktualnya. Ini berarti pada akhir Bulan Desember 2018 dan Mei 2019 risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal akan lebih besar. Dengan memperhatikan peramalan ragam bersyarat untuk beberapa bulan ke depan dapat dilihat bahwa terdapat kecenderungan data IHSB yang terus meningkat.

4.5.8 Peramalan

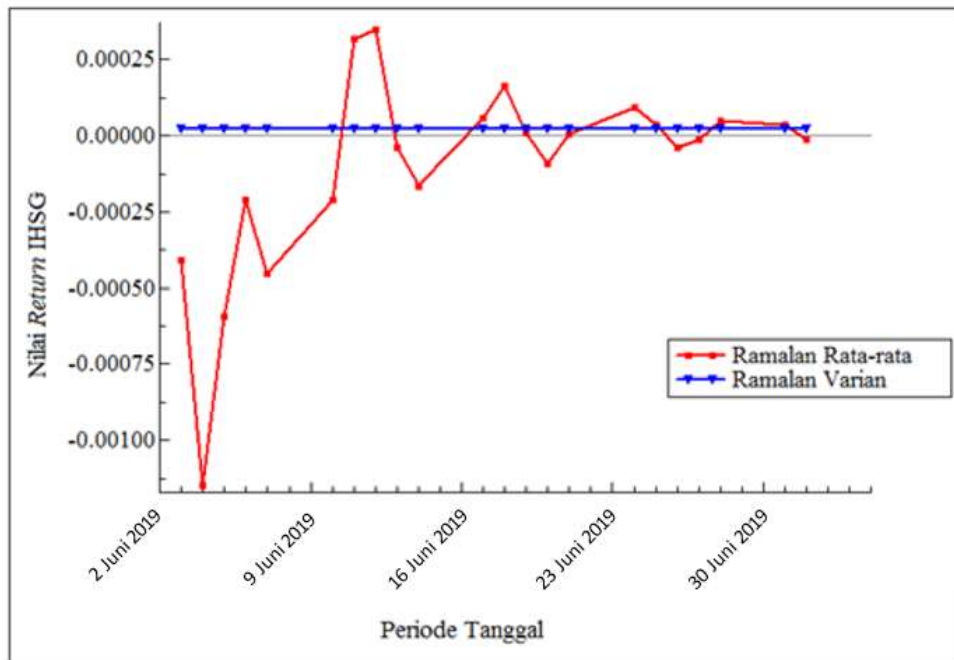
Langkah ini merupakan langkah terakhir dalam proses runtun waktu. Untuk melakukan peramalan ragam dan rata-rata *return* IHSG beberapa periode ke depan, digunakan model yang telah didapat, yaitu model ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH(1,d,1). Hasil peramalan ragam dan rata-rata pada data *return* IHSG untuk 22 periode ke depan disajikan dalam Tabel 4.14 berikut.

Tabel 4. 14 Hasil Peramalan untuk 22 periode ke depan

Tanggal	Peramalan untuk rata-rata	Peramalan untuk Varian
2019-06-03	-0,000410088	2,51E-05
2019-06-04	-0,001148192	2,34E-05
2019-06-05	-0,000592364	2,37E-05
2019-06-06	-0,000210985	2,37E-05
2019-06-07	-0,000450597	2,36E-05
2019-06-10	-0,000209112	2,34E-05
2019-06-11	0,000318025	2,32E-05
2019-06-12	0,000348497	2,3E-05
2019-06-13	-3,82106E-05	2,28E-05
2019-06-14	-0,000164258	2,26E-05
2019-06-17	5,96812E-05	2,24E-05
2019-06-18	0,000165105	2,23E-05
2019-06-19	1,02158E-05	2,21E-05
2019-06-20	-9,19079E-05	2,2E-05
2019-06-21	5,54578E-06	2,18E-05
2019-06-24	9,46002E-05	2,17E-05
2019-06-25	3,58521E-05	2,16E-05
2019-06-26	-3,98348E-05	2,15E-05
2019-06-27	-1,00978E-05	2,14E-05
2019-06-28	4,8521E-05	2,13E-05
2019-07-01	3,48838E-05	2,13E-05
2019-07-02	-1,07474E-05	2,12E-05

Berdasarkan Tabel 4.14 terlihat bahwa pergerakan volatilitas pada data *return* IHSG mengalami penurunan pada periode pertama sampai pada periode kedua. Dari periode kedua mengalami peningkatan sampai periode keempat, kemudian selanjutnya mengalami penurunan terus-menerus sampai periode tiga

belas. Dari periode tiga belas mengalami peningkatan sampai periode empat belas. Selanjutnya dari periode empat belas sampai periode dua puluh dua mengalami penurunan kembali. Sedangkan pergerakan untuk rata-rata dari periode pertama sampai ke dua puluh dua mengalami fluktuasi. Hasil peramalan mean dan varian untuk 22 periode ke depan dapat dilihat dalam Gambar 4.13 berikut.



Gambar 4.13 Plot ramalan nilai varian dan mean 22 periode ke depan

Gambar 4.13 menunjukkan nilai ramalan varian berada di atas nilai ramalan *mean* kecuali untuk periode tanggal 11 Juni 2019, 12 Juni 2019, 17 Juni 2019, 18 Juni 2019 dan 24 Juni 2019. Pada periode tersebut plot ramalan varian berada di bawah plot ramalan *mean*. Ini berarti pada periode tersebut risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal akan lebih besar. Utamanya untuk periode 12 Juni 2019 investor lebih baik tidak melakukan investasi karena pada periode tersebut nilai ramalannya paling tinggi. Maka, jika investor melakukan transaksi beli pada periode tersebut, risiko yang ditanggung akan lebih besar. Dengan memperhatikan peramalan varian dan *mean* untuk beberapa periode ke depan dapat disimpulkan bahwa terdapat kecenderungan data *return* IHS yang berfluktuasi menunjukkan pola naik dan turun.

4.5.9 Pembahasan

Data IHSG dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* digunakan untuk menentukan model atau membangun model sedangkan data *out sample* digunakan untuk validasi model atau mengukur kesalahan model. Tahapan analisis data awal adalah *time series* plot data IHSG dan data *return* IHSG serta statistika deskriptif yang bertujuan untuk melihat karakteristik dari data. Hasil dari analisis statistika deskriptif data IHSG adalah dipunyai data IHSG sebanyak 1940 data. Data IHSG memiliki rata-rata 4874,6. Nilai standar deviasi cukup besar yaitu 774,39 sehingga nilai variannya 599.679,872 ini menunjukkan bahwa data IHSG memiliki varian yang sangat tinggi. Selain itu, dari nilai maksimum sebesar 6689,3 dan nilai minimum sebesar 3269,5 dapat diketahui bahwa data memiliki *range* yang cukup besar. Dari tingginya variansi data dan besarnya *range* data menyebabkan data tidak stasioner dalam varian dan tidak stasioner dalam *mean*. Berdasarkan uji ADF terhadap data IHSG diperoleh hasil uji bahwa data non stasioner. Oleh karena itu untuk menstasionerkan data dicari nilai *return* data IHSG. Nilai data *return* IHSG diperoleh dari $\log\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right)$ sehingga menurut Untari et al (2009) nilai *return* data IHSG sama dengan kita melakukan pembedaan (*differencing*) dan transformasi logaritma pada nilai harian IHSG sehingga data IHSG menjadi stasioner. Hasil dari statistika deskriptif data *return* IHSG dan plot *time series* data *return* IHSG dapat disimpulkan data telah stasioner. Selanjutnya untuk analisis digunakan data *return* IHSG. Setelah diketahui karakteristik dari data maka dilakukan pengujian *long memory* dengan melihat plot ACF, periodogram serta uji *Hurst*. Dari pengujian *long memory* memberikan hasil bahwa data memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*). Oleh sebab itu maka dilakukan pembentukan model ARFIMA.

Pada pembentukan model ARFIMA dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Dalam identifikasi model ARFIMA ditentukan nilai *d* dengan metode *Exact Maximum Likelihood* (EML) yang memberikan hasil nilai $d = -0,0102919$. Oleh sebab telah di punyai nilai *d* maka dengan melihat plot ACF dan Plot PACF data *return* IHSG dapat ditetapkan beberapa dugaan model

ARFIMA. Setelah dilakukan identifikasi model dilakukan estimasi parameter semua model dugaan yang telah ditetapkan sebelumnya. Dalam estimasi parameter dipilih model yang signifikan yaitu model yang memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05. Model ARFIMA yang signifikan yaitu ARFIMA(2, *d*, 1), ARFIMA(2, *d*, 2), ARFIMA(2, *d*, 4), dan ARFIMA(5, *d*, 4). Dari model ARFIMA signifikan yang telah diperoleh dilakukan uji non heteroskedastisitas. Oleh sebab hasil uji non heteroskedastisitas untuk semua model ARFIMA yang signifikan sama yaitu sisaan ARFIMA bersifat heteroskedastisitas maka model terbaik ARFIMA hanya dipilih berdasarkan nilai AIC yang terkecil yaitu ARFIMA (5,-0.0102919 ,4).

Model terbaik ARFIMA telah diperoleh. Namun residual model tersebut terindikasi heteroskedastisitas sehingga dilakukan pembentukan model ARFIMA-ARCH. Pembentukan model ARFIMA-ARCH diawali dengan uji ARCH-LM yang memberikan hasil bahwa terdapat efek ARCH pada residual model ARFIMA terbaik. Oleh sebab efek ARCH tersebut signifikan sampai pada *lag* ke-50 maka model ARFIMA-ARCH tidak cocok sehingga dibentuk model ARFIMA-GARCH. setelah diperoleh model ARFIMA-GARCH terbaik model tersebut diuji apakah terdapat efek asimetrik atau tidak. Efek asimetrik diuji dengan *Sign Bias Test* (SBT) dan dengan melihat korelasi antara ε_t (standar residual kuadrat model *Box-Jenkins*) dengan ε_{t-p} (*lag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* atau korelasi silang. Berdasarkan uji SBT dan hasil plot *cross correlation* di ketahui bahwa terdapat efek asimetrik sehingga data dimodelkan dengan model ragam GARCH asimetrik. Diantaranya adalah model ARFIMA-GARCH, ARFIMA-IGARCH, ARFIMA-FIGARCH, dan ARFIMA HYGARCH. Masing-masing model di estimasi parameternya. Hasil dari estimasi parameter diperoleh bahwa semua model signifikan pada taraf nyata 5% sehingga langkah selanjutnya adalah uji diagnostik sisaan model yang meliputi uji kenormalan sisaan, uji non autokorelasi sisaan, dan uji non heteroskedastisitas sisaan. Dari hasil ketiga uji tersebut diketahui bahwa semua model yang signifikan sama untuk semua uji diagnostik. Maka model terbaik ARFIMA GARCH asimetrik terbaik dipilih berdasarkan AIC dan SC terkecil yaitu ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1).

Setelah diperoleh model GARCH asimetrik terbaik langkah selanjutnya yaitu melakukan validasi peramalan menggunakan model terbaik ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH(1,d,1). Validasi model memberikan hasil bahwa model cukup baik digunakan untuk meramalkan nilai *return* IHSG selama sebulan ke depan. Selanjutnya dilakukan peramalan untuk 22 periode ke depan. Hasil peramalan menghasilkan nilai varian/ragam dan nilai rata-rata *return* IHSG. Dari hasil peramalan diperoleh bahwa nilai ramalan varian berada di atas nilai ramalan *mean* kecuali untuk periode tanggal 11 Juni 2019, 12 Juni 2019, 17 Juni 2019, 18 Juni 2019 dan 24 Juni 2019. Pada periode tersebut plot ramalan varian berada di bawah plot ramalan *mean*. Ini berarti pada periode tersebut risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal akan lebih besar. Utamanya untuk periode 12 Juni 2019 investor lebih baik tidak melakukan investasi karena pada periode tersebut nilai ramalannya paling tinggi. Maka, jika investor melakukan transaksi beli pada periode tersebut, risiko yang ditanggung akan lebih besar. Dengan memperhatikan peramalan varian dan *mean* untuk beberapa periode ke depan dapat disimpulkan bahwa data IHSG berfluktuasi menunjukkan pola naik dan turun.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis terhadap data *return* Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) periode tanggal 3 Januari 2011 sampai dengan tanggal 31 Mei 2019 menggunakan model ARFIMA-HYGARCH, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Model ARFIMA *Box Jenkins* yang sesuai pada data *return* IHSG adalah ARFIMA (5, *d*, 4) dengan persamaan sebagai berikut :

$$Y_t = 0,43633Y_{t-1} + 0,41276Y_{t-2} + 0,18311Y_{t-3} - 0,700292Y_{t-4} + 0,09187Y_{t-5} + a_t - 0,408465a_{t-1} - 0,431537a_{t-2} - 0,338160a_{t-3} + 0,720891a_{t-4}$$

Model ragam HYGARCH terbaik yang digunakan untuk peramalan volatilitas dari *return* IHSG adalah model HYGARCH (1, *d*, 1) . Persamaan model HYGARCH (1, *d*, 1) adalah sebagai berikut :

$$h_t = 1,010342 + \left(1 - \frac{1-0,060254(L)}{1-0,681418(L)} (1 + [(-0,056445)(1 - L)^{0,653263} + 0,056445]) \right) e_t^2$$

2. Berdasarkan pemodelan ARFIMA (5, *d*, 4) - HYGARCH (1, *d*, 1) tersebut, dilakukan peramalan terhadap volatilitas *return* IHSG. Hasil peramalan volatilitas menggunakan model tersebut diperoleh nilai ramalan varian berada di atas nilai ramalan *mean* kecuali untuk periode tanggal 11 Juni 2019, 12 Juni 2019, 17 Juni 2019, 18 Juni 2019 dan 24 Juni 2019. Pada periode tersebut plot ramalan varian berada di bawah plot ramalan *mean*. Ini berarti pada periode tersebut risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal akan lebih besar. Dengan memperhatikan peramalan varian dan *mean* untuk beberapa periode ke depan dapat disimpulkan bahwa terdapat kecenderungan data IHSG yang berfluktuasi menunjukkan pola naik dan turun.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan keterbatasan-keterbatasan yang diperoleh dalam penelitian ini, maka peneliti memberikan beberapa saran sebagai berikut :

1. Pada penelitian ini, model HYGARCH digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas yang terjadi pada residual model ARFIMA dan efek asimetrik yang ada dalam data keuangan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk melakukan olah data dengan menambahkan metode lain yang dapat mengatasi masalah autokorelasi dan distribusi yang tidak normal yang terjadi pada residual ARFIMA.
2. Investor sebaiknya jangan melakukan investasi pada tanggal 11 Juni 2019, 12 Juni 2019, 17 Juni 2019, 18 Juni 2019 dan 24 Juni 2019. Utamanya pada tanggal 12 Juni 2019 investor sebaiknya jangan melakukan investasi karena pada tanggal tersebut berdasarkan hasil peramalan yang dilakukan oleh peneliti dan data real di lapangan risiko investor dalam berinvestasi di pasar modal lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

- Assidiq, A., Putriaji H & Nurkaromah .2017.Perbandingan metode weighted fuzzy time series, Seasonal ARIMA, dan Holt Winter's Exponential Smoothing Untuk Meramalkan Data Musiman. *Journal of Mathematics, UNNES*, 6(2):129-142.
- Baillie RT, Mikkelsen & Bollerslev T.1996. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.*Journal of Econometrics*. Vol. 74: 3-30.
- Bollerslev T.1986.*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. Journal of Econometrics*. Vol. 31: 307-327.
- Bollerslev T, Engle R.F & Nelson D.B. 1994. ARCH Models. *Handbook of econometrics*. 49(4): 2960-3038.
- Bollerslev T & Mikkelsen H.O. 1996.Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility. *Journal of Econometrics*. Vol. 73: 151-184.
- Chang C.L, McAleer M & Tansuchat R. 2012. Modelling Long Memory Volatility in Agricultural Commodity Futures Returns. Rotterdam (NL): Erasmus School of Economics.
- Davidson, J. 2004. *Moment And Memory Properties Of Linear Conditional Heteroscedasticity Models And A New Model*. *J. Bus. Econom. Statist.* 22: 16-29.
- Damayanti, S. 2012. *Long Memory Process Menggunakan Model Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA(p,d,q))*. Artikel. Padang: Universitas Andalas.
- Doornik, J. A. & Ooms, M. 2012. A Package for Estimating, Forecasting and Simulating ARFIMA Models: Arfima Package 1.6 for Ox. Rotterdam: Nuffield College.
- Enders, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. New York: John Wiley and Sons.

- Engle R.F. 1982. *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*. *Econometrica*. 50(4): 987-1007.
- Engle R.F, Ng VK. 1993. *Measuring and Testing the Impact of News on Volatility*. *Journal of Finance*. 48(5): 1749-1778.
- Francq, C & Zakoian, J.M. 2010. *GARCH Models (Structure, Statistical Inference and Financial Applications)*. Lille:A John Wiley and Sons, Ltd.
- Gosvodinov N, Gavala A & Jiang D. 2006. *Forecasting Volatility*. *Journal of Forecasting*. 25: 381-400.
- Hongngoe, T. 2014. *Arfima-Figarch vs. Arfima-Hygarch: Case Study ETF Returns of Emerging Asian Countries*. *Asian Journal of finance & Accounting*. Vol (6): 171-194.
- Hosking, J. R. M. 1981. *Fractional Differencing*. *Biometrika*. Vol. 68: 165-176.
- Juanda B. & Junaidi. 2012. *Ekonometrika Deret Waktu*. Bogor (ID): IPB Press.
- Kwan, W., Wai Keung Li. & Guodong Li. 2012. *On The Estimation And Diagnostic Checking Of The ARFIMA-HYGARCH Model*. Elsevier (56) : 3632-3644.ite de Liege.
- Laurent S. & Peters J.P. 2002. *A Tutorial for G@RCH 2.3, a Complete Ox Package for Estimating and Forecasting ARCH Models*. Belgium (BE): Univers.
- Montgomery D.C, Jennings C.L & Kulachi M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey (US): J Wiley.
- Murwaningtyas C.E, Haryatmi S, Gunardi & Suryawan H.P. 2016. *Gerak Brown Fraksional dan Sifat-sifatnya*. Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY 2016. 13: 79-84.
- Niguez T.M & Rubia A. 2006. *Forecasting the conditional covariance matrix of a portfolio under long-run temporal dependence*. *Journal of Forecasting* (25): 439-458.
- Ningrum, L.K. 2009. *Penerapan Model Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) dalam Peramalan Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI) [skripsi]*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret Surakarta.

- Owidi O.H & Waweru F.M. 2016. *Analysis of Asymmetric and Persistence in Stock Return Volatility in the Nairobi Securities Exchange Market Phases*. Journal of Finance and Economics. 4(3): 63-73.
- Prass T.S & Lopes S.R.C. 2012. *Theoretical Results on FIGARCH Processes*. Brazil (BR): Mathematics Institute – UFRGS.
- Sanusi, M.A. 2017. *Pemodelan Volatilitas Long Memory Pada Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Model FIGARCH* [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Sari, L.K, Noer A.A, Bagus S. 2017. *Pemodelan Volatilitas Return Saham: Studi Kasus Pasar Saham Asia*. Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia 18: 35-52.
- Sidik, A.F. 2017. *Metode Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (IGARCH) Untuk Memodelkan Harga Gabah Dunia* [skripsi]. Malang (ID): Universitas Negeri Malang.
- Soejoeti, Z.1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunia.
- Sowell, F.B. 1992. *Maximum Likelihood Estimation of Stationery Univariate Fractionally Integrated Time Series Models*. Journal of Econometrics 53: 165-188.
- Sunariyah. 2011. *Pengantar pengetahuan pasar modal (Edisi 2011)*. Yogyakarta: UPP AMP YKPN.
- Tagliafichi.2013. *The GARCH model and Their Application to the VaR, Buenos aires, Argentina*.
- Untari, N., Ahmad A.M., Asep S. 2009. *Analisis Deret Waktu Pada Data Dengan Ragam Galat Heterogen dan Asimetrik : studi IHSG periode tahun 1999-2008*. *Forum Statistika dan Komputasi* 4: 22-33.
- Tsay, R. S. 2015. *Analysis of Financial Time Series*. New York: Wiley-Interscience.
- Wei, W. W. S. 1990. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Inc.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data *In Sample* IHSG dan *Return* IHSG

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2011-01-03	3727,52	*	2011-02-22	3451,1	-0,005817936
2011-01-04	3760,06	0,003775258	2011-02-23	3474,12	0,002887647
2011-01-05	3783,71	0,002722837	2011-02-24	3439,13	-0,004396345
2011-01-06	3736,26	-0,00548099	2011-02-25	3443,53	0,000555026
2011-01-07	3631,45	-0,01235631	2011-02-28	3470,35	0,003369156
2011-01-10	3478,55	-0,0186823	2011-03-01	3512,62	0,005257772
2011-01-11	3455,13	-0,00293411	2011-03-02	3486,2	-0,003278874
2011-01-12	3554,77	0,012347002	2011-03-03	3494,54	0,001037967
2011-01-13	3564,94	0,001240842	2011-03-04	3542,9	0,00596937
2011-01-14	3569,14	0,000512211	2011-03-07	3561,72	0,002300147
2011-01-17	3535,73	-0,00408485	2011-03-08	3580,31	0,002261708
2011-01-18	3548,65	0,001583829	2011-03-09	3598,68	0,00222151
2011-01-19	3534,28	-0,00176209	2011-03-10	3587,65	-0,001332801
2011-01-20	3454,12	-0,00996378	2011-03-11	3542,23	-0,005533314
2011-01-21	3379,54	-0,00947919	2011-03-14	3569,84	0,003372118
2011-01-24	3346,06	-0,00432412	2011-03-15	3524,48	-0,00555321
2011-01-25	3433,91	0,011254549	2011-03-16	3531,48	0,000860962
2011-01-26	3501,72	0,008492642	2011-03-17	3484,21	-0,005852059
2011-01-27	3514,62	0,001597826	2011-03-18	3494,07	0,001227278
2011-01-28	3487,61	-0,00335096	2011-03-21	3518,85	0,003068659
2011-01-31	3409,17	-0,00987964	2011-03-22	3517,72	-0,000138869
2011-02-01	3442,5	0,004225799	2011-03-23	3556,23	0,004728572
2011-02-02	3480,83	0,004808239	2011-03-24	3611,64	0,006714611
2011-02-04	3496,17	0,001910103	2011-03-25	3607,11	-0,000544827
2011-02-07	3487,71	-0,00105242	2011-03-28	3602,86	-0,000512482
2011-02-08	3459,93	-0,0034723	2011-03-29	3591,52	-0,001369581
2011-02-09	3417,47	-0,00536285	2011-03-30	3640,98	0,00594037
2011-02-10	3373,64	-0,00560559	2011-03-31	3678,67	0,004473248
2011-02-11	3391,77	0,00232663	2011-04-01	3707,49	0,003388334
2011-02-14	3416,77	0,003189482	2011-04-04	3700,05	-0,000872396
2011-02-16	3416,79	2,28792E-06	2011-04-05	3685,94	-0,001659451
2011-02-17	3434,38	0,002230695	2011-04-06	3727,8	0,004904581
2011-02-18	3501,5	0,008405412	2011-04-07	3730,58	0,000324336
2011-02-21	3497,64	-0,00047828	2011-04-08	3741,81	0,001305141

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2011-04-11	3745,84	0,000467144	2011-05-31	3836,97	0,001227548
2011-04-12	3719,23	-0,0030956	2011-06-01	3837,76	8,98611E-05
2011-04-13	3734,41	0,00176896	2011-06-03	3844,02	0,000707713
2011-04-14	3707,98	-0,00308508	2011-06-06	3834,2	-0,00111076
2011-04-15	3730,51	0,002631175	2011-06-07	3842,95	0,000990197
2011-04-18	3727,07	-0,00040054	2011-06-08	3825,82	-0,00194043
2011-04-19	3732,65	0,00064937	2011-06-09	3806,19	-0,00223453
2011-04-20	3794,76	0,007167274	2011-06-10	3787,65	-0,00212051
2011-04-21	3801,08	0,000722581	2011-06-13	3748,76	-0,00448221
2011-04-25	3788,54	-0,00143525	2011-06-14	3773,27	0,002830822
2011-04-26	3774,87	-0,00156976	2011-06-15	3794,25	0,002407829
2011-04-27	3804,93	0,003444671	2011-06-16	3740,47	-0,00619977
2011-04-28	3808,93	0,000456092	2011-06-17	3722,3	-0,00211457
2011-04-29	3819,62	0,001217054	2011-06-20	3729,12	0,000794869
2011-05-02	3849,3	0,003361828	2011-06-21	3794,94	0,007598208
2011-05-03	3813,87	-0,0040161	2011-06-22	3821,83	0,003066793
2011-05-04	3814,93	0,000120688	2011-06-23	3823,65	0,00020654
2011-05-05	3816,27	0,000152975	2011-06-24	3848,56	0,002819904
2011-05-06	3798,55	-0,00202102	2011-06-27	3813,43	-0,00398283
2011-05-09	3785,45	-0,00150079	2011-06-28	3830,27	0,00191452
2011-05-10	3800,52	0,001725508	2011-06-30	3888,57	0,006560081
2011-05-11	3838,14	0,004278016	2011-07-01	3927,1	0,00428193
2011-05-12	3808,71	-0,00334313	2011-07-04	3953,52	0,002911871
2011-05-13	3832,02	0,002649974	2011-07-05	3924,13	-0,00324056
2011-05-16	3799,23	-0,00373275	2011-07-06	3908,96	-0,00168227
2011-05-18	3840,21	0,004659732	2011-07-07	3939,47	0,003377346
2011-05-19	3859,81	0,002211066	2011-07-08	4003,69	0,007022423
2011-05-20	3872,95	0,0014763	2011-07-11	3995,59	-0,00087996
2011-05-23	3778,45	-0,01072809	2011-07-12	3938,02	-0,00630323
2011-05-24	3785,94	0,000859932	2011-07-13	3980,85	0,004697902
2011-05-25	3780,16	-0,00066366	2011-07-14	3997,64	0,001827871
2011-05-26	3814,82	0,003963183	2011-07-15	4023,2	0,0027687
2011-05-27	3832,38	0,001994743	2011-07-18	4032,97	0,001053584
2011-05-30	3826,14	-0,00070782	2011-07-19	4023,42	-0,00103038

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2011-07-20	4050,63	0,002927743	2011-09-14	3799,04	-0,0085739
2011-07-21	4068,07	0,001865948	2011-09-15	3774,33	-0,0028332
2011-07-22	4106,82	0,004117142	2011-09-16	3835,18	0,00694554
2011-07-25	4087,09	-0,00209125	2011-09-19	3755,05	-0,0091699
2011-07-26	4132,78	0,004827346	2011-09-20	3752,11	-0,0003404
2011-07-27	4174,11	0,004322126	2011-09-21	3697,49	-0,0063681
2011-07-28	4145,83	-0,00295292	2011-09-22	3369,14	-0,040388
2011-07-29	4130,8	-0,00157701	2011-09-23	3426,35	0,00731177
2011-08-01	4193,44	0,006536369	2011-09-26	3316,14	-0,0141988
2011-08-02	4177,85	-0,00161811	2011-09-27	3473,94	0,0201896
2011-08-03	4136,51	-0,00431866	2011-09-28	3513,17	0,00487661
2011-08-04	4122,09	-0,00151672	2011-09-29	3537,18	0,00295824
2011-08-05	3921,64	-0,02164899	2011-09-30	3549,03	0,001453
2011-08-08	3850,27	-0,00797732	2011-10-03	3348,71	-0,0252326
2011-08-09	3735,12	-0,01318629	2011-10-04	3269,45	-0,0104024
2011-08-10	3863,58	0,014685017	2011-10-05	3293,24	0,00314842
2011-08-11	3869,37	0,000650239	2011-10-06	3443,11	0,01932714
2011-08-12	3890,53	0,002368623	2011-10-07	3425,68	-0,0022031
2011-08-15	3960,02	0,007689277	2011-10-10	3451,08	0,00320823
2011-08-16	3953,28	-0,00074035	2011-10-11	3531,75	0,01003479
2011-08-18	4020,99	0,007376179	2011-10-12	3635,93	0,01262531
2011-08-19	3842,75	-0,01969152	2011-10-13	3675,38	0,00468709
2011-08-22	3839,62	-0,00035411	2011-10-14	3664,68	-0,0012667
2011-08-23	3880,46	0,004595866	2011-10-17	3729,02	0,00755807
2011-08-24	3847,02	-0,00375921	2011-10-18	3622,03	-0,0126424
2011-08-25	3844,38	-0,00029847	2011-10-19	3685,31	0,00752187
2011-08-26	3841,73	-0,00029902	2011-10-20	3622,78	-0,0074321
2011-09-05	3866,17	0,002754219	2011-10-21	3620,66	-0,0002533
2011-09-06	3889,97	0,002665192	2011-10-24	3706,78	0,01020882
2011-09-07	4001,43	0,012269186	2011-10-25	3710,48	0,00043282
2011-09-08	4005,39	0,00042926	2011-10-26	3738,61	0,00327995
2011-09-09	3998,5	-0,00074749	2011-10-27	3813	0,00855745
2011-09-12	3896,12	-0,0112651	2011-10-28	3829,96	0,00192698
2011-09-13	3874,78	-0,00238483	2011-10-31	3790,85	-0,004458

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2011-11-01	3685,01	-0,01229735	2011-12-19	3770,29	0,000222717
2011-11-02	3763,03	0,009099236	2011-12-20	3752,34	-0,002072459
2011-11-03	3705,81	-0,00665499	2011-12-21	3794,27	0,004825937
2011-11-04	3783,63	0,009025282	2011-12-22	3795,44	0,000134585
2011-11-07	3778,24	-0,00061889	2011-12-23	3797,15	0,000195394
2011-11-08	3805,65	0,003139075	2011-12-27	3789,43	-0,000884552
2011-11-09	3857,36	0,005861894	2011-12-28	3769,21	-0,00232252
2011-11-10	3783,88	-0,00835304	2011-12-29	3808,77	0,00453418
2011-11-11	3778,89	-0,00057379	2011-12-30	3821,99	0,001504798
2011-11-14	3833,04	0,006179676	2012-01-02	3809,14	-0,001462839
2011-11-15	3813,84	-0,00218065	2012-01-03	3857,88	0,005522005
2011-11-16	3814,09	2,82396E-05	2012-01-04	3907,42	0,005541266
2011-11-17	3792,25	-0,00249363	2012-01-05	3906,26	-0,000128615
2011-11-18	3754,5	-0,00434519	2012-01-06	3869,42	-0,00411628
2011-11-21	3679,83	-0,00872447	2012-01-09	3889,07	0,002200673
2011-11-22	3735,53	0,006524823	2012-01-10	3938,84	0,005522577
2011-11-23	3687,01	-0,00567838	2012-01-11	3909,64	-0,003231791
2011-11-24	3696,03	0,001061643	2012-01-12	3909,5	-1,58852E-05
2011-11-25	3637,19	-0,0069695	2012-01-13	3935,33	0,002859831
2011-11-28	3647,05	0,001175371	2012-01-16	3909,69	-0,002838058
2011-11-29	3687,77	0,004822111	2012-01-17	3954,76	0,004976927
2011-11-30	3715,08	0,003204461	2012-01-18	3978,13	0,002559169
2011-12-01	3781,1	0,007649878	2012-01-19	4001,07	0,002497722
2011-12-02	3779,84	-0,00014509	2012-01-20	3986,52	-0,001583073
2011-12-05	3780,79	0,000109943	2012-01-24	3994,58	0,000878047
2011-12-06	3752,67	-0,00324206	2012-01-25	3963,61	-0,003381082
2011-12-07	3793,24	0,004668911	2012-01-26	3983,43	0,002167258
2011-12-08	3781,76	-0,00131567	2012-01-27	3986,41	0,000324338
2011-12-09	3759,61	-0,0025514	2012-01-30	3915,16	-0,007832449
2011-12-12	3792,15	0,003742713	2012-01-31	3941,69	0,002933281
2011-12-13	3763,58	-0,00328436	2012-02-01	3964,98	0,002557767
2011-12-14	3751,6	-0,00138405	2012-02-02	4016,9	0,005650674
2011-12-15	3701,54	-0,00583454	2012-02-03	4015,95	-0,000103048
2011-12-16	3768,35	0,007769247	2012-02-06	3974,79	-0,004474219

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2012-02-07	3955,45	-0,00211785	2012-03-27	4079,38	0,005105841
2012-02-08	3988,7	0,003635146	2012-03-28	4090,57	0,001189559
2012-02-09	3978,99	-0,00105863	2012-03-29	4105,17	0,001546682
2012-02-10	3912,39	-0,00733016	2012-03-30	4121,55	0,001729849
2012-02-13	3961,9	0,005461256	2012-04-02	4166,07	0,004666093
2012-02-14	3952,82	-0,00099702	2012-04-03	4215,44	0,005116553
2012-02-15	3953,05	2,50495E-05	2012-04-04	4134,04	-0,00846907
2012-02-16	3927,61	-0,00280362	2012-04-05	4166,37	0,003383998
2012-02-17	3976,54	0,005377438	2012-04-09	4154,07	-0,00128476
2012-02-20	3980,25	0,000405105	2012-04-10	4149,8	-0,00044644
2012-02-21	4002,95	0,002469596	2012-04-11	4130,01	-0,00207564
2012-02-22	3995,02	-0,00086088	2012-04-12	4139,54	0,001000665
2012-02-23	3958,81	-0,00395484	2012-04-13	4159,28	0,002065761
2012-02-24	3894,56	-0,00710593	2012-04-16	4146,58	-0,00132769
2012-02-27	3861,02	-0,00375702	2012-04-17	4157,37	0,001128002
2012-02-28	3903,56	0,004758924	2012-04-18	4166,24	0,000925816
2012-02-29	3985,21	0,008990686	2012-04-19	4163,72	-0,00026287
2012-03-01	3962,29	-0,00250539	2012-04-20	4181,37	0,001837292
2012-03-02	4004,87	0,004642386	2012-04-23	4155,49	-0,00269605
2012-03-05	3984,9	-0,00217111	2012-04-24	4170,35	0,001550471
2012-03-06	3967,08	-0,00194658	2012-04-25	4163,64	-0,00069933
2012-03-07	3942,52	-0,00269695	2012-04-26	4180,31	0,001734588
2012-03-08	3967,67	0,00276186	2012-04-27	4163,98	-0,00169933
2012-03-09	3991,54	0,002605487	2012-04-30	4180,73	0,001743589
2012-03-12	3987,35	-0,000457	2012-05-01	4195,98	0,001581495
2012-03-13	4008,64	0,002313349	2012-05-02	4219,3	0,002406067
2012-03-14	4054,33	0,004921394	2012-05-03	4224	0,000484327
2012-03-15	4039,98	-0,00153945	2012-05-04	4216,68	-0,00075347
2012-03-16	4028,54	-0,00123186	2012-05-07	4158,86	-0,00599624
2012-03-19	4024,73	-0,00041028	2012-05-08	4181,07	0,00231324
2012-03-20	4022,17	-0,00027687	2012-05-09	4129,06	-0,00543656
2012-03-21	4036,23	0,00151613	2012-05-10	4133,63	0,000480512
2012-03-22	4041,56	0,000572587	2012-05-11	4114,14	-0,00205264
2012-03-26	4031,71	-0,00106018	2012-05-14	4053,07	-0,00649528

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2012-05-15	4045,64	-0,00079612	2012-07-04	4075,92	0,00278178
2012-05-16	3980,5	-0,00705047	2012-07-05	4069,84	-0,0006484
2012-05-21	3940,11	-0,00442907	2012-07-06	4055,2	-0,001565
2012-05-22	4021,1	0,008836747	2012-07-09	3985,05	-0,0075787
2012-05-23	3981,58	-0,00428965	2012-07-10	4009,68	0,00267627
2012-05-24	3984,87	0,000359257	2012-07-11	4019,13	0,00102288
2012-05-25	3902,51	-0,00907068	2012-07-12	3984,12	-0,0038
2012-05-28	3918,69	0,001796552	2012-07-13	4019,67	0,00385831
2012-05-29	3919,07	4,21121E-05	2012-07-16	4047,47	0,00299238
2012-05-30	3917,92	-0,00012735	2012-07-17	4080,67	0,00354859
2012-05-31	3832,82	-0,00953624	2012-07-18	4081,64	0,00010248
2012-06-01	3799,77	-0,00376202	2012-07-19	4096,2	0,00154656
2012-06-04	3654,58	-0,01691914	2012-07-20	4081,2	-0,0015927
2012-06-05	3717,88	0,00745719	2012-07-23	4009,79	-0,007666
2012-06-06	3841,33	0,01418683	2012-07-24	3992,11	-0,0019191
2012-06-07	3840,6	-8,3106E-05	2012-07-25	4000,84	0,00094825
2012-06-08	3825,33	-0,00172995	2012-07-26	4004,78	0,00042715
2012-06-11	3866,21	0,004617097	2012-07-27	4084,21	0,00853005
2012-06-12	3852,58	-0,00153434	2012-07-30	4099,12	0,00158246
2012-06-13	3860,46	0,000887729	2012-07-31	4142,34	0,00455469
2012-06-14	3791,62	-0,00781459	2012-08-01	4130,47	-0,0012465
2012-06-15	3818,11	0,003023746	2012-08-02	4093,11	-0,0039453
2012-06-18	3860,16	0,004756421	2012-08-03	4099,81	0,00071042
2012-06-19	3880,82	0,002318309	2012-08-06	4105,5	0,0006019
2012-06-20	3943,9	0,007002512	2012-08-07	4085,58	-0,0021122
2012-06-21	3901,79	-0,0046619	2012-08-08	4090,71	0,00054487
2012-06-22	3889,52	-0,00136732	2012-08-09	4131,17	0,00427448
2012-06-25	3857,59	-0,00358039	2012-08-10	4141,56	0,00109131
2012-06-26	3881,4	0,002672559	2012-08-13	4102,53	-0,0041126
2012-06-27	3934,87	0,005941544	2012-08-14	4121,56	0,00200944
2012-06-28	3887,58	-0,00525128	2012-08-15	4141,99	0,00214742
2012-06-29	3955,58	0,007531062	2012-08-16	4160,51	0,00193773
2012-07-02	3991,54	0,003930643	2012-08-23	4162,66	0,00022447
2012-07-03	4049,89	0,006303063	2012-08-24	4145,4	-0,0018045

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2012-08-27	4145,88	5,01797E-05	2012-10-12	4311,39	0,002669929
2012-08-28	4142,85	-0,00031752	2012-10-15	4313,52	0,000214607
2012-08-29	4093,17	-0,00523922	2012-10-16	4329,08	0,001563193
2012-08-30	4025,58	-0,007231	2012-10-17	4337,53	0,000846881
2012-08-31	4060,33	0,003732653	2012-10-18	4356,97	0,00194208
2012-09-03	4117,95	0,006119419	2012-10-19	4331,25	-0,002570518
2012-09-04	4105,25	-0,00134093	2012-10-22	4341,38	0,001013848
2012-09-05	4075,35	-0,0031748	2012-10-23	4330,15	-0,001125062
2012-09-06	4102,86	0,002921254	2012-10-24	4335,38	0,000524229
2012-09-07	4143,68	0,004299724	2012-10-25	4339,15	0,000378295
2012-09-10	4160,66	0,001776123	2012-10-29	4331,37	-0,000780181
2012-09-11	4155,36	-0,00055399	2012-10-30	4364,6	0,003319466
2012-09-12	4174,1	0,0019543	2012-10-31	4350,29	-0,001425941
2012-09-13	4170,64	-0,00035994	2012-11-01	4335,36	-0,001492942
2012-09-14	4257	0,008900846	2012-11-02	4338,89	0,000353474
2012-09-17	4255,28	-0,000175	2012-11-05	4302,94	-0,003613651
2012-09-18	4223,89	-0,00321544	2012-11-06	4314,27	0,001141628
2012-09-19	4244,71	0,002135116	2012-11-07	4350,42	0,003624768
2012-09-20	4217,52	-0,00279139	2012-11-08	4327,87	-0,00225758
2012-09-21	4244,62	0,00278218	2012-11-09	4333,64	0,000578825
2012-09-24	4200,91	-0,00449513	2012-11-12	4318,59	-0,001510756
2012-09-25	4226,89	0,002676744	2012-11-13	4332,08	0,001354794
2012-09-26	4180,16	-0,00482732	2012-11-14	4351,28	0,001920561
2012-09-27	4225,02	0,004635963	2012-11-19	4313,44	-0,003793769
2012-09-28	4262,56	0,003841427	2012-11-20	4312,37	-0,000108047
2012-10-01	4236,29	-0,00268462	2012-11-21	4317,28	0,000494301
2012-10-02	4256,84	0,002101235	2012-11-22	4335,93	0,001872048
2012-10-03	4251,51	-0,00054392	2012-11-23	4348,81	0,001288272
2012-10-04	4271,46	0,002033138	2012-11-26	4375,17	0,002624599
2012-10-05	4311,31	0,004033209	2012-11-27	4337,51	-0,003754444
2012-10-08	4268,24	-0,00436133	2012-11-28	4304,82	-0,00328509
2012-10-09	4280,25	0,001220813	2012-11-29	4319,09	0,001436552
2012-10-10	4280,01	-2,4352E-05	2012-11-30	4276,14	-0,004339835
2012-10-11	4284,97	0,000502698	2012-12-03	4302,44	0,002663209

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2012-12-04	4269,65	-0,00332275	2013-01-28	4416,94	-0,00202675
2012-12-05	4286,84	0,001744795	2013-01-29	4439,03	0,002166875
2012-12-06	4292,61	0,000583653	2013-01-30	4452,98	0,001362177
2012-12-07	4290,8	-0,00018306	2013-01-31	4453,7	7,09954E-05
2012-12-10	4302,61	0,001194014	2013-02-01	4481,63	0,002715134
2012-12-11	4317,92	0,001542509	2013-02-04	4490,57	0,000864601
2012-12-12	4337,53	0,001967901	2013-02-05	4479,44	-0,00107717
2012-12-13	4320,19	-0,00173954	2013-02-06	4498,98	0,001889856
2012-12-14	4308,86	-0,00114006	2013-02-07	4503,15	0,000402544
2012-12-17	4315,86	0,000704361	2013-02-08	4491,27	-0,00114735
2012-12-18	4301,44	-0,00145358	2013-02-11	4503,25	0,001156894
2012-12-19	4275,86	-0,00259009	2013-02-12	4548,24	0,004317891
2012-12-20	4254,82	-0,00214259	2013-02-13	4571,57	0,002221524
2012-12-21	4250,21	-0,00046999	2013-02-14	4588,67	0,001621926
2012-12-26	4275,09	0,002534871	2013-02-15	4609,79	0,001993655
2012-12-27	4281,86	0,000686897	2013-02-18	4612,05	0,000212866
2012-12-28	4316,69	0,003517995	2013-02-19	4602,06	-0,00094116
2013-01-02	4346,48	0,002986627	2013-02-20	4634,45	0,003045829
2013-01-03	4399,26	0,005242246	2013-02-21	4632,4	-0,00019187
2013-01-04	4410,02	0,001061127	2013-02-22	4651,12	0,001751397
2013-01-07	4392,38	-0,00174075	2013-02-25	4696,11	0,004180159
2013-01-08	4397,55	0,000510486	2013-02-26	4663,03	-0,00306968
2013-01-09	4362,93	-0,00343225	2013-02-27	4716,42	0,004943709
2013-01-10	4317,37	-0,00455928	2013-02-28	4795,79	0,007248055
2013-01-11	4305,91	-0,00115362	2013-03-01	4811,61	0,001430622
2013-01-14	4382,5	0,007656577	2013-03-04	4761,46	-0,00455046
2013-01-15	4400,82	0,001812274	2013-03-05	4751,7	-0,00089113
2013-01-16	4410,96	0,000999513	2013-03-06	4824,68	0,006619679
2013-01-17	4398,38	-0,00124047	2013-03-07	4848,3	0,002120612
2013-01-18	4465,48	0,006575494	2013-03-08	4874,5	0,002340234
2013-01-21	4439,97	-0,00248811	2013-03-11	4854,31	-0,00180194
2013-01-22	4416,55	-0,00229747	2013-03-13	4835,44	-0,00169178
2013-01-23	4418,73	0,000214216	2013-03-14	4786,37	-0,00442991
2013-01-25	4437,6	0,001850787	2013-03-15	4819,32	0,002980129

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2013-03-18	4802,83	-0,00148927	2013-05-06	4991,87	0,00581453
2013-03-19	4822,63	0,00178682	2013-05-07	5042,79	0,00440744
2013-03-20	4831,5	0,000798311	2013-05-08	5089,34	0,00399024
2013-03-21	4802,67	-0,0025996	2013-05-10	5105,94	0,00141441
2013-03-22	4723,16	-0,00724982	2013-05-13	5054,63	-0,0043863
2013-03-25	4777,9	0,005004581	2013-05-14	5081,94	0,00234033
2013-03-26	4842,52	0,005834187	2013-05-15	5089,88	0,00067801
2013-03-27	4928,1	0,007608355	2013-05-16	5078,68	-0,0009569
2013-03-28	4940,99	0,001133935	2013-05-17	5145,68	0,00569235
2013-04-01	4937,58	-0,00029992	2013-05-20	5214,98	0,00580929
2013-04-02	4957,25	0,001727204	2013-05-21	5188,76	-0,0021888
2013-04-03	4981,47	0,002116261	2013-05-22	5208	0,00160739
2013-04-04	4922,61	-0,00516165	2013-05-23	5121,4	-0,0072819
2013-04-05	4926,07	0,000304885	2013-05-24	5155,09	0,00284755
2013-04-08	4897,52	-0,0025241	2013-05-27	5085,14	-0,0059339
2013-04-09	4899,59	0,000183167	2013-05-28	5176,24	0,00771141
2013-04-10	4877,48	-0,00196442	2013-05-29	5200,69	0,00204723
2013-04-11	4924,26	0,004146188	2013-05-30	5129,65	-0,0059737
2013-04-12	4937,21	0,00114036	2013-05-31	5068,63	-0,0051971
2013-04-15	4910,1	-0,00239091	2013-06-03	4971,35	-0,0084157
2013-04-16	4945,25	0,003097824	2013-06-04	5021,61	0,00436846
2013-04-17	4998,65	0,004664475	2013-06-05	5001,22	-0,0017671
2013-04-18	5012,64	0,001213352	2013-06-07	4865,32	-0,0119643
2013-04-19	4998,46	-0,00123003	2013-06-10	4777,37	-0,0079233
2013-04-22	4996,92	-0,00013365	2013-06-11	4609,95	-0,0154924
2013-04-23	4975,33	-0,00188077	2013-06-12	4697,88	0,00820626
2013-04-24	5011,61	0,003155116	2013-06-13	4607,66	-0,0084216
2013-04-25	4994,52	-0,00148299	2013-06-14	4760,74	0,01419412
2013-04-26	4978,51	-0,0013949	2013-06-17	4774,5	0,00125343
2013-04-29	4999,75	0,001849341	2013-06-18	4840,45	0,00595766
2013-04-30	5034,07	0,002970874	2013-06-19	4806,66	-0,0030429
2013-05-01	5060,92	0,00231005	2013-06-20	4629,99	-0,0162626
2013-05-02	4994,05	-0,00577685	2013-06-21	4515,37	-0,0108869
2013-05-03	4925,48	-0,00600371	2013-06-24	4429,46	-0,0083428

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2013-06-25	4418,87	-0,00103936	2013-08-19	4313,52	-0,024956654
2013-06-26	4587,73	0,01628624	2013-08-20	4174,98	-0,014176903
2013-06-27	4675,75	0,008253528	2013-08-21	4218,45	0,004497989
2013-06-28	4818,9	0,013096274	2013-08-22	4171,41	-0,00486951
2013-07-01	4777,45	-0,00375113	2013-08-23	4169,83	-0,000165153
2013-07-02	4728,7	-0,0044542	2013-08-26	4120,67	-0,005150307
2013-07-03	4577,15	-0,0141467	2013-08-27	3967,84	-0,01641336
2013-07-04	4581,93	0,000453305	2013-08-28	4026,48	0,006370637
2013-07-05	4602,81	0,001974031	2013-08-29	4103,59	0,008239273
2013-07-08	4433,63	-0,01626381	2013-08-30	4195,09	0,009576899
2013-07-09	4403,8	-0,00293137	2013-09-02	4101,23	-0,009826736
2013-07-10	4478,64	0,007318955	2013-09-03	4164,01	0,006597529
2013-07-11	4604,22	0,012009713	2013-09-04	4073,46	-0,009549049
2013-07-12	4633,11	0,002716168	2013-09-05	4050,86	-0,00241526
2013-07-15	4635,73	0,000245616	2013-09-06	4072,35	0,00229786
2013-07-16	4644,04	0,000777819	2013-09-09	4191,26	0,012498872
2013-07-17	4679	0,00325728	2013-09-10	4358,14	0,016957081
2013-07-18	4720,44	0,003828884	2013-09-11	4349,42	-0,000870229
2013-07-19	4724,41	0,00036565	2013-09-12	4356,61	0,000716938
2013-07-22	4678,98	-0,0041962	2013-09-13	4375,54	0,001883374
2013-07-23	4767,16	0,00810817	2013-09-16	4522,24	0,014321952
2013-07-24	4718,1	-0,00449222	2013-09-17	4517,62	-0,000443814
2013-07-25	4674,12	-0,00406784	2013-09-18	4463,25	-0,005258095
2013-07-26	4658,87	-0,00141861	2013-09-19	4670,73	0,019733439
2013-07-29	4580,47	-0,00737121	2013-09-20	4583,83	-0,008156729
2013-07-30	4608,49	0,002648797	2013-09-23	4562,86	-0,001991455
2013-07-31	4610,38	0,000177885	2013-09-24	4460,41	-0,009861785
2013-08-01	4624,34	0,001312942	2013-09-25	4406,77	-0,005254984
2013-08-02	4640,78	0,001541692	2013-09-26	4405,89	-8,61427E-05
2013-08-12	4597,78	-0,00404289	2013-09-27	4423,72	0,001753586
2013-08-13	4652,4	0,00512858	2013-09-30	4316,18	-0,010688387
2013-08-14	4699,73	0,004396419	2013-10-01	4345,9	0,002980483
2013-08-15	4685,13	-0,00135163	2013-10-02	4387,6	0,004147795
2013-08-16	4568,65	-0,01093328	2013-10-03	4418,64	0,003061491

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2013-10-04	4389,35	-0,002889	2013-11-26	4235,26	-0,01008919
2013-10-07	4374,96	-0,00142593	2013-11-27	4251,49	0,001660881
2013-10-08	4432,51	0,005675443	2013-11-28	4233,93	-0,0017979
2013-10-09	4457,44	0,002435881	2013-11-29	4256,44	0,002302947
2013-10-10	4486,68	0,002839591	2013-12-02	4321,98	0,006636344
2013-10-11	4519,91	0,003205077	2013-12-03	4288,76	-0,0033503
2013-10-16	4492,26	-0,002665	2013-12-04	4241,3	-0,00483295
2013-10-17	4518,93	0,002570633	2013-12-05	4216,89	-0,00250651
2013-10-18	4546,57	0,002648363	2013-12-06	4180,79	-0,00373454
2013-10-21	4578,18	0,003008697	2013-12-09	4214,34	0,00347163
2013-10-22	4512,74	-0,00625207	2013-12-10	4275,68	0,006275215
2013-10-23	4546,5	0,003236499	2013-12-11	4271,74	-0,00039987
2013-10-24	4594,85	0,004593766	2013-12-12	4212,22	-0,00609428
2013-10-25	4580,85	-0,00132517	2013-12-13	4174,83	-0,00387204
2013-10-28	4590,54	0,000917895	2013-12-16	4125,96	-0,0051142
2013-10-29	4562,77	-0,00263501	2013-12-17	4182,35	0,005895366
2013-10-30	4574,88	0,00115094	2013-12-18	4196,28	0,001444708
2013-10-31	4510,63	-0,00614222	2013-12-19	4231,98	0,00367894
2013-11-01	4432,59	-0,00757984	2013-12-20	4195,56	-0,00375408
2013-11-04	4423,29	-0,00091225	2013-12-23	4189,61	-0,00061613
2013-11-06	4449,76	0,002591371	2013-12-24	4202,83	0,001368847
2013-11-07	4486,11	0,003533234	2013-12-27	4212,98	0,00104716
2013-11-08	4476,72	-0,00090989	2013-12-30	4274,18	0,006263106
2013-11-11	4441,72	-0,00340836	2014-01-02	4327,27	0,005360989
2013-11-12	4380,64	-0,006014	2014-01-03	4257,66	-0,00704221
2013-11-13	4301,89	-0,00787816	2014-01-06	4202,81	-0,00563163
2013-11-14	4367,37	0,006560684	2014-01-07	4175,81	-0,00279934
2013-11-15	4335,45	-0,0031861	2014-01-08	4200,59	0,00257029
2013-11-18	4393,59	0,005785743	2014-01-09	4201,22	6,46132E-05
2013-11-19	4398,34	0,000468678	2014-01-10	4254,97	0,005521387
2013-11-20	4350,79	-0,00472068	2014-01-13	4390,77	0,013644183
2013-11-21	4326,21	-0,00246063	2014-01-15	4441,59	0,004998071
2013-11-22	4317,96	-0,00082848	2014-01-16	4412,49	-0,00285522
2013-11-25	4334,8	0,00169075	2014-01-17	4412,23	-2,5689E-05

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2014-01-20	4431,57	0,001899863	2014-03-10	4677,25	-0,0008019
2014-01-21	4452,5	0,002046021	2014-03-11	4704,21	0,00249686
2014-01-22	4477,49	0,002430697	2014-03-12	4684,39	-0,0018345
2014-01-23	4496,04	0,001795832	2014-03-13	4726,17	0,00385648
2014-01-24	4437,34	-0,00570736	2014-03-14	4878,64	0,01378998
2014-01-27	4322,78	-0,01135987	2014-03-17	4876,19	-0,0002186
2014-01-28	4341,65	0,001891777	2014-03-18	4805,61	-0,0063317
2014-01-29	4417,35	0,007506803	2014-03-19	4821,46	0,00142959
2014-01-30	4418,76	0,000138406	2014-03-20	4698,97	-0,0111753
2014-02-03	4386,26	-0,00320585	2014-03-21	4700,22	0,00011477
2014-02-04	4352,26	-0,00337984	2014-03-24	4720,42	0,00186292
2014-02-05	4384,31	0,003186821	2014-03-25	4703,09	-0,0015973
2014-02-06	4424,71	0,00398346	2014-03-26	4728,24	0,00231613
2014-02-07	4466,67	0,004098668	2014-03-27	4723,06	-0,0004763
2014-02-10	4450,75	-0,00155038	2014-03-28	4768,28	0,00413829
2014-02-11	4470,19	0,001892977	2014-04-01	4873,93	0,00951817
2014-02-12	4496,29	0,002527945	2014-04-02	4870,21	-0,0003324
2014-02-13	4491,66	-0,00044705	2014-04-03	4891,32	0,00187883
2014-02-14	4508,04	0,001581272	2014-04-04	4857,94	-0,0029736
2014-02-17	4555,37	0,00453532	2014-04-07	4921,04	0,0056043
2014-02-18	4556,19	7,84551E-05	2014-04-08	4921,4	3,2211E-05
2014-02-19	4592,65	0,003461522	2014-04-10	4765,73	-0,0139597
2014-02-20	4598,22	0,000526396	2014-04-11	4816,58	0,00460907
2014-02-21	4646,15	0,004503667	2014-04-14	4864,88	0,00433407
2014-02-24	4623,57	-0,00211569	2014-04-15	4870,22	0,00047564
2014-02-25	4577,29	-0,00436929	2014-04-16	4873,01	0,00024926
2014-02-26	4532,72	-0,00424963	2014-04-17	4897,05	0,00213732
2014-02-27	4568,94	0,003456563	2014-04-21	4892,29	-0,0004227
2014-02-28	4620,22	0,004846825	2014-04-22	4898,21	0,00052503
2014-03-03	4584,21	-0,00339825	2014-04-23	4893,15	-0,0004487
2014-03-04	4601,28	0,001615009	2014-04-24	4891,08	-0,0001837
2014-03-05	4659,17	0,005429704	2014-04-25	4897,64	0,00058245
2014-03-06	4687,86	0,002665612	2014-04-28	4818,76	-0,007052
2014-03-07	4685,89	-0,00018227	2014-04-29	4819,68	8,3178E-05

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2014-04-30	4840,15	0,001840168	2014-06-23	4842,13	-0,00049947
2014-05-02	4838,76	-0,00012438	2014-06-24	4862,24	0,001800036
2014-05-05	4842,5	0,000335817	2014-06-25	4838,98	-0,002082385
2014-05-06	4834,47	-0,00072121	2014-06-26	4872,42	0,002990711
2014-05-07	4862,07	0,002472428	2014-06-27	4845,13	-0,002438925
2014-05-08	4860,89	-0,00010541	2014-06-30	4878,58	0,002987816
2014-05-09	4898,14	0,003315313	2014-07-01	4884,83	0,000555401
2014-05-12	4913	0,001315571	2014-07-02	4908,27	0,002079789
2014-05-13	4921,39	0,000741548	2014-07-03	4888,74	-0,001732302
2014-05-14	4991,64	0,006154773	2014-07-04	4905,83	0,001515556
2014-05-16	5031,57	0,003460697	2014-07-07	4989,03	0,00730415
2014-05-19	5015	-0,00143301	2014-07-08	5024,71	0,003094972
2014-05-20	4895,96	-0,01043317	2014-07-10	5098,01	0,006289509
2014-05-21	4910,29	0,001269902	2014-07-11	5032,6	-0,005608356
2014-05-22	4969,88	0,005238758	2014-07-14	5021,06	-0,000996656
2014-05-23	4973,06	0,00027736	2014-07-15	5070,82	0,00428261
2014-05-26	4963,93	-0,00079823	2014-07-16	5113,93	0,003676499
2014-05-28	4985,58	0,001890304	2014-07-17	5071,2	-0,003643869
2014-05-30	4893,91	-0,00805971	2014-07-18	5087,01	0,001352023
2014-06-02	4912,09	0,001610603	2014-07-21	5127,12	0,003410803
2014-06-03	4942,16	0,002650134	2014-07-22	5083,52	-0,003709114
2014-06-04	4932,56	-0,00084381	2014-07-23	5093,23	0,000828667
2014-06-05	4935,56	0,000264059	2014-07-24	5098,64	0,000461145
2014-06-06	4937,18	0,000141821	2014-07-25	5088,8	-0,000838881
2014-06-09	4885,08	-0,00460666	2014-08-04	5119,25	0,002590362
2014-06-10	4946,09	0,005390068	2014-08-05	5109,09	-0,000862617
2014-06-11	4971,95	0,002264389	2014-08-06	5058,23	-0,004344983
2014-06-12	4934,41	-0,00329144	2014-08-07	5066,98	0,000750703
2014-06-13	4926,66	-0,00068211	2014-08-08	5053,76	-0,001134405
2014-06-16	4885,46	-0,00364748	2014-08-11	5113,24	0,005081224
2014-06-17	4909,52	0,002133395	2014-08-12	5132,4	0,001624235
2014-06-18	4887,86	-0,00192001	2014-08-13	5168,27	0,003025037
2014-06-19	4864,27	-0,00210082	2014-08-14	5155,55	-0,001070359
2014-06-20	4847,7	-0,00148212	2014-08-15	5148,96	-0,000555064

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2014-08-18	5156,75	0,000656475	2014-10-03	4949,35	-0,00449245
2014-08-19	5165,17	0,00070829	2014-10-06	5000,14	0,004434175
2014-08-20	5190,17	0,00209688	2014-10-07	5032,84	0,002831219
2014-08-21	5206,14	0,001334177	2014-10-08	4958,52	-0,00646123
2014-08-22	5198,9	-0,00060438	2014-10-09	4993,88	0,003086034
2014-08-25	5184,96	-0,00116605	2014-10-10	4962,96	-0,00269724
2014-08-26	5146,55	-0,00322871	2014-10-13	4913,05	-0,00438933
2014-08-27	5165,25	0,001574729	2014-10-14	4922,58	0,00084151
2014-08-28	5184,48	0,001614026	2014-10-15	4962,94	0,003546065
2014-08-29	5136,86	-0,00400714	2014-10-16	4951,61	-0,00099224
2014-09-01	5177,62	0,003432022	2014-10-17	5028,95	0,00673019
2014-09-02	5201,59	0,002005778	2014-10-20	5040,53	0,000999404
2014-09-03	5224,14	0,001878608	2014-10-21	5029,34	-0,00096503
2014-09-04	5205,32	-0,00156679	2014-10-22	5074,32	0,003866767
2014-09-05	5217,34	0,001001123	2014-10-23	5103,52	0,002491543
2014-09-08	5246,48	0,002419547	2014-10-24	5073,07	-0,00259897
2014-09-09	5197,12	-0,00410561	2014-10-27	5024,29	-0,00419581
2014-09-10	5142,99	-0,0045469	2014-10-28	5001,3	-0,00199162
2014-09-11	5133,03	-0,00084171	2014-10-29	5074,06	0,006272002
2014-09-12	5143,71	0,000902503	2014-10-30	5058,85	-0,00130354
2014-09-15	5144,9	0,000100209	2014-10-31	5089,55	0,002627413
2014-09-16	5130,5	-0,00121682	2014-11-03	5085,51	-0,0003447
2014-09-17	5188,18	0,004855424	2014-11-04	5070,94	-0,00124596
2014-09-18	5208,14	0,001667447	2014-11-05	5066,83	-0,00035197
2014-09-19	5227,58	0,001618037	2014-11-06	5034,23	-0,00280337
2014-09-22	5219,8	-0,00064674	2014-11-07	4987,42	-0,00405685
2014-09-23	5188,11	-0,0026446	2014-11-10	4965,39	-0,00192319
2014-09-24	5174,01	-0,0011825	2014-11-11	5032,28	0,00581204
2014-09-25	5201,38	0,002291488	2014-11-12	5048,84	0,001426551
2014-09-26	5132,56	-0,00578421	2014-11-13	5048,67	-1,4881E-05
2014-09-29	5142,01	0,000798713	2014-11-14	5049,49	7,0532E-05
2014-09-30	5137,58	-0,00037449	2014-11-17	5053,94	0,000382995
2014-10-01	5140,91	0,000281741	2014-11-18	5102,47	0,004150035
2014-10-02	5000,81	-0,01199999	2014-11-19	5127,93	0,002161967

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2014-11-20	5093,57	-0,0029204	2015-01-13	5214,36	0,00220657
2014-11-21	5112,05	0,00157273	2015-01-14	5159,67	-0,0045792
2014-11-24	5141,76	0,002517471	2015-01-15	5188,71	0,00243781
2014-11-25	5118,95	-0,00193168	2015-01-16	5148,38	-0,0033891
2014-11-26	5133,04	0,001193847	2015-01-19	5152,09	0,00031318
2014-11-27	5145,32	0,001037658	2015-01-20	5166,09	0,00117827
2014-11-28	5149,89	0,000385816	2015-01-21	5215,27	0,0041145
2014-12-01	5164,29	0,00121267	2015-01-22	5253,18	0,00314607
2014-12-02	5175,79	0,000966445	2015-01-23	5323,89	0,00580614
2014-12-03	5166,04	-0,0008188	2015-01-26	5260,02	-0,0052409
2014-12-04	5177,16	0,000933486	2015-01-27	5277,15	0,00141163
2014-12-05	5187,99	0,000907878	2015-01-28	5268,85	-0,0006834
2014-12-08	5144,01	-0,00369732	2015-01-29	5262,72	-0,0005059
2014-12-09	5122,31	-0,00183611	2015-01-30	5289,4	0,00219664
2014-12-10	5165,41	0,003638519	2015-02-02	5276,24	-0,0010825
2014-12-11	5152,7	-0,00107011	2015-02-03	5291,72	0,00127248
2014-12-12	5160,43	0,000651707	2015-02-04	5315,28	0,00192978
2014-12-15	5108,43	-0,00439853	2015-02-05	5279,9	-0,0029012
2014-12-16	5026,03	-0,00706271	2015-02-06	5342,52	0,00512046
2014-12-17	5035,65	0,000830547	2015-02-09	5348,47	0,00048381
2014-12-18	5113,35	0,006649645	2015-02-10	5321,47	-0,0021976
2014-12-19	5144,62	0,00264829	2015-02-11	5336,52	0,00122612
2014-12-22	5125,77	-0,0015941	2015-02-12	5343,41	0,00056052
2014-12-23	5139,07	0,00112508	2015-02-13	5374,17	0,00249242
2014-12-24	5166,98	0,002352668	2015-02-16	5325,5	-0,003951
2014-12-29	5178,37	0,000956297	2015-02-17	5337,5	0,00097799
2014-12-30	5226,95	0,004054767	2015-02-18	5390,45	0,00428697
2015-01-02	5242,77	0,001312626	2015-02-20	5400,1	0,00077718
2015-01-05	5220	-0,00189064	2015-02-23	5403,28	0,00025511
2015-01-06	5169,06	-0,00425851	2015-02-24	5417,31	0,00112678
2015-01-07	5207,12	0,003185846	2015-02-25	5445,11	0,00222249
2015-01-08	5211,83	0,000392655	2015-02-26	5451,42	0,0005033
2015-01-09	5216,67	0,000402874	2015-02-27	5450,29	-8,987E-05
2015-01-12	5187,93	-0,00239859	2015-03-02	5477,83	0,0021887

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2015-03-03	5474,62	-0,00025473	2015-04-21	5460,57	0,004779881
2015-03-04	5448,06	-0,0021121	2015-04-22	5437,12	-0,001869379
2015-03-05	5450,95	0,000230157	2015-04-23	5436,21	-7,26931E-05
2015-03-06	5514,79	0,005056784	2015-04-24	5435,36	-6,82308E-05
2015-03-09	5444,63	-0,00556005	2015-04-27	5245,45	-0,015445494
2015-03-10	5462,93	0,001456786	2015-04-28	5242,16	-0,000272397
2015-03-11	5419,57	-0,00346097	2015-04-29	5105,56	-0,011466384
2015-03-12	5439,83	0,001620978	2015-04-30	5086,43	-0,001630994
2015-03-13	5426,47	-0,0010684	2015-05-04	5141,14	0,004646532
2015-03-16	5435,27	0,000704116	2015-05-05	5160,31	0,001616447
2015-03-17	5439,15	0,000310073	2015-05-06	5184,95	0,002068949
2015-03-18	5413,15	-0,00208113	2015-05-07	5150,49	-0,002896362
2015-03-19	5453,85	0,003253366	2015-05-08	5182,21	0,002667048
2015-03-20	5443,07	-0,00085999	2015-05-11	5172,48	-0,000816271
2015-03-23	5437,1	-0,00047636	2015-05-12	5205,61	0,002772807
2015-03-24	5447,65	0,000841877	2015-05-13	5246,13	0,003367502
2015-03-25	5405,49	-0,00337405	2015-05-15	5227,1	-0,00157882
2015-03-26	5368,8	-0,00295776	2015-05-18	5237,81	0,000889347
2015-03-27	5396,85	0,002263444	2015-05-19	5269,37	0,002608954
2015-03-30	5438,66	0,003350921	2015-05-20	5292,75	0,001922522
2015-03-31	5518,68	0,006343229	2015-05-21	5313,21	0,001675519
2015-04-01	5466,87	-0,00409631	2015-05-22	5315,15	0,000158953
2015-04-02	5456,4	-0,00083239	2015-05-25	5288,36	-0,002194595
2015-04-06	5480,03	0,001876895	2015-05-26	5320,9	0,002664003
2015-04-07	5523,29	0,003414831	2015-05-27	5253,39	-0,005545701
2015-04-08	5486,58	-0,00289581	2015-05-28	5237,4	-0,001323651
2015-04-09	5500,9	0,001131717	2015-05-29	5216,38	-0,001746689
2015-04-10	5491,34	-0,00075542	2015-06-01	5213,82	-0,000213437
2015-04-13	5447,41	-0,00348835	2015-06-03	5130,5	-0,006996093
2015-04-14	5419,11	-0,00226226	2015-06-04	5095,82	-0,002945443
2015-04-15	5414,55	-0,0003656	2015-06-05	5100,57	0,000404718
2015-04-16	5420,73	0,000495889	2015-06-08	5014,99	-0,007348638
2015-04-17	5410,64	-0,00080906	2015-06-09	4899,88	-0,010084623
2015-04-20	5400,8	-0,00079062	2015-06-10	4933,56	0,002974529

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2015-06-11	4928,81	-0,0004179	2015-08-04	4781,09	-0,00173106
2015-06-12	4935,82	0,000616796	2015-08-05	4850,53	0,006262728
2015-06-15	4837,79	-0,00871168	2015-08-06	4806,56	-0,00395464
2015-06-16	4872,6	0,0031133	2015-08-07	4770,3	-0,00328876
2015-06-17	4945,75	0,006471751	2015-08-10	4748,95	-0,00194846
2015-06-18	4945,5	-2,2305E-05	2015-08-11	4622,59	-0,01171204
2015-06-19	4985,01	0,003455567	2015-08-12	4479,49	-0,0136568
2015-06-22	4959,25	-0,00224951	2015-08-13	4584,25	0,010039625
2015-06-23	4937,65	-0,00189605	2015-08-14	4585,39	0,000108081
2015-06-24	4953,52	0,001393444	2015-08-18	4510,48	-0,00715381
2015-06-25	4920,04	-0,00294476	2015-08-19	4484,24	-0,00253353
2015-06-26	4923,01	0,000261467	2015-08-20	4441,91	-0,00411919
2015-06-29	4882,58	-0,00358109	2015-08-21	4335,95	-0,01048529
2015-06-30	4910,66	0,002490499	2015-08-24	4163,73	-0,01760211
2015-07-01	4904,06	-0,00058365	2015-08-25	4228,5	0,006703982
2015-07-02	4944,78	0,003591021	2015-08-26	4237,73	0,000947153
2015-07-03	4982,91	0,003335981	2015-08-27	4430,63	0,019332089
2015-07-06	4916,74	-0,00580571	2015-08-28	4446,2	0,001523412
2015-07-07	4906,05	-0,00094536	2015-08-31	4509,61	0,006149604
2015-07-08	4871,57	-0,00306293	2015-09-01	4412,46	-0,00945801
2015-07-09	4838,28	-0,00297768	2015-09-02	4401,29	-0,0011004
2015-07-10	4859,03	0,001858581	2015-09-03	4433,11	0,003128325
2015-07-13	4893,92	0,003106662	2015-09-04	4415,34	-0,00174416
2015-07-14	4895,89	0,000174609	2015-09-07	4301,37	-0,01135815
2015-07-15	4869,85	-0,00231571	2015-09-08	4318,59	0,001735778
2015-07-22	4906,69	0,003273037	2015-09-09	4347,28	0,002875238
2015-07-23	4902,85	-0,00034037	2015-09-10	4343,26	-0,00040139
2015-07-24	4856,6	-0,00411628	2015-09-11	4360,47	0,001717175
2015-07-27	4771,29	-0,00769653	2015-09-14	4390,37	0,002968315
2015-07-28	4714,76	-0,00517614	2015-09-15	4347,16	-0,00429579
2015-07-29	4721,12	0,000585909	2015-09-16	4332,51	-0,00146575
2015-07-30	4712,49	-0,00079451	2015-09-17	4378,39	0,004574073
2015-07-31	4802,53	0,00821937	2015-09-18	4380,32	0,000191891
2015-08-03	4800,18	-0,00021229	2015-09-21	4376,08	-0,00042039

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2015-09-22	4344,04	-0,00319124	2015-11-11	4451,59	5,2295E-05
2015-09-23	4244,43	-0,01007515	2015-11-12	4462,23	0,0010364
2015-09-25	4209,44	-0,00359485	2015-11-13	4472,84	0,0010317
2015-09-28	4120,5	-0,00927399	2015-11-16	4442,18	-0,002987
2015-09-29	4178,41	0,00606061	2015-11-17	4500,95	0,00570775
2015-09-30	4223,91	0,004703606	2015-11-18	4497,91	-0,0002931
2015-10-01	4254,88	0,003172458	2015-11-19	4518,94	0,00202581
2015-10-02	4207,8	-0,00483192	2015-11-20	4561,33	0,0040553
2015-10-05	4343,7	0,013804937	2015-11-23	4541,07	-0,0019341
2015-10-06	4445,78	0,010088143	2015-11-24	4545,38	0,00041219
2015-10-07	4487,13	0,00402078	2015-11-25	4585,55	0,00382105
2015-10-08	4491,43	0,00041608	2015-11-26	4597,06	0,00108883
2015-10-09	4589,34	0,009365686	2015-11-27	4560,56	-0,0034617
2015-10-12	4630,71	0,003896691	2015-11-30	4446,46	-0,011004
2015-10-13	4483,08	-0,0140712	2015-12-01	4557,67	0,01072849
2015-10-15	4507,2	0,002330246	2015-12-02	4545,86	-0,0011263
2015-10-16	4521,88	0,001412877	2015-12-03	4537,38	-0,000811
2015-10-19	4569,84	0,00458215	2015-12-04	4508,45	-0,0027779
2015-10-20	4585,82	0,001516008	2015-12-07	4521,39	0,00124471
2015-10-21	4605,23	0,001833565	2015-12-08	4464,18	-0,0055303
2015-10-22	4584,56	-0,0019531	2015-12-10	4466,21	0,00019725
2015-10-23	4653,15	0,006448829	2015-12-11	4393,52	-0,0071263
2015-10-26	4691,71	0,003584573	2015-12-14	4374,19	-0,0019151
2015-10-27	4674,06	-0,00163716	2015-12-15	4409,17	0,0034593
2015-10-28	4608,74	-0,00611189	2015-12-16	4483,45	0,00725558
2015-10-29	4472,02	-0,01307837	2015-12-17	4555,96	0,00696766
2015-10-30	4455,18	-0,00163858	2015-12-18	4468,65	-0,0084036
2015-11-02	4464,96	0,00095222	2015-12-21	4490,68	0,00213538
2015-11-03	4533,09	0,006576483	2015-12-22	4517,57	0,00259259
2015-11-04	4612,57	0,007548541	2015-12-23	4522,65	0,00048867
2015-11-05	4577,23	-0,00333948	2015-12-28	4557,36	0,0033195
2015-11-06	4566,55	-0,00101461	2015-12-29	4569,36	0,00114261
2015-11-09	4499,51	-0,00642348	2015-12-30	4593,01	0,00224173
2015-11-10	4451,05	-0,00470217	2016-01-04	4525,92	-0,0063904

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2016-01-05	4557,82	0,003050583	2016-02-23	4654,05	-0,005062225
2016-01-06	4608,98	0,004847652	2016-02-24	4657,72	0,000342146
2016-01-07	4530,45	-0,00746386	2016-02-25	4658,32	5,60347E-05
2016-01-08	4546,29	0,001515794	2016-02-26	4733,15	0,006920578
2016-01-11	4465,48	-0,0077885	2016-02-29	4770,96	0,003455235
2016-01-12	4512,53	0,004551373	2016-03-01	4779,99	0,000821122
2016-01-13	4537,18	0,0023661	2016-03-02	4836,2	0,00507736
2016-01-14	4513,18	-0,00230316	2016-03-03	4844,04	0,000703738
2016-01-15	4523,98	0,001037541	2016-03-04	4850,88	0,000613169
2016-01-18	4481,28	-0,0041186	2016-03-07	4831,58	-0,001732074
2016-01-19	4491,74	0,001012627	2016-03-08	4811,04	-0,001849577
2016-01-20	4427,99	-0,00620818	2016-03-10	4793,2	-0,001613326
2016-01-21	4414,13	-0,00136142	2016-03-11	4813,78	0,001860326
2016-01-22	4456,74	0,004172963	2016-03-14	4877,53	0,00571389
2016-01-25	4505,79	0,004753066	2016-03-15	4849,78	-0,002477911
2016-01-26	4510,47	0,000450852	2016-03-16	4861,44	0,001042892
2016-01-27	4583,63	0,006987758	2016-03-17	4885,69	0,00216071
2016-01-28	4602,83	0,001815477	2016-03-18	4885,71	1,77782E-06
2016-01-29	4615,16	0,001162204	2016-03-21	4885,16	-4,84482E-05
2016-02-01	4624,64	0,000890417	2016-03-22	4856,11	-0,002590812
2016-02-02	4587,44	-0,00350754	2016-03-23	4854,18	-0,000172729
2016-02-03	4596,11	0,000820302	2016-03-24	4827,09	-0,002430392
2016-02-04	4665,82	0,006537476	2016-03-28	4773,63	-0,004836736
2016-02-05	4798,95	0,012218162	2016-03-29	4781,3	0,000697331
2016-02-09	4768,63	-0,00275269	2016-03-30	4816,66	0,003199819
2016-02-10	4732,48	-0,00330411	2016-03-31	4845,37	0,002581495
2016-02-11	4775,86	0,003962525	2016-04-01	4843,19	-0,000195887
2016-02-12	4714,39	-0,0056258	2016-04-04	4850,18	0,00062635
2016-02-15	4740,73	0,002419072	2016-04-05	4858,07	0,000706449
2016-02-16	4745	0,000391728	2016-04-06	4868,23	0,000907141
2016-02-17	4765,51	0,001872529	2016-04-07	4867,29	-8,43116E-05
2016-02-18	4778,79	0,001209198	2016-04-08	4846,7	-0,00184028
2016-02-19	4697,56	-0,00744597	2016-04-11	4786,97	-0,005385428
2016-02-22	4708,62	0,001021307	2016-04-12	4829,57	0,003847666

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2016-04-13	4853,01	0,002102004	2016-06-02	4833,23	-0,00057856
2016-04-14	4814,85	-0,00342834	2016-06-03	4853,92	0,00185578
2016-04-15	4823,57	0,000786004	2016-06-06	4896,03	0,003750834
2016-04-18	4865,53	0,003762106	2016-06-07	4933,99	0,00335455
2016-04-19	4881,93	0,001461036	2016-06-08	4916,06	-0,00158091
2016-04-20	4876,6	-0,00047477	2016-06-09	4876,79	-0,00348285
2016-04-21	4903,09	0,002353087	2016-06-10	4848,06	-0,00256678
2016-04-22	4914,74	0,001030417	2016-06-13	4807,23	-0,00367309
2016-04-25	4878,86	-0,00318175	2016-06-14	4821,59	0,001295738
2016-04-26	4814,09	-0,00580406	2016-06-15	4814,82	-0,00060986
2016-04-27	4845,66	0,002838283	2016-06-16	4814,39	-3,9058E-05
2016-04-28	4848,39	0,000244788	2016-06-17	4835,14	0,001867964
2016-04-29	4838,58	-0,00087935	2016-06-20	4863,53	0,002542365
2016-05-02	4808,32	-0,00272492	2016-06-21	4878,71	0,001353671
2016-05-03	4812,26	0,000356172	2016-06-22	4896,85	0,001611619
2016-05-04	4822,6	0,000931347	2016-06-23	4874,31	-0,00200392
2016-05-09	4749,32	-0,00664982	2016-06-24	4834,57	-0,00355529
2016-05-10	4763,12	0,001260092	2016-06-27	4836,05	0,000133199
2016-05-11	4799,96	0,003346913	2016-06-28	4882,17	0,004122025
2016-05-12	4803,32	0,000303721	2016-06-29	4980,11	0,008625513
2016-05-13	4761,72	-0,0037783	2016-06-30	5016,65	0,003175043
2016-05-16	4731,56	-0,00275886	2016-07-01	4971,58	-0,00391902
2016-05-17	4729,16	-0,00022089	2016-07-11	5069,02	0,008429399
2016-05-18	4734,36	0,000477363	2016-07-12	5099,53	0,002606487
2016-05-19	4704,22	-0,00277366	2016-07-13	5133,93	0,00291979
2016-05-20	4711,88	0,00070669	2016-07-14	5083,54	-0,00428404
2016-05-23	4743,66	0,0029197	2016-07-15	5110,18	0,002269868
2016-05-24	4710,79	-0,00302045	2016-07-18	5127,5	0,001469726
2016-05-25	4772,98	0,005696058	2016-07-19	5172,83	0,003822452
2016-05-26	4784,57	0,001053117	2016-07-20	5242,82	0,00583699
2016-05-27	4814,73	0,002729569	2016-07-21	5216,97	-0,00214661
2016-05-30	4836,03	0,001917228	2016-07-22	5197,25	-0,0016449
2016-05-31	4796,87	-0,0035314	2016-07-25	5220,8	0,001963531
2016-06-01	4839,67	0,003857712	2016-07-26	5224,4	0,000298782

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2016-07-27	5274,36	0,004133846	2016-09-15	5265,82	0,00999294
2016-07-28	5299,21	0,002041525	2016-09-16	5267,77	0,0001608
2016-07-29	5215,99	-0,00687429	2016-09-19	5321,84	0,00443517
2016-08-01	5361,58	0,011955383	2016-09-20	5302,49	-0,0015818
2016-08-02	5373,32	0,000950481	2016-09-21	5342,59	0,00327191
2016-08-03	5351,88	-0,00173674	2016-09-22	5380,26	0,00305142
2016-08-04	5373,86	0,001780386	2016-09-23	5388,91	0,00069734
2016-08-05	5420,25	0,003732407	2016-09-26	5352,14	-0,0029734
2016-08-08	5458,98	0,003092426	2016-09-27	5419,6	0,00544017
2016-08-09	5440,29	-0,00148913	2016-09-28	5425,34	0,00045917
2016-08-10	5423,95	-0,00130669	2016-09-29	5431,96	0,0005296
2016-08-11	5419,09	-0,00038939	2016-09-30	5364,8	-0,0054025
2016-08-12	5377,2	-0,00337034	2016-10-03	5463,92	0,00795007
2016-08-15	5320,56	-0,00459844	2016-10-04	5472,32	0,00066731
2016-08-16	5371,85	0,004166127	2016-10-05	5420,65	-0,00412
2016-08-18	5461,45	0,007184408	2016-10-06	5409,34	-0,0009066
2016-08-19	5416,04	-0,0036265	2016-10-07	5377,15	-0,0025925
2016-08-22	5427,18	0,000892363	2016-10-10	5360,83	-0,0013202
2016-08-23	5417,14	-0,00080377	2016-10-11	5382	0,00171158
2016-08-24	5403,99	-0,00105536	2016-10-12	5364,61	-0,0014052
2016-08-25	5454,12	0,004009673	2016-10-13	5340,4	-0,0019644
2016-08-26	5438,83	-0,00121881	2016-10-14	5399,89	0,00481072
2016-08-29	5370,76	-0,0054695	2016-10-17	5410,3	0,00083708
2016-08-30	5362,32	-0,00068367	2016-10-18	5430,05	0,00158208
2016-08-31	5386,08	0,001920558	2016-10-19	5409,29	-0,0016636
2016-09-01	5334,55	-0,00417542	2016-10-20	5403,69	-0,0004497
2016-09-02	5353,46	0,001537097	2016-10-21	5409,24	0,00044607
2016-09-05	5356,95	0,000283274	2016-10-24	5421	0,00094276
2016-09-06	5372,1	0,001225848	2016-10-25	5397,82	-0,0018608
2016-09-07	5381,35	0,000747797	2016-10-26	5399,68	0,00014946
2016-09-08	5371,08	-0,0008301	2016-10-27	5416,84	0,00137774
2016-09-09	5281,92	-0,00726989	2016-10-28	5410,27	-0,0005268
2016-09-13	5215,57	-0,00549004	2016-10-31	5422,54	0,00098407
2016-09-14	5146,04	-0,00582854	2016-11-01	5416,01	-0,0005237

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2016-11-02	5405,46	-0,00084696	2016-12-21	5111,39	-0,004318941
2016-11-03	5329,5	-0,00614563	2016-12-22	5042,87	-0,005861416
2016-11-04	5362,66	0,002693633	2016-12-23	5027,7	-0,001308071
2016-11-07	5386,21	0,001902858	2016-12-27	5102,95	0,006451952
2016-11-08	5470,68	0,006758271	2016-12-28	5209,45	0,008969804
2016-11-09	5414,32	-0,00449739	2016-12-29	5302,57	0,007694626
2016-11-10	5450,31	0,002876886	2016-12-30	5296,71	-0,000479805
2016-11-11	5231,97	-0,01775556	2017-01-03	5275,97	-0,001703878
2016-11-14	5115,74	-0,00975695	2017-01-04	5301,18	0,002070397
2016-11-15	5078,5	-0,00317284	2017-01-05	5325,5	0,001987919
2016-11-16	5185,47	0,009052165	2017-01-06	5347,02	0,001751256
2016-11-17	5193,02	0,00063187	2017-01-09	5316,36	-0,002497262
2016-11-18	5170,11	-0,00191988	2017-01-10	5309,92	-0,000526403
2016-11-21	5148,32	-0,00183425	2017-01-11	5301,24	-0,000711085
2016-11-22	5204,67	0,004728083	2017-01-12	5292,75	-0,00069584
2016-11-23	5212	0,000610542	2017-01-13	5272,98	-0,00162501
2016-11-24	5107,62	-0,00878524	2017-01-16	5270,01	-0,000244849
2016-11-25	5122,1	0,001229558	2017-01-17	5266,94	-0,000253316
2016-11-28	5114,57	-0,0006391	2017-01-18	5294,78	0,002290042
2016-11-29	5136,67	0,001872115	2017-01-19	5298,95	0,00034141
2016-11-30	5148,91	0,001033888	2017-01-20	5254,31	-0,003673883
2016-12-01	5198,76	0,00418405	2017-01-23	5250,97	-0,000276403
2016-12-02	5245,96	0,003925293	2017-01-24	5292,09	0,003387686
2016-12-05	5268,31	0,001846513	2017-01-25	5293,78	0,000138996
2016-12-06	5272,97	0,000383732	2017-01-26	5317,63	0,001952308
2016-12-07	5265,37	-0,00062616	2017-01-27	5312,84	-0,000391624
2016-12-08	5303,73	0,003153005	2017-01-30	5302,66	-0,000832792
2016-12-09	5308,13	0,000359489	2017-01-31	5294,1	-0,000701559
2016-12-13	5293,62	-0,00118854	2017-02-01	5327,16	0,002703436
2016-12-14	5262,82	-0,00253441	2017-02-02	5353,71	0,002159264
2016-12-15	5254,36	-0,00069828	2017-02-03	5360,77	0,000571846
2016-12-16	5231,65	-0,00188114	2017-02-06	5396	0,002844607
2016-12-19	5191,91	-0,00331152	2017-02-07	5381,48	-0,001170212
2016-12-20	5162,48	-0,00246919	2017-02-08	5361,09	-0,001648391

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2017-02-09	5372,08	0,000889293	2017-03-31	5568,11	-0,0019336
2017-02-10	5371,67	-3,2985E-05	2017-04-03	5606,79	0,003006718
2017-02-13	5409,56	0,003052377	2017-04-04	5651,82	0,00347434
2017-02-14	5380,67	-0,00232526	2017-04-05	5676,98	0,001928812
2017-02-16	5378	-0,00021572	2017-04-06	5680,24	0,000249245
2017-02-17	5350,93	-0,0021912	2017-04-07	5653,49	-0,00205029
2017-02-20	5359,29	0,000677664	2017-04-10	5644,3	-0,00070631
2017-02-21	5340,99	-0,00148533	2017-04-11	5627,93	-0,00126109
2017-02-22	5358,68	0,001436302	2017-04-12	5644,16	0,001250013
2017-02-23	5372,75	0,001138405	2017-04-13	5616,55	-0,00212969
2017-02-24	5385,91	0,001062298	2017-04-17	5577,49	-0,00303068
2017-02-27	5382,87	-0,00024456	2017-04-18	5606,52	0,002254577
2017-02-28	5386,69	0,00030793	2017-04-20	5595,31	-0,0008693
2017-03-01	5363,06	-0,00190981	2017-04-21	5664,48	0,005335822
2017-03-02	5408,25	0,003644748	2017-04-25	5680,8	0,001249529
2017-03-03	5391,22	-0,00137043	2017-04-26	5726,53	0,003482346
2017-03-06	5409,82	0,001495923	2017-04-27	5707,03	-0,00148154
2017-03-07	5402,62	-0,00057855	2017-04-28	5685,3	-0,00165677
2017-03-08	5393,76	-0,00071208	2017-05-02	5675,81	-0,00072554
2017-03-09	5402,39	0,000693671	2017-05-03	5647,37	-0,00218161
2017-03-10	5390,68	-0,0009423	2017-05-04	5669,44	0,001694305
2017-03-13	5409,37	0,001503538	2017-05-05	5683,38	0,001066072
2017-03-14	5431,59	0,001779732	2017-05-08	5707,86	0,001866999
2017-03-15	5432,38	6,36413E-05	2017-05-09	5697,06	-0,00082298
2017-03-16	5518,24	0,006810442	2017-05-10	5653,01	-0,00337089
2017-03-17	5540,43	0,001742965	2017-05-12	5675,22	0,001702795
2017-03-20	5533,99	-0,0005051	2017-05-15	5688,87	0,001043614
2017-03-21	5543,09	0,000713638	2017-05-16	5647	-0,0032083
2017-03-22	5534,09	-0,00070571	2017-05-17	5615,49	-0,0024299
2017-03-23	5563,76	0,002321857	2017-05-18	5645,45	0,002310829
2017-03-24	5567,13	0,000263365	2017-05-19	5791,88	0,011121213
2017-03-27	5541,2	-0,00202769	2017-05-22	5749,45	-0,00319393
2017-03-29	5592,51	0,004002787	2017-05-23	5730,61	-0,00142484
2017-03-30	5592,95	3,43228E-05	2017-05-24	5703,43	-0,00206474

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2017-05-26	5716,82	0,001017794	2017-07-24	5801,59	0,00271556
2017-05-29	5712,33	-0,00034077	2017-07-25	5813,54	0,00089348
2017-05-30	5693,39	-0,00144235	2017-07-26	5800,21	-0,0009969
2017-05-31	5738,16	0,003401265	2017-07-27	5819,74	0,00146046
2017-06-02	5742,45	0,000324645	2017-07-28	5831,03	0,00084117
2017-06-05	5748,24	0,000437595	2017-07-31	5840,94	0,00073762
2017-06-06	5707,83	-0,00306341	2017-08-01	5805,21	-0,0026651
2017-06-07	5717,33	0,000721774	2017-08-02	5824,25	0,00142237
2017-06-08	5702,92	-0,00109545	2017-08-03	5780,58	-0,0032688
2017-06-09	5675,52	-0,00209154	2017-08-04	5777,48	-0,0002325
2017-06-12	5691,44	0,001215969	2017-08-07	5749,29	-0,0021242
2017-06-13	5707,65	0,001235097	2017-08-08	5810,56	0,00460385
2017-06-14	5792,9	0,006438853	2017-08-09	5824,01	0,00100367
2017-06-15	5776,28	-0,00124734	2017-08-10	5825,95	0,00014457
2017-06-16	5723,64	-0,00397646	2017-08-11	5766,14	-0,0044814
2017-06-19	5741,91	0,001384299	2017-08-14	5801,49	0,00265437
2017-06-20	5791,9	0,00376505	2017-08-15	5835,04	0,00250451
2017-06-21	5818,55	0,001993565	2017-08-16	5891,95	0,00421507
2017-06-22	5829,71	0,000831882	2017-08-18	5893,84	0,00013944
2017-07-03	5910,24	0,005958094	2017-08-21	5861	-0,0024264
2017-07-04	5865,36	-0,00330993	2017-08-22	5880,3	0,00142724
2017-07-05	5825,05	-0,00299501	2017-08-23	5914,02	0,00248382
2017-07-06	5849,58	0,001824358	2017-08-24	5894,12	-0,0014643
2017-07-07	5814,79	-0,00259005	2017-08-25	5915,36	0,00156265
2017-07-10	5771,51	-0,00324511	2017-08-28	5903,34	-0,0008835
2017-07-11	5773,33	0,00013693	2017-08-29	5888,21	-0,0011144
2017-07-12	5819,13	0,003432127	2017-08-30	5872,51	-0,00116
2017-07-13	5830,04	0,000813624	2017-08-31	5864,06	-0,0006251
2017-07-14	5831,8	0,000130417	2017-09-04	5813,74	-0,0037427
2017-07-17	5841,28	0,000705775	2017-09-05	5829,98	0,00121131
2017-07-18	5822,35	-0,00140957	2017-09-06	5824,14	-0,0004353
2017-07-19	5806,69	-0,00116982	2017-09-07	5832,31	0,00060902
2017-07-20	5825,21	0,001382796	2017-09-08	5857,12	0,00184337
2017-07-21	5765,42	-0,00448019	2017-09-11	5871,88	0,0010932

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2017-09-12	5872,38	3,66835E-05	2017-10-31	6005,78	0,002298893
2017-09-13	5845,73	-0,00197488	2017-11-01	6038,15	0,002333901
2017-09-14	5852	0,000465416	2017-11-02	6031,11	-0,000506576
2017-09-15	5872,39	0,001510572	2017-11-03	6039,54	0,0006069
2017-09-18	5884,61	0,000902721	2017-11-06	6050,82	0,000810515
2017-09-19	5901,33	0,001231847	2017-11-07	6060,45	0,000690638
2017-09-20	5906,57	0,000385969	2017-11-08	6049,38	-0,000793934
2017-09-22	5911,71	0,000377399	2017-11-09	6042,46	-0,000497369
2017-09-25	5894,61	-0,00125775	2017-11-10	6021,83	-0,001485437
2017-09-26	5863,96	-0,00226408	2017-11-13	6021,46	-2,68295E-05
2017-09-27	5863,03	-6,9253E-05	2017-11-14	5988,29	-0,002398548
2017-09-28	5841,05	-0,00163119	2017-11-15	5972,31	-0,001160554
2017-09-29	5900,85	0,004424169	2017-11-16	6037,91	0,004744004
2017-10-02	5914,03	0,000968654	2017-11-17	6051,73	0,000993268
2017-10-03	5939,45	0,001862927	2017-11-20	6053,28	0,000111219
2017-10-04	5951,48	0,000878164	2017-11-21	6031,86	-0,00153951
2017-10-05	5901,91	-0,00363233	2017-11-22	6069,79	0,002721911
2017-10-06	5905,38	0,000255414	2017-11-23	6063,25	-0,000468191
2017-10-09	5914,93	0,000702128	2017-11-24	6067,14	0,000279042
2017-10-10	5905,76	-0,00067389	2017-11-27	6064,59	-0,000182786
2017-10-11	5882,79	-0,00169282	2017-11-28	6070,72	0,000438542
2017-10-12	5926,2	0,003193473	2017-11-29	6061,37	-0,000669336
2017-10-13	5924,12	-0,00015246	2017-11-30	5952,14	-0,007897588
2017-10-16	5949,7	0,001871001	2017-12-04	5998,2	0,003347589
2017-10-17	5947,33	-0,0001731	2017-12-05	6000,47	0,000164978
2017-10-18	5929,2	-0,00132586	2017-12-06	6035,51	0,002528272
2017-10-19	5910,53	-0,00136975	2017-12-07	6006,84	-0,002068127
2017-10-20	5929,55	0,001395236	2017-12-08	6030,96	0,001740601
2017-10-23	5950,03	0,001497201	2017-12-11	6026,63	-0,000311559
2017-10-24	5952,08	0,000149604	2017-12-12	6032,37	0,000413298
2017-10-25	6025,43	0,005319866	2017-12-13	6054,6	0,0015977
2017-10-26	5995,85	-0,00213779	2017-12-14	6113,65	0,004215042
2017-10-27	5975,28	-0,00149221	2017-12-15	6119,42	0,000409405
2017-10-30	5974,08	-8,7518E-05	2017-12-18	6133,96	0,001030961

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2017-12-19	6167,67	0,002379695	2018-02-08	6544,63	0,000648478
2017-12-20	6109,48	-0,00411646	2018-02-09	6505,52	-0,00260315
2017-12-21	6183,39	0,00522232	2018-02-12	6523,45	0,001195388
2017-12-22	6221,01	0,002634399	2018-02-13	6578,18	0,003628017
2017-12-27	6277,17	0,003902436	2018-02-14	6594,4	0,001069732
2017-12-28	6314,05	0,002544197	2018-02-15	6591,58	-0,00018569
2017-12-29	6355,65	0,002852505	2018-02-19	6689,29	0,00639017
2018-01-02	6339,24	-0,00112319	2018-02-20	6662,88	-0,0017181
2018-01-03	6251,48	-0,00605428	2018-02-21	6643,4	-0,00127133
2018-01-04	6292,32	0,002828093	2018-02-22	6593,06	-0,00330337
2018-01-05	6353,74	0,004218433	2018-02-23	6619,8	0,001758103
2018-01-08	6385,4	0,002159077	2018-02-26	6554,67	-0,0042941
2018-01-09	6373,14	-0,00083465	2018-02-27	6598,93	0,002922228
2018-01-10	6371,17	-0,00013427	2018-02-28	6597,22	-0,00011242
2018-01-11	6386,34	0,001032502	2018-03-01	6606,05	0,000581218
2018-01-12	6370,07	-0,0011081	2018-03-02	6582,32	-0,00156333
2018-01-15	6382,2	0,000826205	2018-03-05	6550,59	-0,00209811
2018-01-16	6429,69	0,0032201	2018-03-06	6500,11	-0,00335984
2018-01-17	6444,52	0,001000272	2018-03-07	6368,27	-0,00889951
2018-01-18	6472,67	0,001892756	2018-03-08	6443,02	0,005068283
2018-01-19	6490,9	0,001221453	2018-03-09	6433,32	-0,00065426
2018-01-22	6500,53	0,000644049	2018-03-12	6500,69	0,0045239
2018-01-23	6635,33	0,008914089	2018-03-13	6412,85	-0,00590838
2018-01-24	6615,49	-0,00130064	2018-03-14	6382,62	-0,00205162
2018-01-25	6615,33	-1,0766E-05	2018-03-15	6321,9	-0,0041513
2018-01-26	6660,62	0,002963145	2018-03-16	6304,95	-0,00116611
2018-01-29	6680,62	0,001302178	2018-03-19	6289,57	-0,00106069
2018-01-30	6575,49	-0,00688845	2018-03-20	6243,58	-0,00318762
2018-01-31	6605,63	0,001986056	2018-03-21	6312,83	0,004790691
2018-02-01	6598,46	-0,00047179	2018-03-22	6254,07	-0,00406115
2018-02-02	6628,82	0,001993704	2018-03-23	6210,7	-0,0030226
2018-02-05	6589,68	-0,00257223	2018-03-26	6200,17	-0,00073667
2018-02-06	6478,54	-0,00738665	2018-03-27	6209,35	0,000642403
2018-02-07	6534,87	0,00375954	2018-03-28	6140,84	-0,00481857

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2018-03-29	6188,99	0,003392001	2018-05-21	5733,85	-0,0037298
2018-04-02	6240,57	0,003604758	2018-05-22	5751,12	0,00130572
2018-04-03	6229,01	-0,00080509	2018-05-23	5792	0,00307627
2018-04-04	6157,1	-0,00504331	2018-05-24	5946,54	0,01143557
2018-04-05	6183,23	0,001839266	2018-05-25	5975,74	0,00212764
2018-04-06	6175,05	-0,00057457	2018-05-28	6068,33	0,00667699
2018-04-09	6246,13	0,004970469	2018-05-30	6011,06	-0,0041181
2018-04-10	6325,82	0,005505604	2018-05-31	5983,59	-0,0019891
2018-04-11	6360,93	0,00240406	2018-06-04	6014,82	0,00226095
2018-04-12	6310,8	-0,0034362	2018-06-05	6088,79	0,00530843
2018-04-13	6270,33	-0,00279436	2018-06-06	6069,71	-0,0013628
2018-04-16	6286,75	0,001135862	2018-06-07	6106,7	0,00263829
2018-04-17	6285,76	-6,8119E-05	2018-06-08	5993,63	-0,0081167
2018-04-18	6320,01	0,002359489	2018-06-20	5884,04	-0,0080142
2018-04-19	6355,9	0,002459702	2018-06-21	5822,33	-0,0045785
2018-04-20	6337,7	-0,00124579	2018-06-22	5821,81	-3,886E-05
2018-04-23	6308,15	-0,00202946	2018-06-25	5859,08	0,00277147
2018-04-24	6229,64	-0,00543927	2018-06-26	5825,65	-0,0024853
2018-04-25	6079,85	-0,01056974	2018-06-27	5787,55	-0,0028494
2018-04-26	5909,2	-0,01236432	2018-06-28	5667,32	-0,0091172
2018-04-27	5919,24	0,00073726	2018-06-29	5799,24	0,0099932
2018-04-30	5994,6	0,005494045	2018-07-02	5746,77	-0,003947
2018-05-02	6012,24	0,001276317	2018-07-03	5633,94	-0,0086118
2018-05-03	5858,73	-0,01123253	2018-07-04	5733,64	0,00761836
2018-05-04	5792,35	-0,00494921	2018-07-05	5739,33	0,000431
2018-05-07	5885,1	0,006899278	2018-07-06	5694,91	-0,0033743
2018-05-08	5774,72	-0,00822307	2018-07-09	5807,38	0,00849285
2018-05-09	5907,94	0,009905298	2018-07-10	5881,76	0,00552743
2018-05-11	5956,83	0,003579423	2018-07-11	5893,36	0,0008556
2018-05-14	5947,16	-0,00070609	2018-07-12	5907,87	0,00106818
2018-05-15	5838,12	-0,00803654	2018-07-13	5944,07	0,00265313
2018-05-16	5841,46	0,000248985	2018-07-16	5905,16	-0,0028527
2018-05-17	5815,92	-0,00190328	2018-07-17	5861,51	-0,0032222
2018-05-18	5783,31	-0,00244195	2018-07-18	5890,73	0,00215983

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2018-07-19	5871,08	-0,00145141	2018-09-07	5851,47	0,005630284
2018-07-20	5872,78	0,000126252	2018-09-10	5831,12	-0,001512856
2018-07-23	5915,8	0,003169162	2018-09-12	5798,15	-0,002462234
2018-07-24	5931,84	0,001176385	2018-09-13	5858,27	0,004480159
2018-07-25	5933,89	0,000149843	2018-09-14	5931,28	0,005378819
2018-07-26	5946,14	0,00089542	2018-09-17	5824,26	-0,007907969
2018-07-27	5989,14	0,003129337	2018-09-18	5811,79	-0,000930617
2018-07-30	6027,94	0,002804458	2018-09-19	5873,6	0,004594232
2018-07-31	5936,44	-0,00664233	2018-09-20	5931,27	0,004243256
2018-08-01	6033,42	0,007037184	2018-09-21	5957,74	0,001934437
2018-08-02	6011,72	-0,00156453	2018-09-24	5882,22	-0,005540575
2018-08-03	6007,54	-0,00030243	2018-09-25	5874,3	-0,000585215
2018-08-06	6101,13	0,006713823	2018-09-26	5873,27	-7,6008E-05
2018-08-07	6091,25	-0,00070393	2018-09-27	5929,22	0,004117232
2018-08-08	6094,83	0,000255101	2018-09-28	5976,55	0,003453503
2018-08-09	6065,26	-0,00211239	2018-10-01	5944,6	-0,002328065
2018-08-10	6077,17	0,000852464	2018-10-02	5875,62	-0,005069084
2018-08-13	5861,25	-0,01571165	2018-10-03	5867,74	-0,000582987
2018-08-14	5769,87	-0,0068237	2018-10-04	5756,62	-0,008303153
2018-08-15	5816,59	0,003502198	2018-10-05	5731,94	-0,00186623
2018-08-16	5783,8	-0,00245534	2018-10-08	5761,07	0,002202121
2018-08-20	5892,19	0,008063773	2018-10-09	5796,79	0,002684189
2018-08-21	5944,3	0,003823902	2018-10-10	5820,67	0,001785261
2018-08-23	5982,99	0,002817121	2018-10-11	5702,82	-0,008883012
2018-08-24	5968,75	-0,00103453	2018-10-12	5756,49	0,004067938
2018-08-27	6025,97	0,004143432	2018-10-15	5727,26	-0,002211159
2018-08-28	6042,65	0,001200619	2018-10-16	5800,82	0,005542569
2018-08-29	6065,15	0,001614035	2018-10-17	5868,62	0,005046824
2018-08-30	6018,96	-0,00331973	2018-10-18	5845,24	-0,001733493
2018-08-31	6018,46	-3,6367E-05	2018-10-19	5837,29	-0,000591152
2018-09-03	5967,58	-0,0036872	2018-10-22	5840,44	0,000233851
2018-09-04	5905,3	-0,00455614	2018-10-23	5797,89	-0,003175149
2018-09-05	5683,5	-0,0166261	2018-10-24	5709,42	-0,006678283
2018-09-06	5776,1	0,007018387	2018-10-25	5754,97	0,003450923

Date	Close	Return	Date	Close	Return
2018-10-26	5784,92	0,002254746	2018-11-23	6006,2	0,001114388
2018-10-29	5754,61	-0,00228176	2018-11-26	6022,78	0,001196921
2018-10-30	5789,1	0,002595382	2018-11-27	6013,59	-0,00066311
2018-10-31	5831,65	0,003180399	2018-11-28	5991,25	-0,00161659
2018-11-01	5835,92	0,000317879	2018-11-29	6107,17	0,008322715
2018-11-02	5906,29	0,005205584	2018-11-30	6056,12	-0,00364511
2018-11-05	5920,59	0,001050367	2018-12-03	6118,32	0,004437429
2018-11-06	5923,93	0,000244637	2018-12-04	6152,86	0,002444846
2018-11-07	5939,89	0,001168192	2018-12-05	6133,12	-0,00139557
2018-11-08	5976,81	0,002691049	2018-12-06	6115,49	-0,00124999
2018-11-09	5874,15	-0,00752383	2018-12-07	6126,36	0,000770756
2018-11-12	5777,05	-0,00723898	2018-12-10	6111,36	-0,00106436
2018-11-13	5835,2	0,004349245	2018-12-11	6076,59	-0,00247815
2018-11-14	5858,29	0,001715492	2018-12-12	6115,58	0,002777718
2018-11-15	5955,74	0,00716435	2018-12-13	6177,72	0,004390782
2018-11-16	6012,35	0,004108816	2018-12-14	6169,84	-0,00055411
2018-11-19	6005,3	-0,00050976	2018-12-17	6089,31	-0,00570639
2018-11-21	5948,05	-0,00415973			
2018-11-22	5990,81	0,003110789			

Lampiran 2 Data Out Sample IHSG dan Return IHSG

Date	Close	Return	Date	Close	Return
18/12/2018	6081,867	-0,00053116	11/02/2019	6495	-0,0018
19/12/2018	6176,094	0,006676979	12/02/2019	6426,33	-0,0046
20/12/2018	6147,876	-0,001988798	13/02/2019	6419,12	-0,0005
21/12/2018	6163,596	0,001109065	14/02/2019	6420,02	6,1E-05
26/12/2018	6127,85	-0,002526039	15/02/2019	6389,09	-0,0021
27/12/2018	6190,643	0,004427634	18/02/2019	6497,82	0,00733
28/12/2018	6194,498	0,000270357	19/02/2019	6494,67	-0,0002
02/01/2019	6181,175	-0,000935078	20/02/2019	6512,78	0,00121
03/01/2019	6221,01	0,00278986	21/02/2019	6537,77	0,00166
04/01/2019	6274,54	0,003720993	22/02/2019	6501,38	-0,0024
07/01/2019	6287,224	0,000877041	25/02/2019	6525,36	0,0016
08/01/2019	6262,847	-0,001687131	26/02/2019	6540,95	0,00104
09/01/2019	6272,238	0,000650727	27/02/2019	6525,68	-0,001
10/01/2019	6328,714	0,003892941	28/02/2019	6443,35	-0,0055
11/01/2019	6361,465	0,002241672	01/03/2019	6499,88	0,00379
14/01/2019	6336,116	-0,001734022	04/03/2019	6488,42	-0,0008
15/01/2019	6408,784	0,004952515	05/03/2019	6441,28	-0,0032
16/01/2019	6413,36	0,000309984	06/03/2019	6457,96	0,00112
17/01/2019	6423,78	0,00070504	08/03/2019	6383,07	-0,0051
18/01/2019	6448,156	0,001644877	11/03/2019	6366,43	-0,0011
21/01/2019	6450,834	0,00018033	12/03/2019	6353,77	-0,0009
22/01/2019	6468,562	0,001191879	13/03/2019	6377,58	0,00162
23/01/2019	6451,17	-0,001169259	14/03/2019	6413,27	0,00242
24/01/2019	6466,655	0,001041205	15/03/2019	6461,18	0,00323
25/01/2019	6482,843	0,001085812	18/03/2019	6509,45	0,00323
28/01/2019	6458,712	-0,001619585	19/03/2019	6480,28	-0,002
29/01/2019	6436,48	-0,001497495	20/03/2019	6482,71	0,00016
30/01/2019	6464,189	0,001865622	21/03/2019	6501,78	0,00128
31/01/2019	6532,969	0,004596552	22/03/2019	6525,27	0,00157
01/02/2019	6538,638	0,000376697	25/03/2019	6411,25	-0,0077
04/02/2019	6481,451	-0,003815052	26/03/2019	6470	0,00396
06/02/2019	6547,877	0,004428271	27/03/2019	6444,74	-0,0017
07/02/2019	6536,457	-0,000758104	28/03/2019	6480,79	0,00242
08/02/2019	6521,663	-0,000984055	29/03/2019	6468,76	-0,0008

Date	Close	Return	Date	Close	Return
01/04/2019	6452,61	-0,0011	23/05/2019	6032,7	0,00675
02/04/2019	6476,07	0,00158	24/05/2019	6057,35	0,001771
04/04/2019	6494,63	0,00124	27/05/2019	6098,97	0,002974
05/04/2019	6474,02	-0,0014	28/05/2019	6033,14	-0,00471
08/04/2019	6425,73	-0,0033	29/05/2019	6104,11	0,005079
09/04/2019	6484,35	0,00394	31/05/2019	6209,12	0,007408
10/04/2019	6478,33	-0,0004			
11/04/2019	6410,17	-0,0046			
12/04/2019	6405,87	-0,0003			
15/04/2019	6435,15	0,00198			
16/04/2019	6481,54	0,00312			
18/04/2019	6507,22	0,00172			
22/04/2019	6414,74	-0,0062			
23/04/2019	6462,82	0,00324			
24/04/2019	6447,89	-0,001			
25/04/2019	6372,79	-0,0051			
26/04/2019	6401,08	0,00192			
29/04/2019	6425,9	0,00168			
30/04/2019	6455,35	0,00199			
02/05/2019	6374,42	-0,0055			
03/05/2019	6319,46	-0,0038			
06/05/2019	6256,35	-0,0044			
07/05/2019	6297,32	0,00283			
08/05/2019	6270,2	-0,0019			
09/05/2019	6198,8	-0,005			
10/05/2019	6209,12	0,00072			
13/05/2019	6135,4	-0,0052			
14/05/2019	6071,2	-0,0046			
15/05/2019	5980,89	-0,0065			
16/05/2019	5895,74	-0,0062			
17/05/2019	5826,87	-0,0051			
20/05/2019	5907,12	0,00594			
21/05/2019	5951,37	0,00324			
22/05/2019	5939,64	-0,0009			

Lampiran 3 Output Estimasi ARFIMA(p, d, q)

Dengan Konstanta

(1) ARFIMA(2,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.0102919   (fixed)
AR-1              0.0633391   0.02271   2.79    0.005
AR-2             -0.0196980   0.02271  -0.867   0.386
Constant         0.000110316  0.0001001   1.10    0.271

log-likelihood    7709.5759
no. of observations 1939   no. of parameters      4
AIC.T            -15411.1518   AIC                    -7.94798959
mean(Return)     0.000109927   var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00453923   sigma^2                2.06046e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063068   -0.019203   0.00010993

```

(2) ARFIMA(2,-0.0102919,1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,1) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.0102919   (fixed)
AR-1              0.787022    0.08717   9.03    0.000
AR-2             -0.111161    0.02283  -4.87    0.000
MA-1             -0.727322    0.08550  -8.51    0.000
Constant         0.000111736  8.020e-005   1.39    0.164

log-likelihood    7718.16687
no. of observations 1939   no. of parameters      5
AIC.T            -15426.3337   AIC                    -7.95581936
mean(Return)     0.000109927   var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00451913   sigma^2                2.04225e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063068   -0.019203   -0.13861   0.00010993

```

(3) ARFIMA(2,-0.0102919,2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,2) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919      (fixed)
AR-1              1.22566      0.1168    10.5    0.000
AR-2             -0.652472     0.09447   -6.91    0.000
MA-1             -1.17037     0.1295   -9.04    0.000
MA-2              0.546812     0.1065    5.13    0.000
Constant          0.000110966  8.375e-005  1.32    0.185

log-likelihood    7725.84745
no. of observations 1939  no. of parameters      6
AIC.T            -15439.6949  AIC                    -7.96271011
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450122  sigma^2                2.0261e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063068   -0.019203   -0.0027882    0.61832    0.00010993

```

(4) ARFIMA(2,-0.0102919,3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,3) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919      (fixed)
AR-1              1.01453     0.2318    4.38    0.000
AR-2             -0.526181     0.1702   -3.09    0.002
MA-1             -0.961985     0.2337   -4.12    0.000
MA-2              0.450291     0.1566    2.88    0.004
MA-3             -0.0433345    0.03975   -1.09    0.276
Constant          0.000111018  8.257e-005  1.34    0.179

log-likelihood    7726.29926
no. of observations 1939  no. of parameters      7
AIC.T            -15438.5985  AIC                    -7.96214467
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450018  sigma^2                2.02516e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.68226   -0.33791   -0.12718   -0.073735    0.019201    0.00010993

```

(5) ARFIMA(2,-0.0102919,4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,4) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
(946): Covar

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d parameter	-0.0102919	(fixed)		
AR-1	-0.636454	0.7944	-0.801	0.423
AR-2	0.0260279	0.7065	0.0368	0.971
MA-1	0.695244	0.7952	0.874	0.382
MA-2	-0.0132165	0.7376	-0.0179	0.986
MA-3	-0.136392	0.02933	-4.65	0.000
MA-4	-0.128825	0.04322	-2.98	0.003
Constant	0.000110873	8.349e-005	1.33	0.184

```

log-likelihood      7727.94159
no. of observations  1939      no. of parameters      8
AIC.T               -15439.8832  AIC                    -7.96280721
mean(Return)        0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma               0.00449636   sigma^2                2.02173e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
    0.063068   -0.019203    0.25248   -0.29860   -0.49271   -0.22538   0.00010993

```

(6) ARFIMA(3,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d parameter	-0.0102919	(fixed)		
AR-1	0.0612475	0.02257	2.71	0.007
AR-2	-0.0125459	0.02261	-0.555	0.579
AR-3	-0.113973	0.02257	-5.05	0.000
Constant	0.000110422	8.933e-005	1.24	0.217

```

log-likelihood      7722.22767
no. of observations  1939      no. of parameters      5
AIC.T               -15434.4553  AIC                    -7.96000791
mean(Return)        0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma               0.00450966   sigma^2                2.03371e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
    0.060904   -0.012095   -0.11270   0.00010993

```

(7) ARFIMA(3,-0.0102919,1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,1) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919  (fixed)
AR-1              0.495264   0.1188   4.17    0.000
AR-2             -0.0397086   0.02639  -1.50   0.133
AR-3             -0.108826   0.02459  -4.43   0.000
MA-1             -0.441491   0.1185   -3.73   0.000
Constant         0.000111226  8.119e-005  1.37   0.171

log-likelihood    7726.15428
no. of observations 1939  no. of parameters      6
AIC.T            -15440.3086  AIC                    -7.96302659
mean(Return)     0.000109927  var(Return)           2.06975e-005
sigma            0.00450052  sigma^2               2.02547e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.58763  -0.045315  -0.10258  0.26228  0.00010993

```

(8) ARFIMA(3,-0.0102919,2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,2) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919  (fixed)
AR-1              0.818367   0.4131   1.98    0.048
AR-2             -0.333470   0.3516  -0.948   0.343
AR-3             -0.0713699   0.06004  -1.19   0.235
MA-1             -0.766868   0.4147  -1.85   0.065
MA-2              0.274667   0.3214   0.855   0.393
Constant         0.000111037  8.221e-005  1.35   0.177

log-likelihood    7726.5142
no. of observations 1939  no. of parameters      7
AIC.T            -15439.0284  AIC                    -7.96236638
mean(Return)     0.000109927  var(Return)           2.06975e-005
sigma            0.00449968  sigma^2               2.02471e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.62933  -0.29260  -0.086645  -0.90488  0.41880  0.00010993

```

(9) ARFIMA(3,-0.0102919,3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,3) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter -0.0102919 (fixed)
AR-1 0.667709 0.2471 2.70 0.007
AR-2 -0.127632 0.2579 -0.495 0.621
AR-3 -0.208573 0.1585 -1.32 0.188
MA-1 -0.617306 0.2498 -2.47 0.014
MA-2 0.0782557 0.2474 0.316 0.752
MA-3 0.121514 0.1516 0.801 0.423
Constant 0.000110988 8.271e-005 1.34 0.180

log-likelihood 7726.83347
no. of observations 1939 no. of parameters 8
AIC.T -15437.6669 AIC -7.96166422
mean(Return) 0.000109927 var(Return) 2.06975e-005
sigma 0.00449893 sigma^2 2.02404e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.060904 -0.012095 -0.11270 -0.15403 -0.31900 -0.31319 0.00010993

```

(10) ARFIMA(3,-0.0102919,4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,4) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter -0.0102919 (fixed)
AR-1 -0.866383 0.1282 -6.76 0.000
AR-2 0.0137526 0.1749 0.0786 0.937
AR-3 0.354173 0.09421 3.76 0.000
MA-1 0.930846 0.1267 7.35 0.000
MA-2 0.0215220 0.1717 0.125 0.900
MA-3 -0.498650 0.09657 -5.16 0.000
MA-4 -0.171930 0.02385 -7.21 0.000
Constant 0.000111489 8.086e-005 1.38 0.168

log-likelihood 7735.62379
no. of observations 1939 no. of parameters 9
AIC.T -15453.2476 AIC -7.96969963
mean(Return) 0.000109927 var(Return) 2.06975e-005
sigma 0.00447851 sigma^2 2.0057e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.060904 -0.012095 -0.11270 0.12713 -0.16912 -0.60045 -0.25505 0.00010993

```

(11) ARFIMA(4,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(4,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter    -0.0102919      (fixed)
AR-1             0.0542310     0.02267    2.39    0.017
AR-2            -0.0131430     0.02256   -0.582   0.560
AR-3            -0.110232     0.02257   -4.88    0.000
AR-4            -0.0622342     0.02271   -2.74    0.006
Constant         0.000110740  8.396e-005    1.32    0.187

log-likelihood    7725.97426
no. of observations    1939  no. of parameters          6
AIC.T             -15439.9485  AIC                -7.9628409
mean(Return)      0.000109927  var(Return)         2.06975e-005
sigma             0.00450094  sigma^2             2.02584e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.054128   -0.012822   -0.10904   -0.060125   0.00010993

```

Tanpa konstanta

(1) ARFIMA(2,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter    -0.0102919      (fixed)
AR-1             0.0639975     0.02271    2.82    0.005
AR-2            -0.0190431     0.02271   -0.839   0.402

log-likelihood    7708.97033
no. of observations    1939  no. of parameters          3
AIC.T             -15411.9407  AIC                -7.94839643
mean(Return)      0.000109927  var(Return)         2.06975e-005
sigma             0.00454065  sigma^2             2.06175e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063065   -0.019181

```

(2) ARFIMA(2,-0.0102919,1)


```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,1) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter  -0.0102919  (fixed)
AR-1         0.780130  0.08740   8.93    0.000
AR-2        -0.110477  0.02277  -4.85    0.000
MA-1        -0.719457  0.08569  -8.40    0.000

log-likelihood  7717.20823
no. of observations  1939  no. of parameters  4
AIC.T         -15426.4165  AIC              -7.95586202
mean(Return)  0.000109927  var(Return)      2.06975e-005
sigma         0.00452136  sigma^2          2.04427e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063065  -0.019181  -0.13631

```

(3) ARFIMA(2,-0.0102919,2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,2) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter  -0.0102919  (fixed)
AR-1         1.22341  0.1178   10.4    0.000
AR-2        -0.653096  0.09440  -6.92    0.000
MA-1        -1.16739  0.1307  -8.93    0.000
MA-2         0.547622  0.1064   5.15    0.000

log-likelihood  7724.97405
no. of observations  1939  no. of parameters  5
AIC.T         -15439.9481  AIC              -7.96284069
mean(Return)  0.000109927  var(Return)      2.06975e-005
sigma         0.00450325  sigma^2          2.02793e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063065  -0.019181  -0.0027502  0.62270

```

(4) ARFIMA(2,-0.0102919,3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,3) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919  (fixed)
AR-1              1.01654    0.2303    4.41    0.000
AR-2             -0.530677    0.1676   -3.17    0.002
MA-1             -0.963078    0.2323   -4.15    0.000
MA-2              0.454464    0.1539    2.95    0.003
MA-3             -0.0421658    0.03955   -1.07    0.286

log-likelihood    7725.40114
no. of observations 1939  no. of parameters      6
AIC.T            -15438.8023  AIC                    -7.96224975
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450226  sigma^2                2.02704e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.68190   -0.33755   -0.12664   -0.069990   0.018395

```

(5) ARFIMA(2,-0.0102919,4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,0,4) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919  (fixed)
AR-1             -1.26919    0.07866  -16.1    0.000
AR-2             -0.629643    0.09538   -6.60    0.000
MA-1              1.33407    0.08111   16.4    0.000
MA-2              0.689897    0.1092    6.32    0.000
MA-3             -0.0861747    0.04591   -1.88    0.048
MA-4             -0.129730    0.02634   -4.93    0.000

log-likelihood    7730.51805
no. of observations 1939  no. of parameters      7
AIC.T            -15447.0361  AIC                    -7.96649618
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00449032  sigma^2                2.0163e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.063065   -0.019181    0.29365   -0.24323   -0.58684   -0.29357

```

(6) ARFIMA(3,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter  -0.0102919  (fixed)
AR-1         0.0619910  0.02257   2.75    0.006
AR-2        -0.0118101  0.02261  -0.522  0.601
AR-3        -0.113231  0.02257  -5.02   0.000

log-likelihood  7721.46591
no. of observations  1939  no. of parameters  4
AIC.T          -15434.9318  AIC                -7.96025365
mean(Return)   0.000109927  var(Return)        2.06975e-005
sigma          0.00451143  sigma^2            2.0353e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.060904   -0.012076   -0.11266

```

(7) ARFIMA(3,-0.0102919,1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,1) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter  -0.0102919  (fixed)
AR-1         0.488706  0.1200    4.07    0.000
AR-2        -0.0388718  0.02638  -1.47    0.141
AR-3        -0.108525  0.02451  -4.43    0.000
MA-1        -0.433955  0.1197   -3.63    0.000

log-likelihood  7725.2222
no. of observations  1939  no. of parameters  5
AIC.T          -15440.4444  AIC                -7.96309664
mean(Return)   0.000109927  var(Return)        2.06975e-005
sigma          0.00450268  sigma^2            2.02742e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.58735   -0.045276   -0.10256   0.26345

```

(8) ARFIMA(3,-0.0102919,2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,2) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.0102919   (fixed)
AR-1              0.821173    0.4119    1.99    0.046
AR-2             -0.340123    0.3491   -0.974   0.330
AR-3             -0.0701240   0.05986   -1.17    0.242
MA-1             -0.768775    0.4135   -1.86    0.063
MA-2              0.281223    0.3184    0.883    0.377

log-likelihood    7725.60759
no. of observations 1939  no. of parameters      6
AIC.T            -15439.2152  AIC                    -7.96246271
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450178  sigma^2                2.02661e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.62896   -0.29225   -0.086645   -0.88121   0.44718

```

(9) ARFIMA(3,-0.0102919,3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,3) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.0102919   (fixed)
AR-1              0.665417    0.2476    2.69    0.007
AR-2             -0.128582    0.2583   -0.498   0.619
AR-3             -0.210645    0.1588   -1.33    0.185
MA-1             -0.614170    0.2503   -2.45    0.014
MA-2              0.0795731    0.2476    0.321    0.748
MA-3              0.124215    0.1516    0.819    0.413

log-likelihood    7725.93828
no. of observations 1939  no. of parameters      7
AIC.T            -15437.8766  AIC                    -7.96177234
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450101  sigma^2                2.02591e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.060904   -0.012076   -0.11266   -0.14497   -0.31029   -0.30582

```

(10) ARFIMA(3,-0.0102919,4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,0,4) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919      (fixed)
AR-1              -0.872744      0.1289   -6.77   0.000
AR-2              0.00328021     0.1759   0.0186  0.985
AR-3              0.349014      0.09464  3.69   0.000
MA-1              0.938178      0.1274   7.37   0.000
MA-2              0.0342604      0.1728   0.198  0.843
MA-3             -0.490909      0.09741  -5.04   0.000
MA-4             -0.170642      0.02387  -7.15   0.000

log-likelihood    7734.68211
no. of observations 1939  no. of parameters      8
AIC.T            -15453.3642  AIC                    -7.96975979
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00448068  sigma^2                2.00765e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.060904  -0.012076  -0.11266  0.15919  -0.092002  -0.65355  -0.24911

```

(11) ARFIMA(4,-0.0102919,0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(4,0,0) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      -0.0102919      (fixed)
AR-1              0.0550779      0.02267   2.43   0.015
AR-2             -0.0124546      0.02257  -0.552  0.581
AR-3             -0.109539      0.02257  -4.85   0.000
AR-4             -0.0613553      0.02271  -2.70   0.007

log-likelihood    7725.10749
no. of observations 1939  no. of parameters      5
AIC.T            -15440.215  AIC                    -7.96297833
mean(Return)     0.000109927  var(Return)            2.06975e-005
sigma            0.00450295  sigma^2                2.02766e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.054137  -0.012801  -0.10900  -0.060072

```

(12) ARFIMA(5,-0.0102919,4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(5,0,4) model ----
The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17
The dependent variable is: Return
The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d parameter	-0.0102919	(fixed)		
AR-1	0.466208	0.1354	3.44	0.001
AR-2	0.403067	0.1639	2.46	0.014
AR-3	0.184615	0.09537	1.94	0.043
AR-4	-0.698632	0.07267	-9.61	0.000
AR-5	0.101358	0.03820	2.65	0.008
MA-1	-0.408465	0.1339	-3.05	0.002
MA-2	-0.431537	0.1528	-2.82	0.005
MA-3	-0.338160	0.08666	-3.90	0.000
MA-4	0.720891	0.07676	9.39	0.000

log-likelihood	7739.35997		
no. of observations	1939	no. of parameters	10
AIC.T	-15458.7199	AIC	-7.97252189
mean(Return)	0.000109927	var(Return)	2.06975e-005
sigma	0.00446977	sigma^2	1.99789e-005

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):

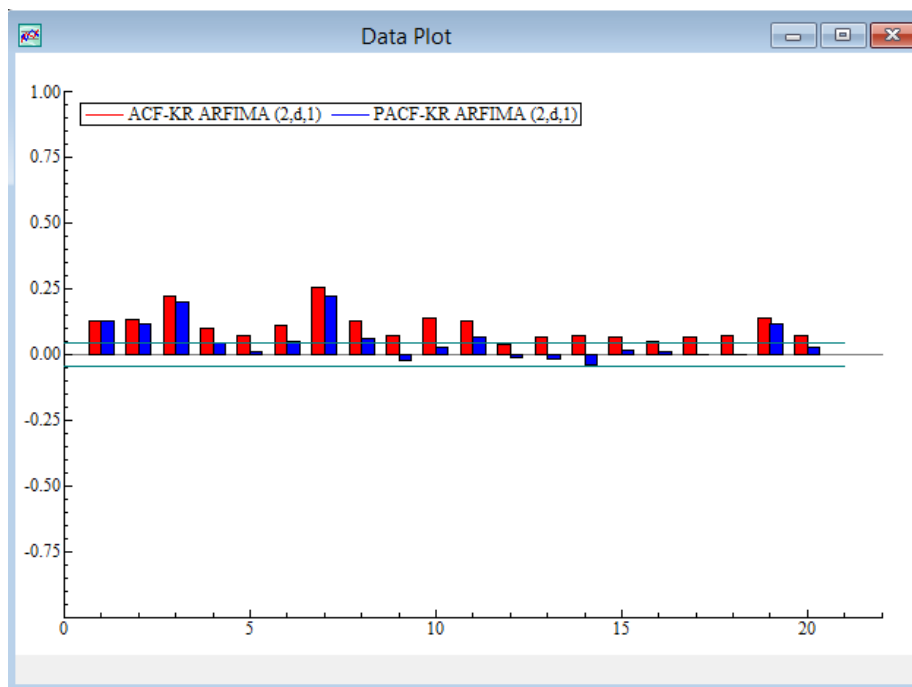
Strong convergence

Used starting values:

0.053736	-0.013527	-0.10909	-0.059711	-0.0066615	-0.034353	-0.0024714	0.022590
0.87153							

Lampiran 4 Uji Non Heteroskedastisitas Model ARFIMA yang Signifikan

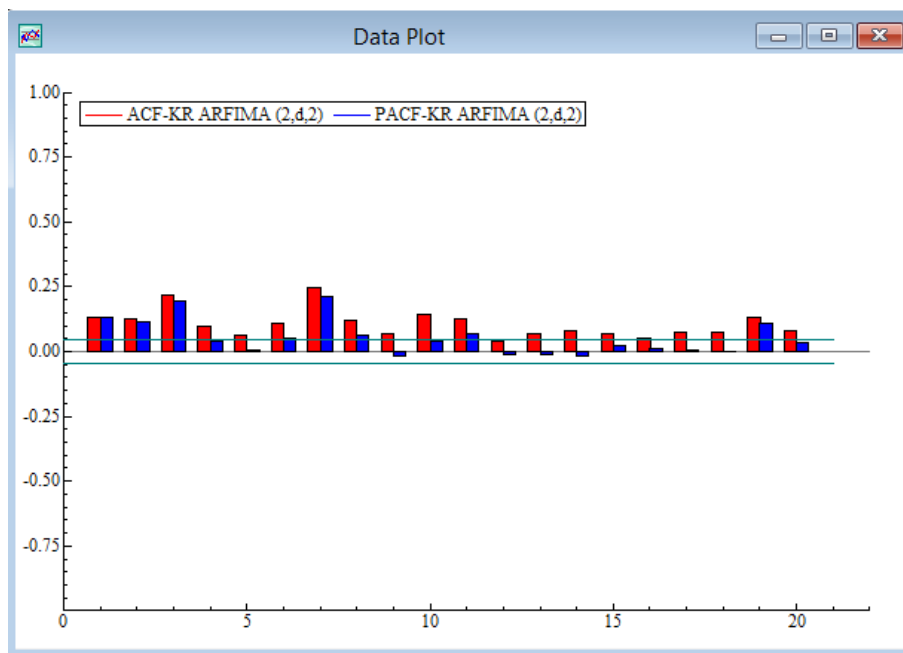
(1) ARFIMA (2, -0.0102919,1)



Analisis

Berdasarkan plot ACF dan PACF dari kuadrat residual model ARFIMA (2, -0.0102919,1), residual model tersebut terindikasi adanya heteroskedastisitas karena diagram batang dari plot ACF dan PACF melebihi garis hijau.

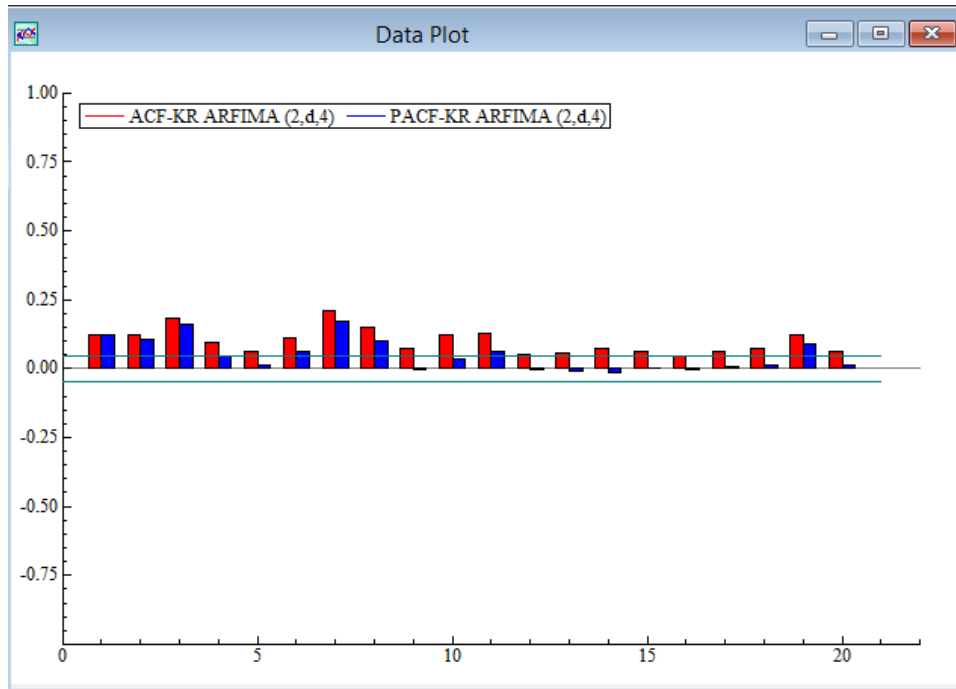
(2) ARFIMA (2, -0.0102919, 2)



Analisis

Berdasarkan plot ACF dan PACF dari kuadrat residual model ARFIMA (2, -0.0102919, 2), residual model tersebut terindikasi adanya heteroskedastisitas karena diagram batang dari plot ACF dan PACF melebihi garis hijau.

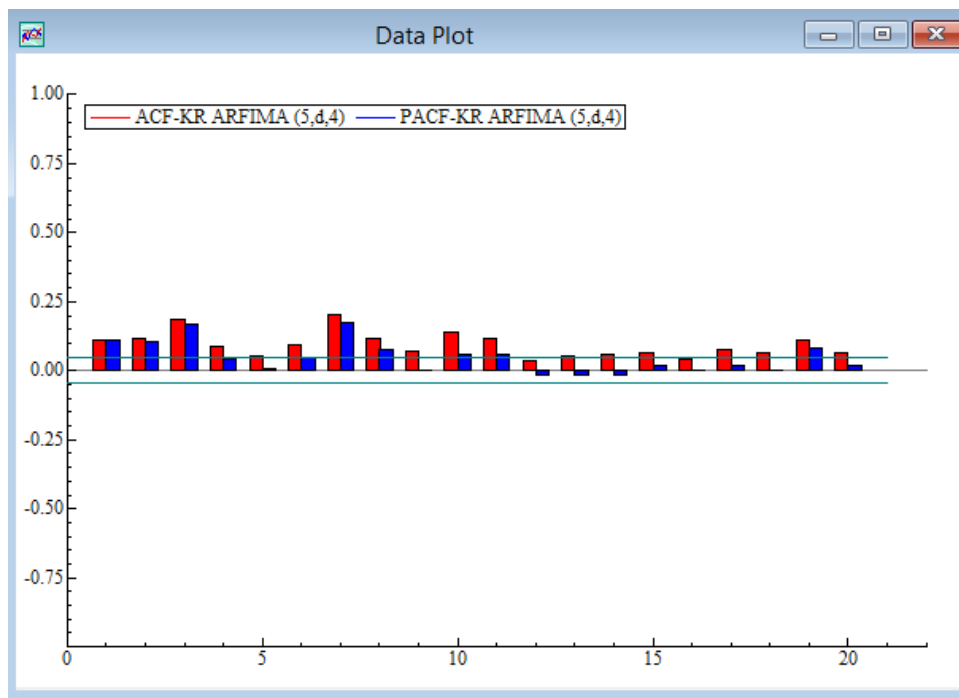
(3) ARFIMA (2, -0.0102919, 4)



Analisis

Berdasarkan plot ACF dan PACF dari kuadrat residual model ARFIMA (2, -0.0102919, 4), residual model tersebut terindikasi adanya heteroskedastisitas karena diagram batang dari plot ACF dan PACF melebihi garis hijau.

(4) ARFIMA (5, -0.0102919, 4)



Analisis

Berdasarkan plot ACF dan PACF dari kuadrat residual model ARFIMA (5, -0.0102919, 4), residual model tersebut terindikasi adanya heteroskedastisitas karena diagram batang dari plot ACF dan PACF melebihi garis hijau.

Lampiran 5 Estimasi Parameter Model ARFIMA-GARCH asimetrik

(1) Model ARFIMA (5, -0.0102919,4)- GARCH (1,1)

** G@RCH(2) SPECIFICATIONS **

The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17

The dependent variable is: Return

Mean Equation: ARFIMA (5, d, 4) model.

No regressor in the conditional mean

Variance Equation: GARCH (1, 1) model.

in-mean

No regressor in the conditional variance

Normal distribution.

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 7962.52

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Cst(M)	0.000278	0.00024588	1.130	0.2587
d-Arfima	-0.029396	0.077477	-0.3794	0.7044
AR(1)	0.638048	0.15882	4.017	0.0001
AR(2)	-0.834942	0.19813	-4.214	0.0000
AR(3)	0.238669	0.24665	0.9676	0.3334
AR(4)	-0.021444	0.22835	-0.09391	0.9252

AR(5)	-0.066614	0.025103	-2.654	0.0080
MA(1)	-0.588583	0.18496	-3.182	0.0015
MA(2)	0.752415	0.19332	3.892	0.0001
MA(3)	-0.248085	0.24785	-1.001	0.3170
MA(4)	-0.022653	0.22679	-0.09988	0.9204
Cst(V) x 10 ⁶	0.364764	0.20639	1.767	0.0773
ARCH(Alpha1)	0.086256	0.024003	3.594	0.0003
GARCH(Beta1)	0.897263	0.030544	29.38	0.0000
ARCH-in-mean(std)	-0.017373	0.068968	-0.2519	0.8011

No. Observations : 1939 No. Parameters : 15

Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00002

Skewness (Y) : -0.80574 Kurtosis (Y) : 9.22596

Log Likelihood : 7962.520 Alpha[1]+Beta[1]: 0.98352

The sample mean of squared residuals was used to start recursion.

(2) Model ARFIMA (5, -0.0102919,4)- IGARCH (1,1)

** G@RCH(2) SPECIFICATIONS **

The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17

The dependent variable is: Return

Mean Equation: ARFIMA (5, d, 4) model.

No regressor in the conditional mean

Variance Equation: IGARCH (1, 1) model.

in-mean

No regressor in the conditional variance

Normal distribution.

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 7959.19

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Cst(M)	0.000289	0.00020904	1.383	0.1669
d-Arfima	-0.034686	0.073657	-0.4709	0.6378
AR(1)	0.639704	0.15668	4.083	0.0000
AR(2)	-0.837026	0.19456	-4.302	0.0000
AR(3)	0.237676	0.23713	1.002	0.3163
AR(4)	-0.020474	0.21707	-0.09432	0.9249
AR(5)	-0.066886	0.024057	-2.780	0.0055
MA(1)	-0.585453	0.18102	-3.234	0.0012
MA(2)	0.755637	0.18942	3.989	0.0001
MA(3)	-0.245361	0.23862	-1.028	0.3040
MA(4)	-0.021026	0.21379	-0.09835	0.9217
Cst(V) x 10 ⁶	0.212788	0.10669	1.994	0.0462
ARCH(Alpha1)	0.095292	0.024347	3.914	0.0001
ARCH-in-mean(std)	-0.020226	0.055846	-0.3622	0.7173
GARCH(Beta1)	0.904708			

No. Observations : 1939

No. Parameters : 15

Mean (Y) : 0.00011

Variance (Y) : 0.00002

Skewness (Y) : -0.80574

Kurtosis (Y) : 9.22596

Log Likelihood : 7959.187

The sample mean of squared residuals was used to start recursion.

(3) Model ARFIMA (5, -0.0102919,4)- FIGARCH (1, d , 1)

** G@RCH(1) SPECIFICATIONS **

The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17

The dependent variable is: Return

Mean Equation: ARFIMA (5, d , 4) model.

No regressor in the conditional mean

Variance Equation: FIGARCH (1, d , 1) model estimated with BBM's method (Truncation order : 1000).

in-mean

No regressor in the conditional variance

Normal distribution

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 7962.29

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Cst(M)	0.000220	0.00023139	0.9508	0.3418
d-Arfima	-0.031697	0.075065	-0.4223	0.6729
AR(1)	0.666302	0.15431	4.318	0.0000
AR(2)	-0.858948	0.21209	-4.050	0.0001
AR(3)	0.299605	0.24837	1.206	0.2278
AR(4)	-0.049473	0.20222	-0.2446	0.8068
AR(5)	-0.064013	0.024368	-2.627	0.0087
MA(1)	-0.617123	0.17861	-3.455	0.0006
MA(2)	0.773532	0.20823	3.715	0.0002
MA(3)	-0.305733	0.24423	-1.252	0.2108
MA(4)	0.001916	0.20314	0.009432	0.9925

Cst(V) x 10 ⁶	0.646149	0.29809	2.168	0.0303
d-Figarch	0.527021	0.14377	3.666	0.0003
ARCH(Phi1)	0.249770	0.089922	2.778	0.0055
GARCH(Beta1)	0.626170	0.11785	5.313	0.0000
ARCH-in-mean(std)	0.000280	0.064180	0.004361	0.9965

No. Observations : 1939 No. Parameters : 16
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00002
Skewness (Y) : -0.80574 Kurtosis (Y) : 9.22596
Log Likelihood : 7962.289

The sample mean of squared residuals was used to start recursion.

The positivity constraint for the FIGARCH (1,d,1) is

observed (0.0991484<0.24977<0.490993 and 0.00699899<0.0943145
valid).

=> See Bollerslev and Mikkelsen (1996) for more details.

(4) Model ARFIMA (5, -0.0102919,4)- HYGARCH (1, d, 1)

** G@RCH(1) SPECIFICATIONS **

The dataset is: E:\Kuliah Semester 8 (ima)\Skripsi\Data 2.xlsx

The estimation sample is: 2011-01-04 - 2018-12-17

The dependent variable is: Return

Mean Equation: ARFIMA (5, d, 4) model.

No regressor in the conditional mean

Variance Equation: HYGARCH (1, d, 1) model of Davidson (Truncation
order : 1000).

in-mean

No regressor in the conditional variance

Normal distribution.

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 7963.61

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d-Arfima	-0.005813	0.072378	-0.08031	0.9360
AR(1)	0.666503	0.15541	4.289	0.0000
AR(2)	-0.855754	0.21992	-3.891	0.0001
AR(3)	0.298473	0.26106	1.143	0.2531
AR(4)	-0.046478	0.21286	-0.2183	0.8272
AR(5)	-0.064107	0.024693	-2.596	0.0095
MA(1)	-0.642482	0.17558	-3.659	0.0003
MA(2)	0.773280	0.21846	3.540	0.0004
MA(3)	-0.321282	0.25376	-1.266	0.2056
MA(4)	-0.003361	0.21873	-0.01536	0.9877
Cst(V) x 10 ⁶	1.010342	0.46196	2.187	0.0289
d-Figarch	0.653263	0.12543	5.208	0.0000
ARCH(Phi1)	0.213124	0.077237	2.759	0.0058
GARCH(Beta1)	0.681418	0.10319	6.603	0.0000
Log Alpha (HY)	-0.056445	0.044471	-1.269	0.2045
ARCH-in-mean(std)	0.060254	0.019668	3.064	0.0022

No. Observations	: 1939	No. Parameters :	16
Mean (Y)	: 0.00011	Variance (Y)	: 0.00002
Skewness (Y)	: -0.80574	Kurtosis (Y)	: 9.22596
Log Likelihood	: 7963.609		

Lampiran 6 Uji Diagnostik Model ARFIMA-GARCH Asimetrik

(1) ARFIMA (5,d,4)-GARCH (1,1)

** TESTS **

TESTS :

Normality Test

	Statistic	t-Test	P-Value
Skewness	-0.64652	11.631	2.8519e-031
Excess Kurtosis	2.8475	25.627	7.6052e-145
Jarque-Bera	790.14	.NaN	2.6443e-172

Q-Statistics on Squared Standardized Residuals

--> P-values adjusted by 2 degree(s) of freedom

Q(5) = 3.21066 [0.3602721]

Q(10) = 4.46260 [0.8131635]

Q(20) = 12.0977 [0.8421513]

H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [Q < Chisq(lag)]

ARCH 1-2 test: F(2,1932) = 0.42135 [0.6562]

ARCH 1-5 test: F(5,1926) = 0.63204 [0.6753]

ARCH 1-10 test: $F(10,1916) = 0.44670$ [0.9236]

ARCH 1-20 test: $F(20,1896) = 0.54908$ [0.9462]

(2) ARFIMA (5,d,4)-IGARCH (1,1)

** TESTS **

TESTS :

Normality Test

	Statistic	t-Test	P-Value
Skewness	-0.62278	11.204	3.8873e-029
Excess Kurtosis	2.8538	25.684	1.7569e-145
Jarque-Bera	783.32	.NaN	8.0123e-171

Q-Statistics on Squared Standardized Residuals

--> P-values adjusted by 2 degree(s) of freedom

$Q(5) = 2.87428$ [0.4114172]

$Q(10) = 4.51412$ [0.8080186]

$Q(20) = 12.8275$ [0.8017153]

H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [$Q < \text{Chisq}(\text{lag})$]

ARCH 1-2 test: $F(2,1932) = 0.22866$ [0.7956]

ARCH 1-5 test: $F(5,1926) = 0.56812$ [0.7245]

ARCH 1-10 test: $F(10,1916) = 0.44552$ [0.9243]

ARCH 1-20 test: $F(20,1896) = 0.58802$ [0.9234]

(3) ARFIMA (5,d,4)-FIGARCH (1,d,1)

**** TESTS ****

TESTS :

 Normality Test

	Statistic	t-Test	P-Value
Skewness	-0.65280	11.744	7.5505e-032
Excess Kurtosis	2.9861	26.875	4.2694e-159
Jarque-Bera	858.14	.NaN	4.5350e-187

 Q-Statistics on Squared Standardized Residuals

--> P-values adjusted by 2 degree(s) of freedom

Q(5) = 2.15538 [0.5407914]

Q(10) = 2.92760 [0.9388187]

Q(20) = 10.8222 [0.9017506]

H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [Q < Chisq(lag)]

 ARCH 1-2 test: $F(2,1932) = 0.015409$ [0.9847]

ARCH 1-5 test: $F(5,1926) = 0.42727$ [0.8299]

ARCH 1-10 test: $F(10,1916) = 0.29606$ [0.9822]

ARCH 1-20 test: $F(20,1896) = 0.51288$ [0.9628]

(4) ARFIMA (5,d,4)-HYGARCH (1,d,1)

** TESTS **

TESTS :

Normality Test

	Statistic	t-Test	P-Value
Skewness	-0.64961	11.687	1.4852e-031
Excess Kurtosis	2.8900	26.010	3.8609e-149
Jarque-Bera	811.13	.NaN	7.3187e-177

Q-Statistics on Squared Standardized Residuals

--> P-values adjusted by 2 degree(s) of freedom

Q(5) = 2.33197 [0.5064240]

Q(10) = 3.68519 [0.8843520]

Q(20) = 11.0326 [0.8929694]

H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [Q < Chisq(lag)]

ARCH 1-2 test: $F(2,1932) = 0.035877$ [0.9648]

ARCH 1-5 test: $F(5,1926) = 0.46012 [0.8061]$

ARCH 1-10 test: $F(10,1916) = 0.37018 [0.9596]$

ARCH 1-20 test: $F(20,1896) = 0.51923 [0.9602]$
