



MODEL *HYBRID* ARIMA-GARCH UNTUK ESTIMASI

VOLATILITAS HARGA EMAS MENGGUNAKAN

SOFTWARE R

SKRIPSI

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

oleh
UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Riza Silvia Faustina

NIM. 4111412058

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2016



UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya menyatakan bahwa yang tertulis dalam skripsi ini benar-benar hasil karya saya sendiri, bukan jiplakan dari karya tulis orang lain, baik sebagian atau seluruhnya. Pendapat atau temuan orang lain yang terdapat dalam skripsi ini dikutip atau dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah.

Semarang, Agustus 2016



Riza Silvia Faustina
NIM. 4111412058

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Model *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas
Menggunakan *Software* R

disusun oleh

Riza Silvia Faustina

4111412058

telah dipertahankan dihadapan sidang Panitia Ujian Skripsi Jurusan Matematika
FMIPA Universitas Negeri Semarang pada tanggal 4 Agustus 2016

Panitia:



Ketua

Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt
196412231988031001

Sekretaris

Drs. Arief Agoestanto, M.Si.
196807221993031005

Ketua Penguji

Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt
196412231988031001

Anggota Penguji/
Pembimbing1

Drs. Arief Agoestanto, M.Si.
196807221993031005

Anggota Penguji/
Pembimbing2

Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc.
198208182006042001

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

“Sesungguhnya bersama kesukaran itu ada keringanan. Karena itu bila kau sudah selesai (mengerjakan yang lain). Dan berharaplah kepada Tuhanmu.”

(Q.S Al Insyirah: 6-8)

“Harga kebaikan manusia adalah diukur menurut apa yang telah dilaksanakan/diperbuatnya.”

(Ali Bin Abi Thalib)

“Jika kita mampu bersyukur atas apa yang telah Allah berikan, kita tak akan cemas memikirkan apa yang bukan milik kita.”

PERSEMBAHAN

1. Untuk Universitas Negeri Semarang (UNNES)
2. Untuk Dosen Jurusan Matematika dan Dosen pembimbing
3. Untuk Orangtua, Kakak, dan adikku serta keluarga besar

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur senantiasa penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas limpahan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “ **Model *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan *Software* R.**”

Penulis menyadari dalam penyusunan skripsi ini penulis telah mendapat banyak bantuan, bimbingan, dan dorongan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum, Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Drs, Arief Agoestanto, M.Si., Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
4. Drs. Mashuri M.Si., Ketua Prodi Matematika Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
5. Drs, Arief Agoestanto, M.Si., selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat, dan saran selama penyusunan skripsi ini.
6. Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc., selaku dosen pembimbing pendamping, yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat dan arahan dalam penyusunan skripsi ini.

7. Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt., selaku ketua penguji yang telah berkenan memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
8. Drs. Mashuri M.Si., dan selaku dosen wali yang telah membimbing dan memberikan masukan selama 4 tahun penulis menjalani perkuliahan.
9. Staf Dosen Matematika Universitas Negeri Semarang yang telah membekali penulis dengan berbagai ilmu selama mengikuti perkuliahan sampai akhir penulisan skripsi.
10. Staf Tata Usaha Universitas Negeri Semarang yang telah banyak membantu penulis selama mengikuti perkuliahan dan penulisan skripsi ini.
11. Keluarga Besarku yang selalu mendokan dan menjadi motivasiku dalam menyelesaikan skripsi ini.
12. Teman-teman Matematika angkatan 2012, teman-teman KKN Nuansa Suku, sahabat-sahabatku dan teman-teman Kos Bratasejati yang telah memberikan motivasinya.
13. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa masih banyak keterbatasan pengetahuan dan kemampuan yang penulis miliki. Penulis mengharapkan kritik dan saran yang bisa membangun penelitian-penelitian yang lain. Semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi pembaca.

Semarang, Agustus 2016

Penulis

ABSTRAK

Faustina, Riza S. 2016. *Model Hybrid ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan Software R*. Skripsi, Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Utama Drs. Arief Agoestanto, M.Si. dan Pembimbing Pendamping Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc.

Kata kunci: *Hybrid, ARIMA, GARCH, Volatilitas, Software R.*

Penelitian ini mengkaji tentang estimasi parameter model *hybrid* ARIMA-GARCH, yang merupakan model penggabungan dari model ARIMA dan GARCH. Model ini dapat digunakan untuk mengatasi masalah residual model ARIMA yang terindikasi adanya heteroskedastik dalam variansi residual (volatilitas). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan model terbaik *hybrid* ARIMA-GARCH pada data harga emas dan meramalkan data emas periode Juni – Oktober 2016. Pengambilan data dilakukan dengan cara mendokumentasikan data sekunder dari situs web www.gold.org/statistics.

Langkah awal dalam penelitian adalah melakukan uji stasioner data harga emas, data yang sudah stasioner dianalisis dengan model ARIMA sehingga dapat dipilih model ARIMA berdasarkan kriteria nilai AIC terkecil dan nilai *log likelihood* terbesar. Selanjutnya dilakukan uji diagnostik sehingga diperoleh model terbaik, yaitu ARIMA (2,1,3) dengan nilai AIC = -496,54; BIC = -476,17; dan *Log likelihood* = 254,27. Oleh sebab residual kuadrat ARIMA(2,1,3) mengandung gejala heteroskedastik maka digunakan model lanjutan, yaitu model GARCH. Residual dari model terbaik ARIMA(2,1,3) dianalisis dengan model GARCH sehingga diperoleh model GARCH terbaik yaitu GARCH(1,1). Pemilihan model terbaik GARCH berdasarkan kriteria AIC terkecil dan uji diagnostik. Selanjutnya dilakukan penggabungan model antara model terbaik kondisional *mean* dan model terbaik kondisional varian, yaitu model *hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1). Berdasarkan akurasi pengukuran MAPE (*Mean Average Percentage Error*) dan MPE (*Mean Percentage Error*) diperoleh nilai MAPE = 2,2685% dan MPE = -0,015434, maka model tersebut dapat digunakan untuk peramalan.

Setelah diperoleh model terbaik *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) dilakukan peramalan untuk periode bulan Juni - Oktober 2016. Diperoleh hasil peramalan untuk 5 periode adalah (1) Rp542.722,5276; (2) Rp522.404,5077; (3) Rp501.819,4615; (4) Rp501.514,1764; (5) Rp505.704,409 dengan satuan gram. Dari hasil peramalan harga emas bulan Juni sampai September mengalami penurunan sampai harga terendah yaitu Rp501.514,1764. Sehingga investor disarankan untuk tidak melakukan investasi pada bulan Juni untuk mengurangi resiko penurunan harga.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	(i)
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	(iii)
HALAMAN PENGESAHAN	(iv)
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	(v)
KATA PENGANTAR	(vi)
ABSTRAK	(viii)
DAFTAR ISI	(ix)
DAFTAR TABEL	(xiii)
DAFTAR GAMBAR	(xiv)
DAFTAR LAMPIRAN	(xvi)
DAFTAR SIMBOL	(xvii)
BAB 1 PENDAHULUAN	(1)
1.1 Latar Belakang	(1)
1.2 Identifikasi Masalah	(6)
1.3 Rumusan Masalah	(7)
1.4 Batasan Masalah	(7)

1.5	Tujuan penelitian	(8)
1.6	Manfaat Penelitian	(8)
1.7	Sistematika Penelitian	(9)
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....		(11)
2.1	Landasan Teori	(11)
2.1.1	Definisi Emas	(11)
2.1.2	Stasioner	(12)
2.1.3	Transformasi	(15)
2.1.4	Uji <i>unitroot</i>	(17)
2.1.5	ACF (Autocorrelaton Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function)	(18)
2.1.6	Volatilitas	(20)
2.1.7	Heteroskedastik	(20)
2.1.8	<i>Time Series</i> (Data Runtun Waktu)	(22)
2.1.9	Estimasi Model Terbaik	(28)
2.1.10	Estimasi Model Kondisional <i>Mean</i>	(30)
2.1.11	Estimasi Model Kondisional Varian (volatilitas)	(32)
2.1.12	<i>Hybridizing</i>	(33)
2.1.13	Uji Diagnostik	(33)
2.1.14	Ukuran Akurasi Peramalan	(37)
2.1.15	Program R	(40)
2.2	Penelitian Terdahulu dan Pengembangan Hipotesis	(43)
2.3	Kerangka Berpikir	(45)

BAB 3 METODE PENELITIAN	(46)
3.1 Merumuskan Masalah	(46)
3.2 Pengumpulan Data	(46)
3.3 Analisis Data	(47)
3.3.1 Pengolahan Data dengan <i>Software R</i>	(49)
3.3.2 Diagram Alir Analisis Data	(51)
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	(52)
4.1 Hasil Penelitian	(52)
4.1.1 Input Data	(53)
4.1.2 Statistika Deskriptif	(53)
4.1.3 Grafik Time series	(54)
4.1.4 Uji Stasioner	(56)
4.1.5 <i>Differencing</i> dan Transformasi Log	(59)
4.1.6 Membentuk Model Kondisional <i>Mean</i>	(63)
4.1.7 Uji ARCH-LM	(77)
4.1.8 Membentuk Model Linear Kondisional data Non-Linear	(78)
4.1.9 <i>Hybridizing</i>	(82)
4.1.10 Menentukan Besar Akurasi Peramalan	(85)
4.1.11 Forecasting Model <i>Hybrid</i> ARIMA-GARCH	(88)
4.2 Pembahasan	(89)
BAB 5 PENUTUP	(94)
5.1 Kesimpulan	(94)
5.2 Saran	(95)

DAFTAR PUSTAKA	(96)
LAMPIRAN	(99)



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Pola <i>Auticorelattan Function</i> (ACF) dan <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)	(25)
Tabel 2.2	Paket <i>Library</i> Program R	(42)
Tabel 4.1	Tabel Uji Signifikansi ARIMA	(69)
Tabel 4.2	<i>Overfitting</i> Model ARIMA(p,d,q) Terbaik	(70)
Tabel 4.3	Hasil <i>Output</i> Estimasi Model GARCH residual ARIMA(2,1,3)	(81)
Tabel 4.4	<i>Overfitting</i> Model Terbaik <i>Hybrid</i> ARIMA-GARCH	(82)
Tabel 4.5	Hasil Akurasi Pengukuran	(86)
Tabel 4.6	Hasil Peramalan Harga Emas Periode Juni-Oktober 2016	(87)



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Konsep Kerangka Berpikir	(44)
Gambar 3.1	Diagram Alir (<i>flowchart</i>) Teknik Analisis Data	(50)
Gambar 4.1	Statistika Deskriptif	(53)
Gambar 4.2	Grafik plot Data Harga Emas Indonesia	(54)
Gambar 4.3	Plot ACF harga Emas Indonesia	(56)
Gambar 4.4	Plot PACF Harga Emas Indonesia	(56)
Gambar 4.5	Hasil output Uji ADF	(58)
Gambar 4.6	Grafik Log Harga Emas	(60)
Gambar 4.7	Grafik Log Difference Harga Emas	(60)
Gambar 4.8	<i>Output</i> Uji ADF Hasil <i>Differencing</i> Orde Pertama	(61)
Gambar 4.9	Grafik ACF/PACF Difference Log Harga Emas	(62)
Gambar 4.10	Hasil Estimasi ARIMA(1,1,0) dengan konstanta	(64)
Gambar 4.11	Hasil Estimasi ARIMA(1,1,0) tanpa konstanta	(64)
Gambar 4.12	Uji Diagnostik model ARIMA (1,1,0)	(71)
Gambar 4.13	Uji Diagnostik Model ARIMA (2,1,3)	(71)
Gambar 4.14	<i>Output</i> Uji Jarque-Berra ARIMA (2,1,3)	(73)
Gambar 4.15	<i>Output</i> Uji Ljung-Box ARIMA(2,1,3)	(74)
Gambar 4.16	ACF residual ² Model ARIMA(2,1,3)	(76)
Gambar 4.17	PACF residual ² Model ARIMA(1,3)	(76)
Gambar 4.18	Plot <i>Time Series</i> Residual ARIMA(2,1,3)	(77)
Gambar 4.19	ACF residual ARIMA(2,1,3)	(77)
Gambar 4.20	PACF residual ARIMA(2,1,3)	(77)

Gambar 4.21	Output Model GARCH(0,1)	(79)
Gambar 4.22	Hasil Uji Diagnostik dan Uji ARCH-LM <i>Hybrid</i> ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,1)	(83)
Gambar 4.23	<i>Output</i> Hasil Peramalan dengan Model <i>Hybrid</i> ARIMA(2,1,3)-GARCH(0,1)	(84)



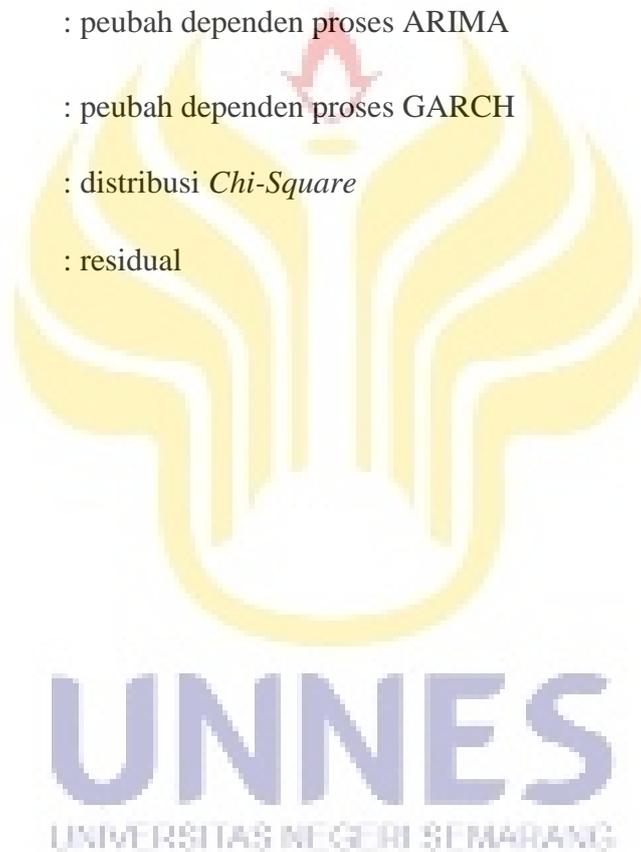
DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Data Harga Emas Periode Agustus 1997 – Mei 2016	(99)
Lampiran 2.	Listing Program	(101)
Lampiran 3.	Hasil Transformasi Logaritma Data <i>in sample</i> Harga Emas	(102)
Lampiran 4.	Hasil Differencing Logaritma Data <i>in sample</i> Harga Emas	(111)
Lampiran 5.	Data Residual ARIMA(2,1,3)	(113)
Lampiran 6.	Residual ² ARIMA(2,1,3)	(116)
Lampiran 7.	Hasil Estimasi Model ARIMA(p,d,q)	(119)
Lampiran 8.	Hasil Estimasi Model GARCH(r,s)	(129)
Lampiran 9.	Hasil Estimasi <i>Hybrid</i> ARIMA-GARCH	(137)
Lampiran 10.	Proses <i>Forecasting</i>	(139)

DAFTAR SIMBOL

Z	: peubah tak bebas
Z_1, Z_2, \dots, Z_t	: proses stokastik <i>time series</i> diskrit
$E(Z_t)$: Ekspektasi peubah ke- t
$Var(Z_t)$: variansi peubah ke- t
$Cov(Z_t)$: kovariansi peubah ke- t
μ	: <i>mean</i> / rata-rata populasi
σ^2	: varian populasi
γ_k	: autokovariansi pada lag k
Z_t	: peubah dependen
\hat{Z}_t	: nilai ramalan pada waktu t
Z_{t-1}	: kelambanan pertama dari Z
$\phi_i, i = 1, 2, \dots, p$: parameter AR lag ke- i
α_t	: residual
$\Delta^n Z_t$: differensi order n terhadap variabel Z_t
ΔZ_t	: differensi pertama variabel Z_t
s^2	: variansi sampel
B	: operator backward/backshift
ρ_k	: fungsi autokorelasi
ϕ_{kk}	: fungsi autokorelasi parsial
$\theta_j, j=1, 2, \dots, q$: parameter MA lag ke j

σ_{t-r}^2	: kelambanan GARCH lag r
ε_{t-s}	: kelambanan ARCH lag s
$SE\phi_i$: standart <i>error</i> parameter AR lag ke-i
$SE\theta_j$: standart <i>error</i> parameter MA lag ke-j
\hat{Z}_t^{hybrid}	: peubah dependen proses <i>hybrid</i>
\hat{Z}_t^{ARIMA}	: peubah dependen proses ARIMA
\hat{Z}_t^{GARCH}	: peubah dependen proses GARCH
$nR^2 \sim \chi_p^2$: distribusi <i>Chi-Square</i>
e_t	: residual



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peramalan merupakan suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa mendatang berdasarkan nilai masa lalu (Makridakis, 1999). Penelitian mengenai peramalan sedang banyak berkembang dibidang finansial dan keuangan. Hal ini disebabkan semakin meningkatnya kesadaran untuk mempersiapkan dan mengantisipasi segala bentuk kegiatan dimasa mendatang. Dalam perencanaan peramalan tentunya diperlukan ketepatan dalam menentukan metode atau disebut dengan estimasi data. Hal ini dilakukan untuk meminimalisir terjadinya kesalahan dalam meramal, yaitu dengan memperkecil nilai *error*.

Dalam melakukan proses estimasi, tidak semua hasil yang diperoleh bernilai benar atau akurat. Banyak sekali kendala yang dihadapi, salah satunya data yang akan diestimasi memiliki ragam yang cukup besar atau variansinya tidak konstan (*volatilitas*) atau dalam statistika disebut juga dengan heteroskedastik. Masalah heteroskedastis biasanya terjadi pada masalah ekonomi. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah metode peramalan runtun waktu (*time series*). Data runtun waktu (*time series*) merupakan sekumpulan nilai suatu variabel yang diambil pada waktu yang berbeda. Setiap data dikumpulkan secara berkala pada interval waktu tertentu, misalnya harian, mingguan, bulanan dan tahunan. Dalam sebuah model runtun waktu, terdapat suatu parameter dan dalam

sebuah parameter mempunyai sebuah nilai dimana nilai tersebut akan menentukan persamaan dari model tersebut yang nantinya digunakan untuk peramalan. Hal terpenting yang akan dicapai adalah nilai *error* yang paling kecil.

Menurut Ishomuddin (2010), umumnya pemodelan data *time series* dilakukan dengan asumsi homoskedastisitas artinya ragam sisaan (residual) selalu konstan tidak tergantung waktu. Pada kenyataannya, banyak data runtun waktu yang mempunyai ragam sisaan tidak konstan (heteroskedastisitas), khususnya untuk data *time series* di bidang keuangan. Salah satunya adalah data harga Emas.

Emas merupakan sebuah aset dasar dari investasi atau portofolio. Sepanjang sejarah, emas telah dikenal sebagai mata uang yang dapat diperdagangkan setiap saat dan dalam kondisi apapun (Parisi, dkk, 2008 dalam Marthasari & Djunaidy, 2014). Selama beberapa tahun terakhir, semakin banyak investor yang tertarik berinvestasi pada komoditas ini. Fenomena ini disebabkan oleh ketidakstabilan nilai mata uang resmi dan *trend* nilai emas yang meningkat (Hussein, dkk, 2011 dalam Marthasari & Djunaidy 2014). Para investor tertarik untuk berinvestasi pada komoditas yang nilainya relatif aman dan stabil. Sebagai salah satu aset keuangan, emas menawarkan jaminan berkaitan dengan pergerakan nilai yang ekstrim dibandingkan dengan jenis aset lainnya (www.gold.org).

Dalam dunia investasi, pergerakan naik atau turunnya suatu harga serta *trend* mengenai perkembangan ekonomi dunia dapat memberikan keuntungan ataupun kerugian bagi para pelaku pasar. Namun di tahun 2015 ini harga emas tampaknya sangat memprihatinkan dan membuat para investor khawatir dengan apa yang akan terjadi di tahun mendatang.

Oleh sebab itu diperlukan perencanaan dan proyeksi yang baik. Rencana atau proyeksi harga Emas sebagai dasar untuk pengambilan keputusan saat berinvestasi Emas yaitu dengan memperhatikan data historis dari harga Emas tersebut. Apabila prediksi berubah drastis menjadi lebih tinggi maka harga Emas akan meroket naik. Suatu perencanaan atau *forecast* yang tepat akan mempengaruhi keberhasilan jangka panjang investasi Emas.

Analisis Runtun Waktu merupakan suatu metode analisis peramalan berbentuk kuantitatif yang mempertimbangkan waktu, dimana data dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu untuk menentukan pola data masa lampau yang telah dikumpulkan secara teratur (Makridakis *et al*, 1999). Salah satu model *time series* adalah model ARIMA. Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan gabungan dari metode AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*).

Metode ARIMA paling sering digunakan sebagai metode peramalan data keuangan, dikarenakan hasil estimasi dari metode ini merupakan model terbaik untuk beberapa kasus. Peramalan metode ARIMA tidak menggunakan variabel *independent* dan hanya menggunakan variabel *dependent* sebagai dasar acuan ramalan, yaitu dengan menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang diramal dengan nilai historis dari variabel tersebut.

Sedangkan estimasi data heteroskedastik digunakan metode ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) yang dikembangkan untuk menjawab persoalan adanya volatilitas pada data keuangan. Menurut Engle *varians residual* berubah-

ubah terjadi karena *varians residual* tidak hanya fungsi dari beberapa variabel *independent* tetapi tergantung seberapa besar residual dimasa lalu sehingga *varians residual* saat ini sangat bergantung pada residual periode sebelumnya. Selanjutnya metode ini dikembangkan menjadi GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) oleh Bollerslev pada tahun 1986.

Menurut Bollerslev (1986), penggunaan model GARCH pada data runtun waktu yang mengalami heteroskedastik akan sangat berperan dalam meningkatkan efisiensi karena ketergantungan sejumlah besar volatilitas masa lalu dapat dikurangi. *Varians residual* GARCH memiliki dua komponen yaitu konstanta dan residual periode sebelumnya. Itulah sebabnya model ini disebut model bersyarat (*conditional*), karena *varian residual* periode sekarang dipengaruhi oleh periode sebelum-sebelumnya. Selain itu kelebihan model GARCH dibandingkan dengan metode *time series* yang lain adalah

1. Model ini tidak memandang adanya heteroskedastisitas sebagai suatu masalah, namun justru memanfaatkannya untuk membuat model.
2. Model ini tidak hanya menghasilkan peramalan dari variabel Y, tapi juga peramalan dari varians. Perubahan dalam varians sangat penting misalnya untuk memahami pergerakan harga emas.

Sukma (2012) menunjukkan bahwa metode GARCH mampu menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil daripada model EWMA (*Exponential Weighted Moving Average*). Rulita (2010) menunjukkan bahwa nilai MSE model ARIMA lebih kecil daripada Pemulusan Ekspensial Tripel. Pada kedua penelitian tersebut, ARIMA dan GARCH dinilai lebih baik daripada model yang lain. Oleh

karena itu, perlu dilakukan penelitian tentang *combining* ARIMA dan GARCH, yang kemudian disebut dengan *hybrid* ARIMA-GARCH.

Selanjutnya penelitian tentang *hybrid* telah banyak berkembang di beberapa tahun ini. Penelitian yang menggunakan model *hybrid* ARIMA-GARCH, salah satunya adalah Yusuf *et al* (2013) menganalisis model *hybrid* ARIMA-GARCH lebih baik daripada analisis dari masing-masing model ARIMA dan GARCH. Riset Ahmad *et al* (2013) membahas model *hybrid* terbaiknya adalah gabungan ARIMA-GJRGARCH dengan nilai *error* 0,0001. Jika dibandingkan dengan model sebelumnya, nilai *error* model *hybrid* ARIMA-GJRGARCH lebih kecil dari nilai *error* yang dihasilkan model ARIMA, ANFIS, *hybrid* ARIMA-ANN dan *fuzzy* yang berturut-turut adalah 0,017; 0,013; 0,012.

Prinsip *hybrid* dalam penelitian ini adalah untuk memanfaatkan kelebihan serta mengurangi atau mereduksi tingkat kesalahan (*error*) dari masing-masing model. Selain itu, *hybrid* bertujuan untuk menemukan model terbaik dalam estimasi, yaitu dengan memadukan metode ARIMA untuk data linear dan metode GARCH untuk data non-linear. Hasil residual dari estimasi model ARIMA digunakan untuk estimasi model GARCH, sehingga diperoleh model *combining hybrid* ARIMA-GARCH. Kelebihan dari metode *hybrid* adalah: (1) Proses estimasi dapat berjalan lebih cepat, (2) tidak bergantung pada satu model saja, karena ada model lain yang saling mendukung dan saling melengkapi, dan (3) mudah diimplementasikan terhadap berbagai permasalahan atau kasus kompleks.

Seiring dengan kemajuan teknologi informasi dengan menggunakan bantuan komputer memungkinkan kegiatan *forecasting* pada saat ini dapat dilakukan dengan mudah. Kemajuan bidang *software* yang semakin berkembang saat ini menciptakan banyak perangkat lunak aplikasi yang khusus diterapkan pada kegiatan *forecasting* (Santoso, 2009:16).

Salah satu teknologi komputer yang dapat digunakan untuk menganalisis peramalan *time series* adalah *software R*. *Software R* tidak seperti program lain, karena memiliki beberapa keuntungan sebagai berikut: (1) user bebas menggunakan *software R* sampai kapanpun, atau tidak tergantung pada lisensi, (2) *software R* merupakan sistem operasi yang lebih kompatibel daripada perangkat lunak statistika yang lain, (3) berbagai metode analisis statistik telah diprogramkan ke *software R*, (4) user dapat mengembangkan fungsi-fungsi analisis statistik yang telah ada dalam *software R*, (5) bahasa berbasis analisis matriks, dan (6) fasilitas grafik yang relatif baik (Rosadi, 2011: 2).

Berdasarkan dari latar belakang di atas, maka penelitian ini membahas tentang “Model *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas Menggunakan *Software R*”.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas diperoleh identifikasi masalah sebagai berikut.

1. Pada data Harga Emas mengandung gejala heteroskedastik, sehingga menghambat proses estimasi data.

2. Metode ARIMA hanya untuk peramalan data *time series* dengan asumsi homoskedastik, tidak bisa digunakan untuk peramalan data heteroskedastik, sehingga perlu adanya metode GARCH.
3. Metode ARIMA hanya untuk estimasi data linear sedangkan GARCH digunakan untuk estimasi data non-linear, sehingga diperlukan model gabungan dari ARIMA dan GARCH yaitu model *hybrid* ARIMA-GARCH.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan Identifikasi masalah dan latar belakang dapat ditarik beberapa rumusan masalah, sebagai berikut.

1. Bagaimana estimasi model terbaik dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH pada data Harga Emas yang mengandung heteroskedastik?
2. Bagaimana hasil peramalan data Harga Emas dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH untuk periode Juni – Oktober 2016?

1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah terdapat beberapa batasan masalah, antara lain sebagai berikut.

1. Data yang digunakan adalah data Harga Emas dengan gejala heteroskedastik.
2. Model yang digunakan adalah *hybrid* ARIMA-GARCH.

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengestimasi metode ARIMA, GARCH, dan *hybrid* ARIMA-GARCH untuk memperoleh model terbaik dari data Harga Emas.
2. Meramalkan data Harga Emas untuk periode Juni – Oktober 2016 menggunakan model terbaik dari metode *hybrid* ARIMA-GARCH.

1.6 Manfaat

Berdasarkan tujuan penelitian, manfaat penulisan adalah.

1. Bagi Pelaku Pasar

Dapat digunakan oleh investor sebagai masukan dalam menentukan jumlah investasi Emas di Indonesia, serta digunakan oleh pengusaha sebagai pedoman dalam menentukan perencanaan atau persediaan Emas di waktu yang akan datang. Dapat digunakan oleh masyarakat ekonomi sebagai dasar acuan untuk mengetahui naik-turunnya harga Emas di Indonesia.

2. Bagi Pemerintah

Dapat digunakan oleh pemerintah sebagai rujukan dalam pengambilan keputusan dan kebijakan mengenai harga Emas di Indonesia. Keputusan yang baik adalah keputusan yang berdasarkan pertimbangan apa yang akan terjadi pada waktu keputusan itu dilaksanakan.

3. Bagi Peneliti

Dapat digunakan oleh peneliti untuk memberikan sumbangan pemikiran dalam kajian runtun waktu. Sumbangan pemikiran untuk penelitian dapat berupa gambaran peramalan menggunakan metode *hybrid* ARIMA-GARCH.

1.7 Sistematika Penulisan

BAB I : PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang informasi umum yaitu latar belakang penelitian, batasan masalah, perumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II : LANDASAN TEORI

Bab ini berisikan teori yang diambil dari beberapa kutipan buku, yang berupa pengertian dan definisi. Bab ini juga menjelaskan definisi Emas, Uji Stasioner, Transformasi, Volatilitas, Heteroskedastik, Model Time Series, Estimasi Model Kondisional *Mean*, Estimasi Model Kondisional Varian, *Hybridizing*, Ukuran Akurasi Peramalan, Uji Diagnostik, Sejarah *Software R*, dan definisi lainnya yang berkaitan dengan model yang dibahas.

BAB III : METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian, meliputi metode perumusan masalah, metode pengumpulan data,

metode analisis data, serta metode pengolahan data menggunakan *software R*.

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pembahasan berisi hasil dan pembahasan dalam menjelaskan estimasi model terbaik *hybrid ARIMA-GARCH* sesuai dengan kriteria nilai *AIC/BIC* dan *log likelihood* serta meramalkan dengan model terbaik yang telah diperoleh.

BAB V : PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran yang berkaitan dengan analisa hasil dan peramalan menggunakan model yang telah diuraikan pada bab-bab sebelumnya.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Definisi Emas

Emas merupakan logam mulia yang sering dijadikan sebagai alat tukar dalam perdagangan maupun sebagai standar keuangan berbagai negara (Joesoef, 2008 dalam Santoso, 2013: 1). Emas dalam sejarah manusia ditemukan sejak tahun 5000 SM, ada yang menyebutkan ditemukan oleh bangsa Mesir. Emas bersama tembaga dan perak adalah logam yang pertama kali ditemukan manusia. Emas atau *aurum* (Au) termasuk logam mulia, karena sifatnya yang stabil dan merupakan unsur murni. Selama beberapa ratus tahun, manusia masih berusaha untuk membuat emas karena nilai ekonomisnya, dan tidak berhasil karena emas adalah unsur kimia. Emas merupakan logam yang bersifat lunak dan mudah ditempa, kekerasannya berkisar antara 2,5-3 (skala Mohs), serta berat jenisnya tergantung pada jenis dan kandungan logam lain yang berpadu dengannya.

Penggunaan emas dalam bidang moneter dan keuangan berdasarkan pada nilai *moneter absolute* dari emas itu sendiri terhadap berbagai mata uang diseluruh dunia, meskipun secara resmi di bursa komoditas dunia, harga emas dalam bidang moneter lazimnya berupa batangan emas dalam berbagai satuan berat sampai oz (t) atau *troy ounce*. Jika dikonversikan dalam satuan gram diperoleh 1 *troy ounce* = 31,10348 gram.

Emas merupakan salah satu pilihan yang cukup menjanjikan karena harganya sering mengalami kenaikan dan jarang mengalami penurunan. Selain itu investasi emas memiliki keuntungan yaitu (<http://www.analisaforex.com>).

1. Dapat digunakan untuk memenuhi kebutuhan yang mendesak, seperti biaya pengobatan, ongkos naik haji, biaya pendidikan maka dengan mudah emas dapat dijual ke toko emas, pegadaian, bank-bank, atau kepada orang yang membutuhkan emas, saat itu juga dapat digunakan untuk memperoleh uang.
2. Emas tidak dikenakan pajak.
3. Investasi emas tahan terhadap inflasi.
4. Emas tahan terhadap korosi (pengaratan), dan
5. Emas dapat dijadikan sebagai jaminan atau agunan

2.1.2 Stasioneritas

Suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak berubah seiring dengan adanya perubahan deret waktu. Menurut Wei (2006), kestasioneran data dapat dilihat secara visual dengan plot *time series* dan grafik ACF. Proses *time series* yang sering didiskusikan maupun yang digunakan semuanya stasioner, tetapi pada prakteknya seperti pada bidang bisnis dan ekonomi banyak dijumpai keadaan yang tidak stasioner. Ketidakstasioneran dalam *time series* meliputi *mean* yang tidak konstan, varian yang tidak konstan ataupun keduanya (*mean* dan varian tidak konstan).

Jika suatu deret waktu Z_t stasioner maka nilai tengah (*mean*), varian dan kovarian deret tersebut tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan,

sehingga proses berada dalam keseimbangan statistik. Menurut Soejoeti (1987), misalkan Z_1, Z_2, \dots, Z_t merupakan proses stokastik untuk *time series* diskrit. Proses tersebut disebut stasioner jika *mean* dan variansinya konstan untuk setiap titik t dan kovarian yang konstan untuk setiap selang waktu k .

1. $E(Z_t) = \mu$ konstan untuk semua t
2. $Var(Z_t) = \sigma^2$ konstan untuk semua t
3. $Cov(Z_t, Z_{t+k}) = \gamma_k$ konstan untuk semua t dan semua $k \neq 0$. γ_k adalah autokovariansi pada lag k

2.1.2.1 Stasioner Dalam Mean

Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (Makridakis, 1995: 351). Stasioneritas suatu data dapat dilihat dari bentuk plot data. Jika plot ACF nya menunjukkan penurunan yang lambat dan plot PACF nya tidak teratur dengan terdapat salah satu *time lag* melebihi batas atau disebut juga terdapat gejala *trend* maka data dikatakan tidak stasioner.

Nilai *mean* dari data *time series* yang stasioner akan menunjukkan nilai rata-rata secara keseluruhan dari *time series* tersebut. Nilai *mean* yang sesungguhnya dari sebuah data *time series* (μ) akan diestimasi berdasarkan *mean* dari sampel (\bar{X}). *Mean* dari sampel data *time series* dihitung dengan menggunakan rata-rata aritmatik biasa, yaitu menjumlahkan seluruh pengamatan (Z_t) dibagi dengan jumlah pengamatan (n) (Hendikawati, 2015: 12).

Jika sebuah data *time series* bersifat stasioner, maka besarnya *mean* dari sebagian data *time series* tersebut tidak jauh berbeda secara signifikan dengan

mean dari sebagian data lainnya. Untuk menguji kestasioneran suatu data *time series*, dapat dilakukan dengan uji akar unit (*Augmented Dickey-Fuller test*). Jika nilai mutlak ADF Test Statistik kurang dari nilai mutlak *Critical Value*, maka dapat disimpulkan data tidak stasioner dalam *mean*. Untuk memperoleh gambaran mengenai uji akar unit, berikut ini ditaksir model *time series* dengan proses AR(1) tanpa intersep

$$\hat{Z}_t = \phi Z_{t-1} + a_t \quad (2.1)$$

dengan $t = 1, \dots, n$; $Z_0 = 0$, dan a_t merupakan proses *white noise* (getaran random) berdistribusi normal $N(0, \sigma^2)$.

Berdasarkan Tsay (2002), jika masing-masing ruas pada persamaan (2.1) dikurangkan dengan Z_{t-1} , maka persamaan (2.1) menjadi

$$\begin{aligned} Z_t - Z_{t-1} &= \phi Z_{t-1} - Z_{t-1} + a_t \\ &= (\phi - 1)Z_{t-1} + a_t \\ \Delta Z_t &= \phi^* Z_{t-1} + a_t \end{aligned} \quad (2.2)$$

dengan $\phi^* = \phi - 1$, sehingga uji hipotesisnya adalah

Hipotesis:

$H_0: \phi^* = 0$ (Data tidak stasioner)

$H_1: \phi^* \neq 0$ (Data stasioner)

Taraf signifikansi: $\alpha = 5\%$

Statistik Uji : $t^*_1 = \frac{\phi^*}{SE(\phi^*)}$

Kriteria Uji : H_0 ditolak jika $|t^*_1| >$ nilai kritis $t_{2,5\%;n-1}$ atau

Prob. Sig $< \alpha$ sehingga Z_t adalah stasioner dengan t^* adalah sebagai statistik Dickey-Fuller.

2.1.2.2 Stasioner Dalam Varian

Menurut Hendikawati (2015), suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam varian apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tepat atau konstan. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu.

Variansi sampel s_z^2 sebuah data runtun waktu digunakan untuk mengestimasi variansi yang sesungguhnya σ_z^2 . Variansi adalah ukuran penyimpangan hasil pengamatan dari nilai rata-ratanya. Hitung besar penyimpangan setiap pengamatan dari nilai rata-rata, dikuadratkan setiap penyimpangan tersebut, dijumlahkan, kemudian dibagi dengan jumlah pengamatan (n).

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2 \quad (2.3)$$

Jika sebuah data runtun waktu bersifat stasioner, maka besarnya variansi dari sebagian data runtun waktu tersebut tidak akan jauh berbeda secara signifikan dengan variansi dari sebagian data lainnya.

2.1.3 Transformasi

Transformasi yang biasa digunakan dalam analisis data *time series* adalah transformasi differensi dan transformasi log.

2.1.3.1 Transformasi differensi

Menurut Rosadi (2011), transformasi differensi merupakan salah satu transformasi yang sering digunakan dalam analisis data *time series*. Tujuan dari transformasi ini adalah membentuk barisan data *time series* yang bersifat stasioner, yakni untuk mencari komponen stasioner dari data yang memuat komponen *trend* dan/atau komponen musiman. Didefinisikan differensi orde 1 dari suatu data *time series* Z_t dengan persamaan

$$\Delta Z_t = (1 - B)Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.4)$$

Dimana B menunjukkan operator balik/backward ($B^k Z_t = Z_{t-k}$). Sedangkan differensi orde n didefinisikan sebagai

$$\Delta^n Z_t = (1 - B)^n Z_t = (1 - B)^{n-1} ((1 - B)Z_t) \quad (2.5)$$

Menurut Soejoeti (1987), data *time series* yang tidak stasioner dapat distasionerkan dengan melakukan differensi derajat d . Untuk membuat kestasioneran dapat dibuat deret baru yang terdiri dari differensi antara periode yang berurutan

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.6)$$

deret baru ∇Z_t akan mempunyai $n-1$ buah nilai. Apabila differensi pertama tidak menunjukkan stasioner tercapai maka dapat dilakukan differensi kedua

$$\nabla^2 Z_t = \nabla Z_t - Z_{t-1} = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \quad (2.7)$$

$\nabla^2 Z_t$ dinyatakan sebagai differensi orde kedua. Deret ini akan mempunyai $n-2$ buah nilai.

2.1.3.2 Transformasi logaritma

Menurut Rosadi (2011), transformasi lain yang sering digunakan dalam analisis data *time series* adalah transformasi logaritma. Transformasi logaritma umumnya digabungkan dengan transformasi differensi terhadap data yang akan dianalisis.

Untuk melakukan differensi order n terhadap data $\log(Z_t)$, persamaannya adalah

$$\Delta^n \log(Z_t) = (1 - B)^n \log(Z_t) \quad (2.8)$$

misalkan $n=1$ diperoleh

$$\log\left(\frac{Z_t}{Z_{t-1}}\right) = \log(Z_t) - \log(Z_{t-1}) \quad (2.9)$$

2.1.4 Uji Unit Root

Menurut Nachrowi dan Usman (2006), salah satu konsep formal yang dipakai untuk mengetahui stasioneritas data adalah melalui uji akar unit (*unit root test*). Uji ini merupakan pengujian yang populer, dikembangkan oleh David Dickey dan Wayne Fuller dengan sebutan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test*. Jika suatu data *time series* tidak stasioner pada orde nol, $I(0)$, maka stasioneritas data tersebut bisa dicari melalui order berikutnya sehingga diperoleh tingkat stasioneritas pada order ke- n (*first difference*) atau $I(1)$, atau *second difference* atau $I(2)$, dan seterusnya.

Untuk menguji apakah data *time series* mengandung akar unit, Dickey-Fuller menyarankan untuk melakukan regresi model-model berikut

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + a_t \text{ (tanpa } intercept) \quad (2.10)$$

$$\Delta Z_t = \mu + \delta Z_{t-1} + a_t \text{ (dengan } intercept) \quad (2.11)$$

$$\Delta Z_t = \mu_1 + \mu_{2t} + \delta Z_{t-1} + a_t \text{ (intercept dengan } trend \text{ waktu)} \quad (2.12)$$

$\Delta = first\ difference$ dari variabel yang digunakan

$t =$ komponen *trend*

Persamaan (2.11) dan (2.12) adalah dua regresi dengan memasukkan konstanta dan variabel *trend* waktu. Jika data *time series* mengandung akar unit maka data tersebut tidak stasioner.

Hipotesis pengujian ini adalah

$$H_0: \delta = 0 \text{ (terdapat } unit\ root, \text{ tidak stasioner)}$$

$$H_1: \delta \neq 0 \text{ (tidak terdapat } unit\ root, \text{ stasioner)}$$

2.1.5 ACF(Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function)

2.1.5.1 Autocorrelation Function (ACF)

Menurut Wei (2006), suatu proses *time series* Z_t yang stasioner terdapat nilai $E(Z_t) = \mu$, varian $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$, dan kovarian $Cov(Z_t, Z_{t+k})$ adalah fungsi pada selang waktu $|t - k|$ sehingga kovarian antar Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan $\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)$ dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\rho_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.13)$$

dengan catatan $Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \gamma_0$. Fungsi γ_k dinamakan fungsi autokovarian dan ρ_k dinamakan fungsi autokorelasi (ACF) sebab keduanya menunjukkan kovarian dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama dan hanya dibedakan dengan selisih waktu k .

2.1.5.2 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Sesuai dengan Wei (2006), Fungsi Autokorelasi Parsial (ACF) dapat dinyatakan sebagai

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} \parallel Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.14)$$

atau dapat dihitung menggunakan persamaan berikut

$$\begin{aligned} \phi_{11} &= \rho_1 \\ \phi_{22} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \\ \phi_{33} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \\ \phi_{kk} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \end{aligned} \quad (2.15)$$

2.1.6 Volatilitas

Volatilitas adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar harga berfluktuasi dalam suatu periode waktu. Menurut Rosadi (2011), volatilitas dapat didefinisikan sebagai variansi bersyarat dari suatu data relative terhadap waktu. Volatilitas secara umum tidak dapat diobservasi langsung, namun beberapa karakteristik khusus dari volatilitas dapat diberikan sebagai berikut

1. Seringkali ditemukan adanya *volatility clustering* dalam data yakni volatilitas bernilai besar selama periode waktu tertentu dan bernilai kecil untuk selama periode waktu yang lain.
2. Volatilitas seringkali bersifat asimetris, yakni pergerakan volatilitas berbeda terhadap kenaikan atau penurunan harga suatu aset.

Pengukuran volatilitas yang sering digunakan adalah volatilitas konstan (*Constant Volatility*) dan volatilitas tidak konstan (*Non-Constant Volatility*). Volatilitas konstan terdiri dari Standar Deviasi, Rata-rata Bergerak Sederhana, *Persentil method/Historical Simulation*, sedangkan volatilitas tidak konstan adalah *Exponential Weighted Moving Average (EWMA)* dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic (GARCH)*.

2.1.7 Heteroskedastik

Para ahli ekonometrika memfokuskan pada kerangka analisis dengan fokus utamanya adalah memodelkan momen kedua (varians) dan bahkan momen yang lebih tinggi. Salah satu model yang banyak digunakan untuk memodelkan momen kedua adalah penelitian Engle (1982). Dalam penelitiannya menyatakan bahwa momen kedua yang tidak dapat diobservasi (*unobservable second moment*) bisa

dimodelkan dengan membuat spesifikasi untuk *conditional varians* dan memodelkan momen pertama dan momen kedua secara bersamaan, sehingga menghasilkan model yang diberi nama *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)*. Penelitian tersebut menyebutkan bahwa *conditional variance* bergantung pada set informasi pada sifat yang *autoregressive* telah menjadi salah satu model yang paling banyak dipakai.

Dalam praktiknya data heteroskedastik banyak ditemui pada data *cross section* karena pengamatan dilakukan pada individu berbeda pada saat yang sama. Akan tetapi bukan berarti heteroskedastik tidak ada di dalam data *time series*. Jika terkena heteroskedastisitas maka dengan demikian estimator tidak lagi mempunyai varian yang minimum apabila digunakan metode OLS. Oleh karena itu, estimator yang diperoleh akan mempunyai karakteristik sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2010).

1. Estimator metode kuadrat terkecil masih linear (*linear*).
2. Estimator metode kuadrat terkecil masih tidak bias (*unbiased*).
3. Tetapi, estimator metode kuadrat terkecil tidak mempunyai varian yang minimum lagi (*no longer best*).

Cara yang paling cepat dalam menguji masalah heteroskedastik adalah dengan mendeteksi pola residual melalui sebuah grafik. Jika residual mempunyai varian yang sama (homoskedastik) maka tidak mempunyai pola yang pasti dari residual. Sebaliknya jika residual mempunyai sifat heteroskedastik, residual ini akan menunjukkan pola yang tertentu. Selain dengan melihat pola residual,

menguji adanya efek heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan menggunakan uji ARCH-LM.

2.1.8 *Time Series* (Runtun Waktu)

Time series adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap (Wei, 2006: 1). Analisis runtun waktu mulai dikenalkan oleh George E.P.Box dan Gwilym M.Jenkins (1976). Dasar pemikiran *time series* adalah pengamatan sekarang tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya. Model *time series* dibuat karena secara statistik ada korelasi (dependensi) antar deret pengamatan. Untuk melihat adanya deret dependensi antar pengamatan, dapat melakukan uji korelasi antar pengamatan yang dikenal dengan *Autocorrelation Function* (ACF). Tujuan analisis *time series* antara lain memahami dan menjelaskan mekanisme tertentu, meramalkan suatu nilai di masa depan, dan mengoptimalkan sistem kendali. Analisis *time series* dapat diterapkan pada bidang ekonomi, bisnis, industri, teknik, dan ilmu-ilmu sosial. Beberapa model dalam *time series* antara lain model *time series* non-musiman dan model *time series* musiman.

2.1.8.1 Model *Time Series* Non-Musiman

1. Proses Autoregressive (AR)

Sesuai dengan Wei (2006), bentuk umum suatu proses *autoregressive* tingkat p yang dinotasikan sebagai AR(p) adalah

$$\hat{Z}_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.16)$$

atau $\phi_p(B)\widehat{Z}_t = a_t$ dimana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ dengan $\widehat{Z}_t = Z_t - \mu$ dan B merupakan operator langkah mundur (*backsift operator*), yaitu $B\widehat{Z}_t = Z_{t-1}$. Proses AR(p) dapat dikatakan invertibel jika $\sum_{j=1}^p |\phi_j| < \infty$ dan stasioner apabila nilai akar $\phi_p(B)$ terletak di luar lingkaran satuan dan $|\phi_j| < 1$. Proses AR(1) dapat dituliskan: $\widehat{Z}_t = \mu + \phi Z_{t-1} + a_t$.

2. Proses *Moving Average* (MA)

Sesuai dengan Wei (2006), bentuk umum proses rata-rata bergerak tingkat q atau MA(q) adalah

$$\widehat{Z}_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.17)$$

atau $Z_t = \theta(B)a_t$ dimana $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$. Sebuah *finite* proses rata-rata bergerak selalu stasioner disebabkan $1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2 < \infty$. Proses MA dikatakan invertibel apabila nilai akar-akar dari $\theta(B) = 0$ terletak di luar lingkaran satuan. Proses MA(1) dapat dituliskan

$$\widehat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} = (1 - \theta_1 B)a_t \quad (2.18)$$

3. Proses ARMA (p,q)

Sesuai dengan Wei (2006), ARMA (p,q) merupakan suatu model *time series* yang merupakan campuran antara proses *autoregressive* derajat p dan rata-rata bergerak derajat q. Bentuk umum ARMA (p,q) adalah

$$\phi_p(B)\widehat{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.19)$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2.20)$$

dan

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q. \quad (2.21)$$

Proses tersebut invertibel apabila akar-akar $\theta_q(B) = 0$ terletak di luar lingkaran satuan dan proses stasioner bila akar-akar $\phi_p = 0$ terletak di luar lingkaran satuan. Persamaan (2.21) dapat dituliskan sebagai

$$\hat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.22)$$

Proses ARMA (1,1) dapat dituliskan sebagai berikut

$$(1 - \phi_1 B)\hat{Z}_t = (1 - \theta_1 B)a_t \text{ atau } \hat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}. \quad (2.23)$$

4. Metode ARIMA

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan suatu metode analisis runtun waktu (*time series*) yang telah dikembangkan lebih lanjut dan diterapkan untuk prediksi. Metode ini biasa disebut juga sebagai “Metode Box-Jenkins”. Box dan Jenkins mempopulerkan metode yang terdiri dari tiga tahap dalam memilih model yang cocok untuk melakukan estimasi dan peramalan data *time series* univariat, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, dan peramalan. Data pengamatan dalam sebuah data runtun waktu diasumsikan berhubungan satu sama lain secara statistik. Analisis runtun waktu Box Jenkins bertujuan untuk mencari representasi terbaik untuk menyatakan hubungan statistik tersebut. Hal ini dilakukan dengan membangun sebuah model yang dapat menggambarkan hubungan antar satu pengamatan dengan pengamatan lain dalam sebuah data runtun waktu.

Menurut Rosadi (2014), secara umum proses stasioner yang dihasilkan melalui hasil proses diferensi bukanlah merupakan proses *white noise*, yakni hasil dari operasi diferensi persamaan (2.4). Model hasil diferensi ini disebut

model *Autoregresssio Integrated Moving Average* atau disingkat ARIMA(p,d,q) yang dapat dituliskan sebagai

$$\hat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.24)$$

dengan $\hat{Z}_t = \nabla^d Z_t$ adalah hasil pembedaan tingkat d dari Z_t .

Penentuan nilai p dan q dapat dibantu dengan mengamati pola fungsi *autocorrelation* dan *partial autocorrelation* dari runtun waktu yang dipelajari, dengan acuan seperti yang tertera pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation* (PACF)

ACF	PACF	PROSES
Tidak ada yang melewati batas interval pada lag > 0	Tidak ada yang melewati batas interval pada lag > 0	<i>White Noise</i> (galak acak)
Meluruh menuju nol secara eksponensial	Di atas batas interval maksimum sampai lag ke p dan di bawah batas pada lag > p	AR (p) / ARI (p,d)
Di atas batas interval maksimum sampai lag ke q dan di bawah batas pada lag > q	Meluruh menuju nol secara eksponensial	MA(q) / IMA (d,q)
Meluruh menuju nol secara eksponensial	Meluruh menuju nol secara eksponensial	ARMA (p,q) / ARIMA (p,d,q)

Tahap dalam pendekatan Box-Jenkins untuk penggunaan prediksi ARIMA adalah identifikasi, penaksiran (estimasi) dan pengujian serta penerapan. Penggunaan metode prediksi secara umum meliputi dua tugas dasar yaitu

analisis deret data dan seleksi model prediksi yang paling cocok dengan deret data tersebut. Hal ini berlaku untuk metode pemulusan, dekomposisi maupun runtun waktu ARIMA (Box dan Jenkins, 1976).

Berdasarkan Wei (2006), sebuah runtun waktu homogen yang tidak stasioner dapat dikurangi dengan mengambil derajat pembeda (differensi) yang tepat. Model umum untuk *time series* yang telah didefferensiasi $(1 - B)^d Z_t$ mengikuti proses stasioner ARMA (p,q) seperti pada persamaan (2.24). Dalam hal ini d merupakan orde dari differensi. Persamaan umum model ARIMA (p,d,q)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.25)$$

Dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$ adalah operator stasioner AR. Dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$ adalah operator invertibel MA. Pembeda antara $d=0$ dan $d>0$ adalah saat $d>0$ maka $\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p)$. Saat $d = 0$ proses dalam keadaan stasioner. Jika $p = 0$, model ARIMA(p,d,q) dapat dibuat dengan model *Integrated Moving Average* (IMA) dengan tingkat (d,q). Saat $q = 0$, model ARIMA(p,d,q) dapat dibuat dengan model *Autoregressive Integrated* (ARI) dengan tingkat (p,d).

5. Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastik*)

Model analisis *time series* yang memperbolehkan adanya heteroskedastisitas adalah model ARCH yang diperkenalkan pertama kali oleh Engle (1982). Model ARCH dipakai untuk memodelkan ragam sisaan yang tergantung pada kuadrat sisaan pada periode sebelumnya secara autoregresi

(regresi diri sendiri), atau dengan kata lain model ini digunakan untuk memodelkan ragam bersyarat. Seringkali pada saat sedang menentukan model ARCH, dibutuhkan nilai yang besar agar didapatkan model yang tepat untuk data *time series* Bollerslev (1986).

Menurut Bollerslev (1986), pola ACF dan PACF selain digunakan untuk identifikasi perilaku *time series* dari ARIMA dalam bentuk *mean* bersyarat, dapat juga digunakan untuk proses *square* membantu dalam mengidentifikasi perilaku GARCH dalam persamaan varian bersyarat (Heteroskedastik).

Beberapa aplikasi yang menggunakan model ARCH(*r*) linier, memerlukan *p* yang besar. Namun, hal ini menimbulkan masalah dalam menentukan banyaknya parameter a_0, a_1, \dots, a_p , yang melukiskan evolusi waktu dari *time series* ekonomi.

Upaya mengatasi masalah ini membawa pada pengenalan proses - proses ARCH yang diperumum, yang disebut proses GARCH(*r,s*), diperkenalkan oleh Bollerslev pada tahun 1986. Proses GARCH di definisikan oleh persamaan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2 \quad (2.26)$$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q \geq 0$$

dimana $\alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q$ merupakan parameter - parameter kontrol. Disini ε_t adalah variabel random dengan mean nol dan varian σ_t^2 serta ditandai dengan pdf kondisional $f_1(\varepsilon)$ yang sering dipilih berupa Gaussian. Anggap proses GARCH yang paling sederhana, yakni proses GARCH(1,1), dengan persamaan

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2.27)$$

$$\omega > 0; \alpha, \beta \geq 0$$

Bentuk penulisan proses GARCH(1,1) ini menunjukkan bahwa proses GARCH(1,1) bisa ditafsirkan sebagai proses *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dalam ε_t^2 .

2.1.8.2 Runtun Waktu Musiman

Berdasarkan Wei (2006), banyak kejadian mengenai proses runtun waktu dalam bidang bisnis dan ekonomi mengandung fenomena musiman. Model multiplikatifnya adalah

$$\phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)\alpha_t \quad (2.28)$$

dengan $Z_t = Z_t - \mu$ maka

$$\phi_p(B^s) = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps} \quad (2.29)$$

dan

$$\theta_q(B^s) = 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_q B^{qs}. \quad (2.30)$$

Yang akar-akar persamaan (2.25) dan (2.26) berada diluar lingkaran satuan dan $\{\alpha_t\}$ merupakan rata-rata bernilai nol mengikuti proses *white noise*.

2.1.9 Estimasi Model Terbaik

Harga estimasi dari koefisien, *standard error* dari koefisien dan harga-harga statistik untuk *diagnostic checking* (beserta harga *p-value*-nya uji yang bersesuaian) bagi model-model yang telah dilakukan *overfitting*.

Berdasarkan Wei (2006), pemilihan model terbaik dengan metode AIC didasarkan pada masing-masing model yang diverifikasi *Akaike Information Criteria* (AIC)

$$AIC(M) = -2 \ln[\text{maksimum}_{likelihood}] + 2M$$

$$\ln L = \frac{-n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} s(\phi, \mu, \theta)$$

$$\ln L = \frac{-n}{2} \ln \sigma_a^2 - (1 + 2M) \frac{n}{2}$$

$$AIC(M) = n \ln \sigma_a^2 + 2M \quad (2.31)$$

Keterangan: M : jumlah parameter dalam model

σ_a^2 : penduga maksimum likelihood dari σ_a^2

n : banyak data

Selain menggunakan kriteria AIC, dapat juga dilakukan dengan melihat nilai *log likelihood*. Ide dasar dari metode maksimum *likelihood* adalah mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan (*likelihood*) yang paling besar untuk mendapatkan data yang terobservasi sebagai estimator.

Definisi dari estimasi maksimum *likelihood* adalah dimisalkan $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ sampel random dari $f(x|\theta)$ dan $L(\theta)$ adalah fungsi likelihoodnya. Setiap nilai $w = h(x_1, x_2, \dots, x_n)$ yang memaksimalkan $L(\theta)$ yaitu $L(w) \geq L(\theta)$ untuk setiap $\theta \neq w$ dinamakan estimasi *likelihood* untuk θ dan ditulis $w = \hat{\theta}$. Dari definisi ini ada beberapa ketentuan yang diperoleh yaitu sebagai berikut (Qudratullah, 2009).

1. Dalam banyak hal, nilai $L(\theta)$ dapat didefinisikan, sehingga untuk memaksimalkannya semata-mata adalah persoalan kalkulus.
2. Seringkali akan lebih mudah tidak memaksimalkan $L(\theta)$ melainkan $\ell(\theta) = \ln L(\theta)$, karena memaksimalkan $L(\theta)$ akan sama dengan memaksimalkan $\ell(\theta)$.

3. Apabila fungsi probabilitas yang digunakan adalah fungsi k parameter yang tidak diketahui, maka penduga maximum likelihood $\{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ diperoleh dengan menyelesaikan sistem persamaan $\frac{\partial \ell(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)}{\partial \theta_i} = 0$ dengan $i=1, 2, \dots, k$.

Berikutnya dilakukan pemilihan model terbaik, yaitu harus memperhatikan beberapa hal berikut (Hendikawati, 2015)

1. Prinsip *Parsimony* yaitu model yang sesuai terhadap data yang diamati dengan menggunakan parameter estimasi dalam jumlah yang sekecil mungkin.
2. Model yang baik bersifat stasioner, yaitu memiliki *mean*, varian, dan ACF yang konstan.
3. Model yang baik akan menghasilkan nilai estimasi dengan koefisien-koefisien yang berkualitas tinggi (memenuhi syarat asumsi-asumsinya).
4. Model yang baik memiliki residual yang secara statistik bersifat independen dan memiliki galat peramalan yang cukup kecil.
5. Model yang baik akan fit (sesuai) dengan data yang ada secara memadai.

2.1.10 Estimasi Model Kondisional *Mean*

Estimasi model kondisional *mean* dilakukan untuk mencari model yang dianggap paling sesuai dengan data yang telah stasioner. Beberapa model Box-Jenkins ARIMA adalah sebagai berikut

1. Bentuk umum Autoregressive AR(p) dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

2. Model Moving Average dengan order q dapat dinotasikan MA(q), yang didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} = (1 - \theta_q B) a_t$$

3. Model ARMA merupakan model gabungan antara AR(p) dengan MA(q). model ARMA(p, q) didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

4. Model ARIMA(p, d, q) dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t$$

$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$ adalah operator stasioner AR

$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$ adalah operator invertible MA.

Selanjutnya adalah uji signifikansi, uji signifikansi dilakukan untuk mengetahui apakah model yang diestimasi dapat diterima atau tidak. Berikut ini uji signifikansi dengan uji t.

Hipotesis:

$H_0: \phi_i = \frac{0}{\theta_j} = 0$ atau parameter tidak signifikan untuk $i = 0, \dots, p, j = 0, \dots, q$.

$H_1: \phi_i \neq \frac{0}{\theta_j} \neq 0$ atau parameter signifikan untuk $i = 0, \dots, p, j = 0, \dots, q$.

Tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\phi_i}{SE\phi_i} \text{ atau } t_{hitung} = \frac{\theta_j}{SE\theta_j}$$

Kriteria uji:

Tolak H_0 bila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$ atau $p - value < 0,05$.

2.1.11 Estimasi Model Kondisional Varian (volatilitas)

Estimasi model volatilitas dengan metode GARCH dilakukan untuk mencari koefisien model yang sesuai dengan data. Penentuan dugaan parameter GARCH dengan menggunakan metode *Maximum likelihood* GARCH (p,q) dengan

$\sigma_t = \alpha_t \epsilon_t$ dapat dinyatakan dengan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.32)$$

$H_0: \alpha_i = 0 / \beta_j = 0$ atau parameter tidak signifikan untuk $i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, s$.

$H_1: \alpha_i \neq 0 / \beta_j \neq 0$ atau parameter signifikan untuk $i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, s$.

Tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$.

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\alpha_t}{SE\alpha_t} \text{ atau } t_{hitung} = \frac{\beta_j}{SE\beta_j}$$

Kriteria uji:

Tolak H_0 bila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$ atau $p - value < 0,05$.

Langkah selanjutnya adalah pemilihan model terbaik, dalam pemilihan model yang terbaik memiliki beberapa kriteria diantaranya adalah model yang dapat memodelkan residual dari data hasil kondisial *mean* serta mempunyai koefisien yang signifikan. Ukuran yang digunakan sebagai indikator kebaikan model GARCH adalah AIC (*Akaike Information Criteria*). Dipilih sebagai model terbaik jika nilai AIC minimum.

2.1.12 Hybridizing

Hybridizing antara model linear dengan non linear dalam peramalan runtun waktu telah dilakukan beberapa peneliti diantaranya Zhang (2003) serta Wang dan Chueh (2006). *Hybridizing* bertujuan menggunakan model non linear tanpa menghilangkan bentuk linear dari data.

Model *hybrid* dalam penelitian ini adalah model yang mengkombinasikan model non linear dan model linear dari data. Misalkan \hat{y}_t^{ARIMA} adalah nilai prediksi dari model ARIMA dan \hat{y}_t^{GARCH} adalah nilai prediksi model GARCH maka nilai prediksi dari *hybrid* dua model tersebut, \hat{y}_t^{hybrid} , dapat dituliskan seperti pada persamaan berikut

$$\hat{y}_t^{hybrid} = \alpha \hat{y}_t^{ARIMA} + (1 - \alpha) \hat{y}_t^{GARCH} \quad (2.33)$$

dengan α adalah parameter bobot. Nilai α terletak antara 0 dan 1. Estimasi nilai α dapat dicari dengan meminimumkan ukuran akurasi hasil peramalan. Terdapat beberapa cara untuk mengevaluasi keakuratan hasil peramalan yakni *mean percentage error* (MPE) dan *mean absolute error* (MAPE).

2.1.13 Uji Diagnostik

Untuk melakukan pengecekan diagnostik (*diagnostic checking*), selain dengan kriteria statisti uji t untuk parameter/koeffisien hasil estimasi, juga dilakukan uji Q Ljung-Box dan plot ACF/PACF untuk residual guna melihat apakah terdapat korelasi serial dalam residual dari model yang diamati. Berikut ini merupakan uji statistik untuk melihat apakah suatu model hasil estimasi telah cukup baik atau tidak.

2.1.13.1 Uji ARCH-LM

Selain uji unsur ARCH dalam residual kuadrat melalui *correlogram*, Engle telah mengembangkan uji untuk mengetahui masalah homoskedastik dalam data *time series*, dikenal dengan ARCH. Ide dasar dari uji ini adalah bahwa varian variabel gangguan σ_t^2 bukan hanya merupakan fungsi variabel independen tetapi tergantung dari variabel kuadrat pada periode sebelumnya σ_{t-1}^2 atau dapat ditulis sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \sigma_{t-p}^2 \quad (2.34)$$

Hipotesis nol tidak adanya unsur ARCH dalam persamaan tersebut dapat diformulasikan sebagai berikut.

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0 \quad (\text{tidak terdapat efek ARCH})$$

$$H_1: \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p \quad (\text{terdapat efek ARCH})$$

Dengan hipotesis nol tersebut maka varian variabel gangguan σ_t^2 akan konstan sebesar α_0 . Jika gagal menolak hipotesis nol maka model tidak mengandung masalah ARCH dan sebaliknya jika menolak hipotesis nol maka model mengandung unsur ARCH. Adapun prosedur uji ARCH sebagai berikut.

1. Estimasi persamaan (2.34) dengan metode OLS (*Ordinary Least Square*) atau metode kuadrat terkecil dan mendapatkan residual \hat{e}_t serta residual kuadratnya \hat{e}_t^2 .
2. Melakukan regresi residual kuadrat dengan lag residual kuadrat sebagaimana persamaan (2.35)

$$e_t^2 = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \hat{e}_{t-1}^2 + \hat{\alpha}_2 \hat{e}_{t-2}^2 + \dots + \hat{\alpha}_p \hat{e}_{t-p}^2 \quad (2.35)$$

Persoalan dalam uji ini adalah sampai seberapa panjang lag yang digunakan. Oleh karena itu, bisa digunakan kriteria yang dikembangkan Akaike melalui *Akaike Information Criterion* (AIC) maupun dari *Swarz Information Criterion* (SIC).

3. Jika sampel besar, menurut Robert Engle model persamaan (2.36) akan mengikuti distribusi *Chi-Square* dengan df sebanyak p .

$$nR^2 \sim \chi_p^2 \quad (2.36)$$

Jika nR^2 yang merupakan *Chi-Square* (X) hitung lebih besar dari nilai kritis *chi-squares* (x^2) pada derajat kepercayaan ($\alpha = 0,05$). Apabila *chi-square* (X) hitung lebih kecil dari nilai kritis *chi-square* (x^2) pada derajat kepercayaan ($\alpha = 0,05$) maka hipotesis H_0 diterima. Artinya varian residual adalah konstan sebesar α_0 sehingga model terbebas dari masalah ARCH.

2.1.13.2 Uji Korelasi Serial

Menurut Rosadi (2011) uji lain yang dapat dilakukan adalah uji korelasi serial dari residual kuadrat sampai *lag* ke- m dengan statistic Q Ljung-Box yang dibandingkan dengan kuantil dari distribusi χ_m^2 , atau dengan plot fungsi ACF/PACF dari residual kuadrat terstandarisasi. Uji Korelasi serial salah satunya adalah uji Breusch-Godfrey. Hipotesis *null* berarti tidak adanya korelasi serial pada komponen galat

$$Z_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + \mu_t \quad (2.37)$$

Berdasarkan model tersebut Z_t mengikuti *autoregressive* ordo p , sehingga membentuk model

$$\hat{\mu}_t = \rho_1 \hat{\mu}_{t-1} + \rho_2 \hat{\mu}_{t-2} + \dots + \rho_p \hat{\mu}_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.38)$$

Hipotesis:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p = 0$ (tidak ada korelasi serial orde p)

$H_1: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p \neq 0$ (ada korelasi serial)

Statistik Uji:

$$(n - p)R^2 \sim \chi_p^2 \quad (2.39)$$

Keputusan tolak H_0 jika $(n - p)R^2 > \chi_p^2$ atau $p\text{-value} < 5\%$.

2.1.13.3 Uji Normalitas

Uji kecocokan distribusi dilakukan untuk pengambilan kesimpulan mengenai hipotesis data berasal dari populasi dengan distribusi peluang tertentu.

Pengujian dilakukan terhadap hipotesis

H_0 : sampel/data berasal dari distribusi normal

H_1 : sampel/data tidak berasal dari distribusi normal.

Terdapat beberapa metode uji normalitas. Berikut akan dibahas beberapa metode uji normalitas (Rosadi, 2011).

1. Uji Shapiro-Wilk, merupakan salah satu metode uji normalitas nonparametrik yang memiliki kuasa (power) yang besar, khususnya untuk sampel yang berukuran relatif kecil (<2000).

Nilai $p\text{-value}$ yang kurang dari 5% menunjukkan hipotesis *null* normalitas dari data ditolak pada tingkat signifikansi 5%.

2. Uji Jarque-Berra (JB)

Uji Jarque-Berra (JB) merupakan salah satu jenis uji yang populer dikalangan komunitas ahli ekonometri untuk melakukan uji normalitas terhadap data. Statistik uji didefinisikan sebagai

$$JB = n \left[\frac{S_k^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad (2.40)$$

dimana n menunjukkan banyaknya observasi, S_k adalah estimasi dari kemencengan, dan K menunjukkan estimasi dari kurtosis, yang didefinisikan sebagai

$$S_k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{\frac{3}{2}}} \quad (2.41)$$

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^2} \quad (2.42)$$

dengan $\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$ yang merupakan rata-rata dari sampel x_1, x_2, \dots, x_n .

Dengan demikian uji JB merupakan salah satu bentuk uji Portmanteau, yakni didefinisikan atas empat momen orde pertama dari data. Statistik uji JB akan memiliki distribusi asimptotik χ^2 , dengan derajat bebas dua.

2.1.14 Ukuran Akurasi Peramalan

Model terbaik untuk evaluasi kesalahan peramalan volatilitas harga Emas dengan metode *hybrid* ARIMA-GARCH dapat dilihat dari model-model notasi peramalan. Notasi peramalan dapat diringkas sebagai berikut.

Z_t : nilai data *time series* pada periode t

\hat{Z}_t : nilai ramalan dari Z_t

$e_t = \hat{Z}_t - Z_t$: sisa atau kesalahan ramalan.

Beberapa metode lebih ditentukan untuk meringkas kesalahan (*error*) yang dihasilkan oleh fakta (keterangan) pada teknik peramalan. Sebagian besar dari pengukuran ini melibatkan rata-rata beberapa fungsi dari perbedaan antara nilai aktual dan nilai peramalannya. Perbedaan antara nilai observasi dan nilai ramalan ini sering dimaksud sebagai residual. Persamaan di bawah ini digunakan untuk menghitung *error* atau sisa untuk tiap periode peramalan.

$$e_t = \hat{Z}_t - Z_t \quad (2.43)$$

Keterangan:

e_t : *error* ramalan pada periode waktu t

Z_t : nilai aktual pada periode waktu t

\hat{Z}_t : nilai ramalan untuk periode waktu t

2.1.14.1 *The Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan presentase absolut tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata pada deret. Metode MAPE digunakan jika nilai Y_t besar. MAPE juga dapat digunakan untuk membandingkan ketepatan dari teknik yang sama atau berbeda dalam dua deret yang sangat berbeda dan mengukur ketepatan nilai dengan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase absolut kesalahan. MAPE dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \quad (2.46)$$

2.1.14.2 The Mean Percentage Error (MPE)

The Mean Percentage Error (MPE) digunakan dalam kasus ini. MPE dihitung dengan mencari kesalahan pada tiap periode dibagi dengan nilai nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan presentase ini. Jika pendekatan peramalan tak bisa, MPE akan menghasilkan angka yang mendekati nol. Jika hasilnya mempunyai presentase negatif yang besar, metode peramalannya dapat dihitung. Jika mempunyai presentase positif yang besar, metode peramalan tidak dapat dihitung.

MPE dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Z_t - \hat{Z}_t)}{Z_t} \quad (2.47)$$

Bagian dari keputusan untuk menggunakan teknik peramalan tertentu melibatkan penentuan apakah teknik ini akan menghasilkan kesalahan peramalan yang dinilai cukup kecil. Metode khusus yang digunakan dalam peramalan meliputi perbandingan metode mana yang akan menghasilkan kesalahan-kesalahan ramalan yang cukup kecil. Metode ini baik untuk memprediksi metode peramalan sehingga menghasilkan kesalahan ramalan yang relatif kecil dalam dasar konsisten. Fungsi kedua ukuran ketepatan peramalan adalah sebagai berikut.

1. Membandingkan ketepatan dua atau lebih metode yang berbeda.
2. Sebagai alat ukur apakah teknik yang diambil dapat dipercaya atau tidak
3. Membantu mencari sebuah metode yang optimal.

2.1.15 Program R

2.1.15.1 Sejarah singkat software R

R telah dikenal sebagai sistem yang relatif lengkap, sebagai hasil dari kolaborasi riset berbagai statistikawan diseluruh dunia. Saat ini R dapat dikatakan sebagai *lingua franca* (bahasa standart) untuk keperluan komputasi statistika modern. Versi paling awal program R dibuat tahun 1992 di Universitas Auckland, New Zeland oleh Ross Ihaka dan Robert Gentleman (yang menjadi asal muasal akronim nama R untuk *software* ini). Pada awalnya R dikembangkan dengan bahasa LISP dan diimplementasikan berdasarkan sistem semantik bahasa *Scheme* dibawah sistem operasi Macintosh. Saat ini kode sumber kernel R dikembangkan oleh R *Development Core Team*, sedangkan pengembangan dan kontribusi yang berupa kode/ pustaka (*library*), pelaporan galat (*error*), bug, dan pembuatan dokumentasi untuk R dilakukan oleh masyarakat statistikawan di seluruh dunia. R bersifat *multiplatform*, dengan *fail instalasi biner/ fail tar* BSD, NetBSD, Linux, Irix, Solaris, AIX, dan HPUX (Rosadi, 2011: 1-2).

Sintaksis bahasa R secara umum ekuivalen dengan perangkat lunak statistika komersial S+. Saat ini S+ dijual oleh Insightful Corp, dikembangkan berdasarkan kode asli bahasa S yang dibuat oleh Ricard A., Becker, John M. Chambers, dan Allan R. Wilks dari AT & T Bell Labs, *Statistics Research Departement*, yang saat ini dikenal dengan nama *Lucent Technologies*. Untuk sebagian keperluan analisis statistika, pemrograman dengan R hampir identik dengan pemrograman S+ (Rosadi, 2011: 2).

2.1.15.2 Cara Memperoleh Software R, Paket dan Library

Program R dapat diperoleh secara gratis pada situs web proyek R di <http://CRAN.R-project.org>, yang sudah dilengkapi dengan paket penunjang *tools* atau metode dalam statistika. Pada server CRAN ini dapat didownload *file* instalasi *binary* dan kode sumber dari sistem *R-base* dalam sistem operasi Windows (semua versi), beberapa jenis distro Linux, dan Macintosh.

2.1.15.3 Instalasi Software R

Cara instalasi program R pada sistem operasi Windows sangatlah mudah, yaitu dengan *double-klik* file aplikasi R-2.15.1-win32.exe kemudian jalankan proses instalasi dengan menggunakan pilihan-pilihan instalasi default pada Wizard. Jika semua instalasi sukses maka *shortcut* R akan muncul pada desktop.

Pada menu utama akan muncul dalam R console, yang masing-masing bagian akan dijelaskan sebagai berikut.

1. Menu file

Menu ini menampilkan cara mengambil kode sumber R yang sudah ada atau tersimpan di computer kita dengan menggunakan menu *source R code*. Menu ini juga memudahkan kita dalam menyimpan ruang kerja/*workspace* yang sedang kita kerjakan (menu *save workspace*) di *R-console* ke dalam folder computer kita dan menggunakannya kembali dengan menggunakan menu *Load Workspace*.

2. Menu Edit

Menu ini adalah menu editor yang diantaranya berisikan: menu editor yang umum seperti Copy, Paste, Select All, dan menu editor lainnya seperti

Commands, membersihkan console R sehingga console R yang penuh dengan commands akan putih bersih seperti sediakala. Selain itu dapat dilakukan edit data dengan menu Data editor.

3. Menu Misc

Menu ini adalah menu tambahan diantaranya: memberhentikan seketika perhitungan yang sedang berlangsung dengan menggunakan tombol ESC; menampilkan objek (*List projects*) dan membuang objek (*Remove all objects*).

4. Menu Packages

Menu ini berisikan fasilitas untuk menambahkan paket statistik dan paket lainnya dalam menu Load package dan instalasi paket dalam Install package(s) dan update paket dalam submenu Update packages serta memungkinkan instalasi paket dari file zip yang ada pada perangkat dengan menggunakan menu install package(s) from local zip files.

5. Menu Windows

6. Menu *Help*

Menu *Help* berisikan sejumlah panduan, pertanyaan yang sering diajukan tentang program R, fasilitas pencarian melalui situs resmi maupun situs proyek pengembangan R.

2.1.15.4 Paket Library Dan Fungsi Time Series Dalam Program R

Tabel. 2.2 Paket *Library* Program R

Paket Library	Keterangan
Library(tseries)	Paket untuk memanggil paket library tseries
Library(fBasic)	Paket untuk menampilkan ringkasan data
Library(urca)	Paket untuk uji stasioner (ADF)
Library(forecast)	Paket untuk mengestimasi parameter ARIMA dan peramalannya
Library(fGarch)	Paket untuk mengestimasi parameter GARCH
Setwd()	Untuk membaca file yang ada dalam direktori kerja
Dir()	Untuk menampilkan nama file yang ada dalam direktori kerja
Read.table()	Untuk menampilkan file (bentuk.txt)
Ts()	Untuk mengubah data biasa menjadi data <i>time series</i>
Plot()	Untuk menampilkan plot data
Summary()	Untuk menampilkan ringkasan data/ ringkasan estimasi parameter model
Ur.df()	Untuk menguji kestasioneran data
Acf()	Untuk menampilkan plot acf maupun nilainya
Pacf()	Untuk menampilkan plot pacf maupun nilainya
Diff(log())	Untuk mengubah data menjadi data transformasi (<i>log return</i>)
Arima()	Untuk mengestimasi parameter ARIMA
Predict()	Untuk meramalkan data dengan model ARIMA/GARCH
GarchFit()	Untuk mengestimasi parameter GARCH

2.2 Penelitian Terdahulu dan Pengembangan Hipotesis

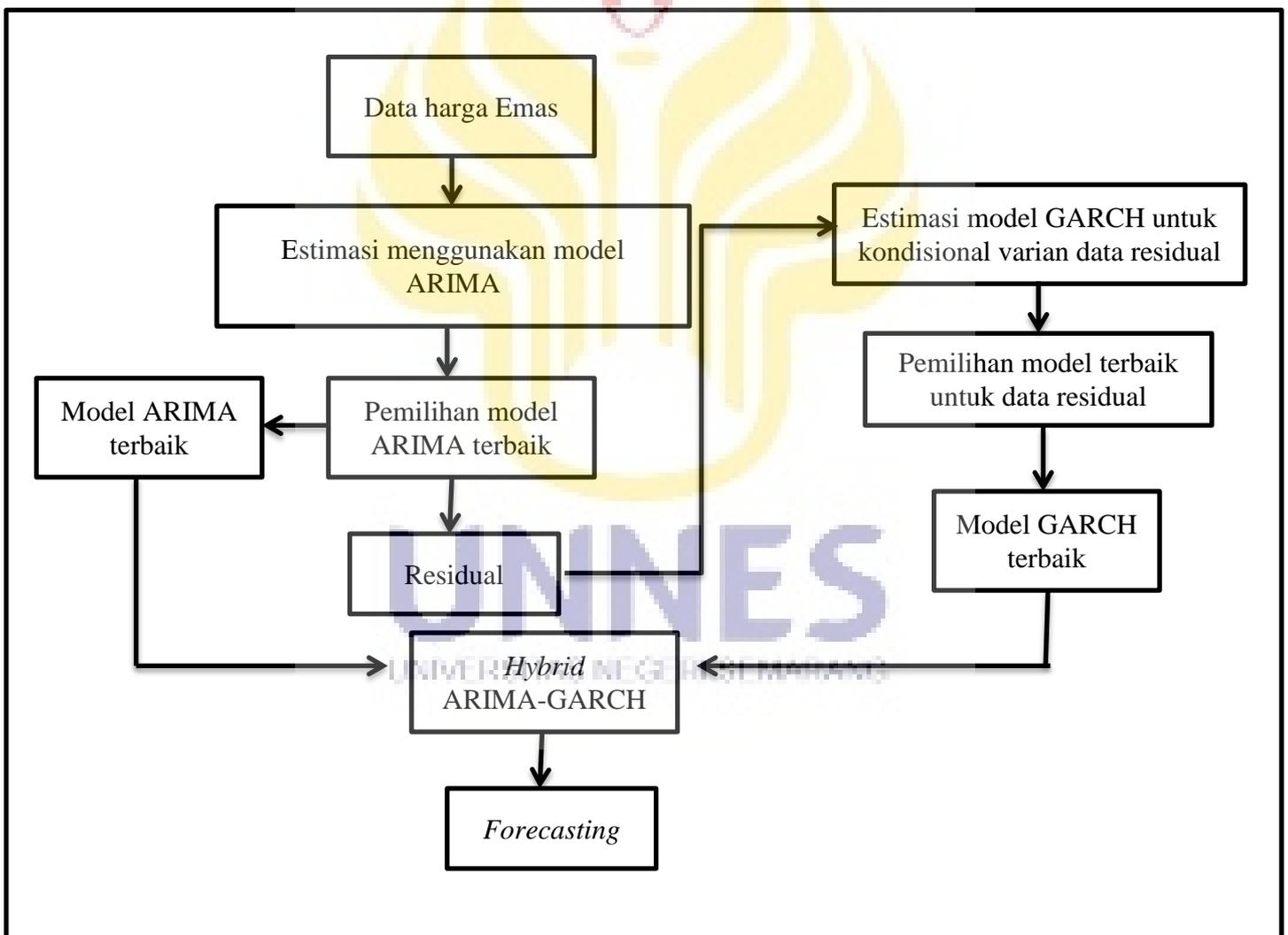
Penelitian Sukma (2012) membandingkan metode GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastik*) dan EWMA (*Exponential Weighted Moving Average*) dalam meramalkan harga emas. Hasilnya menunjukkan bahwa metode GARCH mampu menghasilkan *error* yang lebih kecil daripada model EWMA. Rulita (2010), menggunakan model ARIMA dan Pemulusan Eksponensial Tripel pada peramalan harga emas dan membandingkan kedua metode tersebut. Diperoleh hasil nilai MSE metode ARIMA lebih kecil dari pada Pemulusan Eksponensial Tripel, dapat disimpulkan model ARIMA lebih akurat untuk meramalkan harga emas pada penelitian tersebut.

Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian tentang *combining* ARIMA dan GARCH, yang kemudian disebut dengan hybrid ARIMA-GARCH. Selanjutnya penelitian tentang *hybrid* telah banyak berkembang di beberapa tahun ini. Penelitian yang menggunakan model hybrid ARIMA-GARCH, salah satunya adalah Yusuf *et al* (2013) menganalisis model *hybrid* ARIMA-GARCH untuk peramalan data curah hujan harian di Malaysia. Pada penelitian ini model *hybrid* ARIMA-GARCH digunakan untuk menghitung peramalan curah hujan harian masa yang akan datang pada kota Ipoh dan Alorsetar. Penelitian ini menghasilkan model *hybrid* ARIMA-GARCH lebih baik daripada model masing-masing keduanya (ARIMA dan GARCH). Demikian halnya dengan Yasis *et al* (2010) yang telah membuktikan bahwa model *hybrid* ARIMA-GARCH lebih akurat untuk peramalan data harga Emas Malaysia, karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA dan model GARCH.

Pada jurnal Ahmad *et al* (2015) telah dibahas metode *hybrid* atau gabungan dari metode ARIMA dan GJR-GARCH dalam meramalkan data harga emas di Malaysia. Menurutnya cara paling efektif untuk melakukan peramalan adalah dengan menggunakan model *hybrid*. Pada penelitian tersebut menggunakan dua tahapan yaitu ARIMA dan GJR-GARCH. Pada tahap pertama model terbaik ARIMA digunakan untuk memodelkan data linear, dan diperoleh residualnya mengandung data nonlinear. Pada tahap kedua model GJR-GARCH digunakan untuk memodelkan komponen nonlinear pada residual. Model *hybrid* mengkombinasikan model ARIMA dengan GJR-GARCH *error* untuk menganalisis *univariate series* dan untuk memprediksi nilai taksiran atau

peramalan. Diperoleh model hybrid terbaiknya adalah gabungan ARIMA(1,1,1)-GJR-GARCH(0,2) dengan nilai *error* 0,0001. Jika dibandingkan dengan model sebelumnya, nilai *error* model *hybrid* ARIMA-GJR GARCH lebih kecil dari nilai *error* yang dihasilkan model ARIMA, ANFIS, *hybrid* ARIMA-ANN dan *fuzzy* yang berturut-turut adalah 0,017; 0,013; 0,012.

2.3 Kerangka Berpikir



Gambar 2.1. Konsep Kerangka Berpikir

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk meramalkan data Harga Emas diperoleh kesimpulan sebagai berikut

1. Model terbaik *Hybrid* ARIMA-GARCH untuk meramalkan data Harga Emas adalah *Hybrid* ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) yang memiliki persamaan

$$\begin{aligned} \log z_t = & 2,3575 \log z_{t-1} - 2,1879 \log z_{t-2} + 0,8304 \log z_{t-3} + 1,1485 a_{t-1} - \\ & 0,4572 a_{t-2} - 0,2884 a_{t-3} + 0,0003945 + 0,3543991 \varepsilon_{t-1}^2 + \\ & 0,5562737 \sigma_{t-1}^2. \end{aligned}$$

2. Hasil peramalan harga emas periode bulan Juni – Oktober 2016 secara berturut-turut adalah Rp542.722,5276; Rp522.404,5077, Rp501.819,4615; Rp501.514,1764; Rp505.704,409 per gram. Pada hasil peramalan diperoleh harga emas tertinggi berada pada bulan Juni 2016 yaitu sebesar Rp 542.722,5276/gram. Sedangkan harga Emas terendah berada pada bulan September 2016 yaitu sebesar Rp501.819,4615/gram. Mulai dari bulan Juli 2016 sampai dengan bulan September 2016 mengalami penurunan Harga Emas secara berturut-turut, namun setelah itu pada bulan Oktober 2016 mulai mengalami kenaikan harga yaitu sebesar Rp 505.704,409/gram.

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 ARIMA hanya dapat dilakukan untuk peramalan jangka pendek sehingga nilai akurasi minimumnya hanya untuk beberapa periode kedepan. Untuk penelitian selanjutnya, untuk memodelkan kondisional *mean* dapat dilakukan dengan *Long Memory Model* jika ingin meramalkan lebih dari 6 periode.
2. Investor sebaiknya tidak melakukan investasi Emas pada bulan Juni 2016 untuk meminimalkan resiko, karena berdasarkan hasil peramalan untuk bulan Juli 2016 mengalami penurunan. Sedangkan mulai mengalami kenaikan pada periode bulan Oktober 2016.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M. H., Ping, Y.P., Yasis, S.R. 2015. *Forecasting Malaysian Gold Using a Hybrid of ARIMA and GJR-GARCH Models*. Journal of Applied Mathematical Science. (9): 1491-1501.
- Bolerslev, T. 1986. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. Journal of Econometrics. 307-327.
- Box, G.E.P. and J.M, Jenkins. 1976. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Second Edition. Holden-day: San Fransisco.
- Brockwell, P.J. and Davis, R.A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Second Edition. Springer-verlag, Inc. New York.
- Domowitz, I. And C.S. Hakkio. 1985. *Condotional variance and the risk premium in the foreign exchange market*, Journal of International Economics 19, 47-66
- Engle, R.F. 1982. *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimate of the Variance of United Kingdom Inflation*. Journal of Econometrica. (50): 987-1008.
- Gujarati, N. Damodar & Porter, D. C. 2010. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Jakarta: Salemba Empat.
- Hendikawati, Putriaji. 2015. *Bahan Ajar Mata Kuliah Runtun Waktu*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.
- Hamilton, J.D. 1994. *Time Series Analysis*. Princeton University Press. New Jersey.
- Ishomuddin. 2010. *Analisis Pengaruh Makroekonomi Dalam Dan Luar Terhadap Perubahan Indeks harga Saham Gabungan di Bursa Efek Indonesia (Periode Pengamatan 1991.1-2009.12)(Analisis Seleksi Model OLS-ARCH/GARCH)*. Kertas Kerja. Universitas Diponegoro. Semarang.

- Kelebihan dan Kekurangan Melakukan Investasi Emas*, 13 August 2014, diakses tanggal 28 Desember 2015, (<http://www.analisaforex.com/13/08/2014/kelebihan-dan-kekurangan-melakukan-investasi-emas/9529.html>)
- Makridakis, S. *et. al.* 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid 1 Edisi ke-2. Suminto, H., penerjemah. Bina Rupa Aksara. Jakarta.
- Marthasari, Gita dan Djunaidy, Arif. 2014. *Optimalisasi Data Latih Menggunakan Algoritma Genetika untuk Peramalan Harga Emas Berbasis Generalized Regression Neural Network*. *Jurnal Sistem Informasi*, (5): 62-69.
- Nachrowi, Djalal dan Usman. 2006. *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*, Lembaga Penerbit Universitas Indonesia, Jakarta.
- Qudratullah, M. F. 2009. *Pengantar Statistika Matematika*. Yogyakarta: SUKA-Press UIN Sunan Kalijaga.
- Rulita, Vina E. Widyana. 2010. *Aplikasi ARIMA dan Pemulusan Eksponensial Tripel pada Peramalan harga Emas 24 Karat di Kota Malang*. Universitas negeri Malang. Malang.
- Rosadi, D. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Rosadi, D. 2014. *Analisis Runtun Waktu Terapan dan Aplikasinya dengan R*. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.
- Santoso, S. 2009. *Panduan Lengkap Menguasai Statistik dengan SPSS*. Jakarta: PT. Elex media Komputindo.
- Soejoeti, Z. 1987. *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Cetakan Pertama. Karunika. Jakarta
- Tsay, Ruey S. 2002. *Analysis of Financial Time Series*. A Wiley-Interscience publication. University of Chicago.
- The Comprehensive R Archive Network*, 12 June 2011, diakses tanggal 29 Desember 2015, (<http://CRAN.R-project.org>)
- Wang, Y.S. dan Chueh, Y.L. 2012. *Dynamic Transmission Effect between the interest Rate, the US dollar, and Gold and Oil Price*. *Jurnal Economic Modelling* 30, 792-798.

- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Second Edition. Pearson Education. Inc. US.
- Weiss, A.A., 1984. *ARMA Models With ARCH error*. Journal of Time Series Analysis. 129-143.
- World Gold Council-The Market Development Organisation for the Gold Industry*, Thursday 10 December 2015, diakses tanggal 28 Desember 2015, (www.gold.org/statistics).
- Yasis, S.R, Azizan & Ahmad. 2013. *The Performance of Hybrid ARIMA-GARCH modeling in forecasting gold price*. 20th International Congress on Modelling and Simulation, Adelaide, Australia. Malaysia: Universiti Malaysia Pahang.
- Yusuf, F., Ibrahim & Yusuf, Z. 2013. *Hybrid ARIMA-GARCH Modeling in Rainfall Time Series*. Jurnal Teknologi Malaysia, 63:2, 27-34
- Zhang, G. 2003. *Time Series Forecasting using a hybrid ARIMA and Neural Network Model*. J.Neurocomputing, (50):159-175.