

**MODEL MULTIVARIATE GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY IN MEAN (MGARCH-M)
(Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)**

SKRIPSI

**OLEH
FAFIKA HAYATI
NIM. 11610055**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2016**

**MODEL MULTIVARIATE GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY IN MEAN (MGARCH-M)
(Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)**

SKRIPSI

**Diajukan Kepada
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)**

**Oleh
Fafika Hayati
NIM. 11610055**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2016**

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fafika Hayati

NIM : 11610055

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi: Model *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean* (MGARCH-M) (Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 8 Januari 2016

Yang membuat pernyataan,



Fafika Hayati
NIM. 11610055

MOTO

“Dan janganlah kamu mengikuti apa yang kamu tidak mempunyai pengetahuan tentangnya. Sesungguhnya pendengaran, penglihatan dan hati, semuanya itu akan diminta pertanggung jawaban”
(QS. al-Isra’/17:36).



PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'aalamiin

Dengan penuh rasa syukur yang tak terhingga, skripsi ini dengan bangga penulis

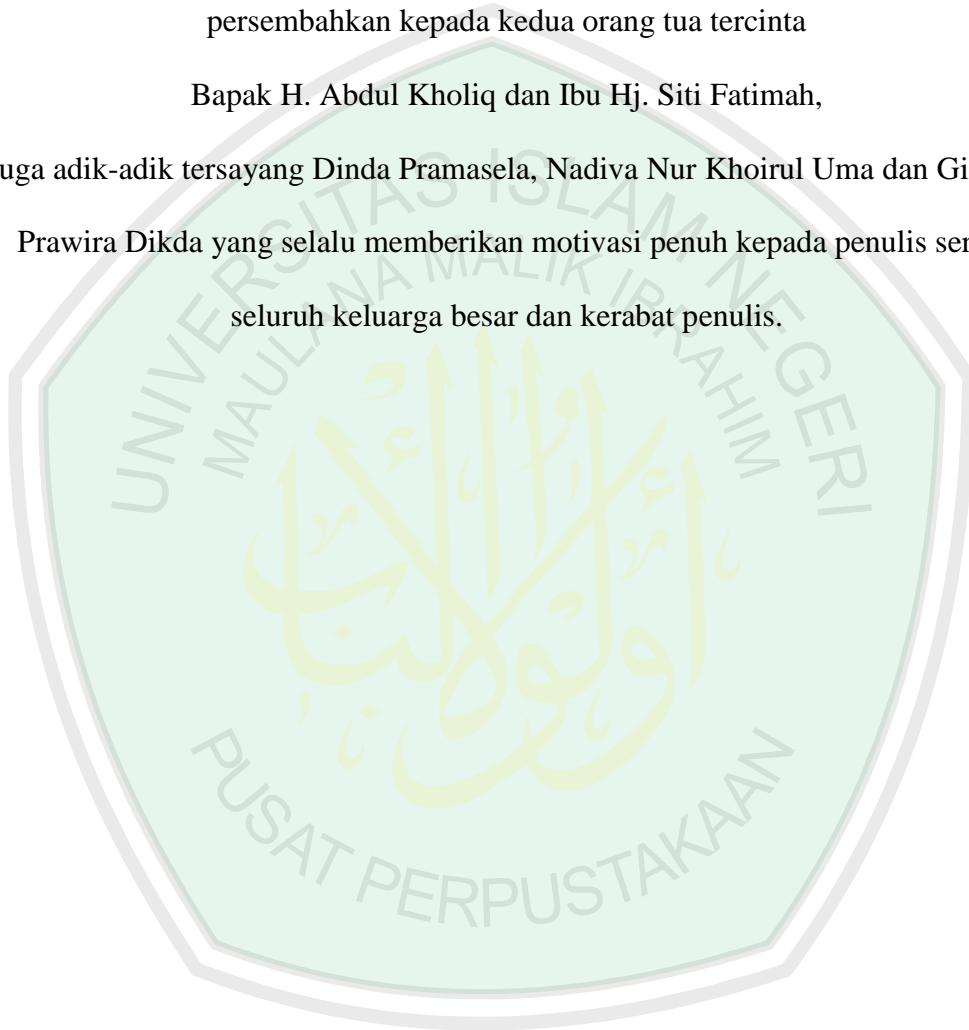
persembahkan kepada kedua orang tua tercinta

Bapak H. Abdul Kholiq dan Ibu Hj. Siti Fatimah,

juga adik-adik tersayang Dinda Pramasela, Nadiva Nur Khoirul Uma dan Gilang

Prawira Dikda yang selalu memberikan motivasi penuh kepada penulis serta

seluruh keluarga besar dan kerabat penulis.




**MODEL MULTIVARIATE GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY IN MEAN (MGARCH-M)
(Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)**

SKRIPSI

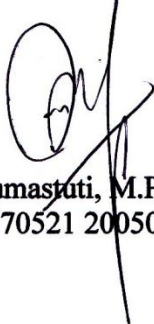
**Oleh
Fafika Hayati
NIM. 11610055**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 08 Januari 2016



Pembimbing I,


**Dr. Sri Harini, M.Si
NIP. 19731014 200112 2 002**

Pembimbing II,


**Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si
NIP. 19770521 200501 2 004**

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**



**Dr. Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001**

**MODEL MULTIVARIATE GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY IN MEAN (MGARCH-M)
(Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)**

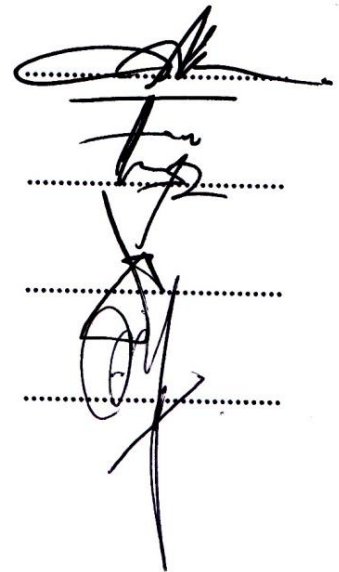
SKRIPSI

**Oleh
Fafika Hayati
NIM. 11610055**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)

Tanggal 27 Januari 2016

Penguji Utama : Abdul Aziz, M.Si
Ketua Penguji : Fachrur Rozi, M.Si
Sekretaris Penguji : Dr. Sri Harini, M.Si
Anggota Penguji : Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si



Four handwritten signatures are stacked vertically on the right side of the page, each positioned above a horizontal dotted line. The signatures are in black ink and appear to be those of the examiners listed on the left.

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Abdussakir, M.Pd
NIP. 19731006 200312 1 001



KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillah puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Swt. yang telah melimpahkan rahmat, taufiq, hidayah, serta inayah-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul “*Model Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean (MGARCH-M) (Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)*” ini dengan baik. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad Saw. yang telah membimbing manusia dari jalan kegelapan menuju jalan yang terang benderang yaitu agama Islam.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini tidak lepas dari saran, bimbingan, arahan, serta doa dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis haturkan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya serta penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Rahardjo, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Bayyinatul Muchtaromah, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Abdussakir, M.Pd, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang senantiasa dengan sabar memberikan arahan dan ilmu yang sangat berharga kepada penulis.
5. Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan saran dan arahan dalam penulisan skripsi ini.

6. Seluruh sivitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
7. Ayahanda dan ibunda penulis yang telah mencurahkan kasih sayangnya, doa, semangat, serta motivasi kepada penulis sampai saat ini.
8. Saudara-saudara tersayang yang telah memberikan semangat kepada penulis.
9. Seluruh teman-teman “Abelian” Jurusan Matematika angkatan 2011 yang berjuang bersama-sama untuk meraih mimpi dan selalu mengajarkan arti kebersamaan, terutama Alfi Afyudin Ma’ruf, Alifaturrohmah, Alfu Laila, Siti Jumaroh, Winda Apriliani, dan Erny Octafiatiningsih.
10. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang turut mendukung kelancaran penyempurnaan skripsi ini.

Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat dan menambah wawasan khususnya bagi penulis dan bagi pembaca pada umumnya.

Malang, Januari 2016

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGANTAR	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
ملخص	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	7
1.6 Sistematika Penulisan	7
BAB II KAJIAN PUSTAKA	
2.1 Peramalan	9
2.2 Stasioneritas dan Nonstasioneritas	10
2.3 Model Umum Deret Waktu	11
2.3.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR)	11
2.3.2 Model <i>Moving Average</i> (MA)	12
2.3.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA)	13
2.3.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	14
2.4 Heteroskedastisitas (<i>Heteroskedasticity</i>)	15
2.5 Model ARCH dan GARCH	15
2.5.1 Model ARCH	17

2.5.2 Model GARCH	18
2.6 Model <i>Univariate</i> GARCH	20
2.7 Model <i>Multivariate</i> GARCH	21
2.7.1 Model Constant Conditional Correlation (CCC)	21
2.8 Identifikasi Model	22
2.8.1 Fungsi Autokorelasi untuk Kuadrat <i>Error</i>	22
2.8.2 Fungsi Autokorelasi untuk <i>Error</i> yang Dibakukan	24
2.9 Kriteria Pemilihan Model	24
2.10 Cuaca dan Iklim	25
2.10.1 Unsur-unsur Cuaca dan Iklim	25
2.10.2 Pengukuran Curah Hujan	28
2.11 Mengkaji Model Multivariat GARCH-M dalam Pandangan Islam	29
 BAB III METODE PENELITIAN	
3.1 Pendekatan Penelitian	33
3.2 Jenis dan Sumber Data	33
3.3 Variabel Penelitian	33
3.4 Tahap Analisis Data	34
 BAB IV PEMBAHASAN	
4.1 Proses Memodelkan Multivariat GARCH-M	36
4.2 Penerapan Data Curah Hujan pada Model Multivariat GARCH-M dengan Bantuan <i>Software Eviews</i>	37
4.2.1 Deskripsi Data	37
4.2.2 Identifikasi Outlier	42
4.2.3 Identifikasi Model ARIMA	45
4.2.3.1 Plot Data Asli	45
4.2.3.2 Model ARIMA Sementara	46
4.2.4 Uji Asumsi Heteroskedastisitas	49
4.2.5 Pendugaan Parameter Model GARCH	51
4.3 Memahami Konsep Al-Quran pada Model Multivariat GARCH-M dalam Kasus Curah Hujan	53
 BAB V PENUTUP	
5.1 Kesimpulan	56
5.2 Saran	56
 DAFTAR PUSTAKA	 57
 LAMPIRAN	
 RIWAYAT HIDUP	

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Nilai AIC dan SIC Model AR(1), MA(1), ARIMA(1,0,1), AR(2), dan MA(2)	48
Tabel 4.2	Nilai AIC dan SIC pada Model MA(1)GARCH(1,0), MA(1)GARCH(1,1), dan MA(1)GARCH(2,1)	53



DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1	Grafik Sebaran Data Curah Hujan Bulanan (y) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	38
Gambar 4.2	Grafik Sebaran Data Temperatur Bulanan (X_1) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	39
Gambar 4.3	Grafik Sebaran Data Kelembaban Bulanan (X_2) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	40
Gambar 4.4	Grafik Sebaran Data Tekanan Udara Bulanan (X_3) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	40
Gambar 4.5	Grafik Sebaran Rata-Rata Penyinaran Matahari Bulanan (X_4) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	41
Gambar 4.6	Grafik Sebaran Data Kecepatan Angin Bulanan (X_5) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	42
Gambar 4.7	<i>Boxpot</i> Variabel Curah Hujan (y)	42
Gambar 4.8	<i>Boxpot</i> Variabel Temperatur (X_1)	43
Gambar 4.9	<i>Boxpot</i> Variabel Variabel Kelembaban (X_2)	43
Gambar 4.10	<i>Boxpot</i> Variabel Variabel Tekanan Udara (X_3)	44
Gambar 4.11	<i>Boxpot</i> Variabel Penyinaran Matahari (X_4)	44
Gambar 4.12	<i>Boxpot</i> Variabel Kecepatan Angin (X_5)	45
Gambar 4.13	Plot Data Asli Curah Hujan (y), Temperatur (X_1), Kelembaban Udara (X_2), Tekanan Udara (X_3), Rata-rata Penyinaran Matahari (X_4), dan Kecepatan Angin (X_5) Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	45
Gambar 4.14	Korelogram Data Observasi Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	46
Gambar 4.15	Uji Asumsi Kelayakan dengan Menggunakan Bantuan <i>Software Eviews</i>	49
Gambar 4.16	Plot Data Asli dan Hasil <i>Fitted</i> MA(1) Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012	49

Gambar 4.17 Nilai *Residual* MA(1) dengan Menggunakan Bantuan
Software Eviews 50



ABSTRAK

Hayati, Fafika. 2016. **Model Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean (MGARCH-M) (Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)**. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si.

Kata Kunci: Model CCC, Model GARCH-M, Curah Hujan

Penelitian ini menggunakan pemodelan deret berkala (*time series*). Pencatatan curah hujan yang dilakukan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) termasuk dalam data deret waktu. Hal tersebut dikarenakan data curah hujan diamati berdasarkan interval waktu yang sama dan berurutan. Penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya memiliki nilai *error* yang masih besar. Oleh karena itu dibutuhkan model lain untuk mengantisipasi hal tersebut.

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan Multivariat GARCH-M yang digunakan untuk penerapan kasus curah hujan bulanan Kota Mojokerto. Dalam memodelkan Multivariat GARCH-M dibutuhkan model multivariat yang sesuai. Model CCC dianggap sesuai karena model tersebut memiliki parameter yang lebih sedikit dibandingkan dengan model multivariat lain seperti BEKK, DCC dan DVEC. Model tersebut juga memiliki kesesuaian dengan model GARCH-M.

Hasil diperoleh dengan memilih model terbaik menggunakan AIC dan SIC terkecil. Model terbaik yang didapatkan yaitu MA(1) GARCH(1,0). Hasil penerapan model MGARCH-M pada kasus data curah hujan bulanan Kota Mojokerto yaitu:

$$\sigma_t^2 = 5256.216 + 0.963547\varepsilon_{t-1}^2 + \varepsilon_t$$

Penelitian ini menggunakan bantuan *views* dalam menentukan estimasi model. Oleh karena itu, bagi peneliti selanjutnya diharapkan dapat melakukan estimasi model tersebut.

ABSTRACT

Hayati, Fafika. 2016. **Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean Model (MGARCH-M) (Case Study on Rainfall Data of Mojokerto)**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si.

Keyword: CCC model, GARCH-M model, Rainfall

This study uses time series modeling. Rainfall recording carried by the Meteorology, Climatology and Geophysics (BMKG) is in the form of time series data. That is because the precipitation data observed in the same time interval and sequential. Prior studies are still producing a great error. Therefore, another model is needed to anticipate it.

This study aims to model Multivariate GARCH-M used for the application of monthly rainfall cases in Mojokerto. In a multivariate model GARCH-M, the appropriate multivariate models needed. CCC model is considered appropriate because the model has fewer parameters than the other multivariate models such as BEKK, DCC and DVEC. The model also has compatibility with GARCH-M.

The results is obtained by choosing the best model using smallest AIC and SIC. The best model is obtained, namely MA (1) GARCH (1,0). The results of applying the model MGARCH-M in the case of monthly rainfall data in Mojokerto is:

$$\sigma_t^2 = 5256.216 + 0.963547\varepsilon_{t-1}^2 + \varepsilon_t$$

This study uses eviews aid in determining the model estimation. Therefore, for the next researcher it is expected to estimate the model.

ملخص

هيتي، ففيك. ٢٠١٦. نموذج Multivariate Generalized Autoregressive Conditional

Heteroskedasticity in Mean (MGARCH-M) (دراسة تطبيقية على الأمطار

في المدينة موجوكارطا). بحث جامعي. الشعبة الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا

في الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك ابراهيم مالانج. مشريف: (١) الدكتور سري

هاريني، الماجستير، (٢) أري كوسوماستوتي الماجستير.

الكلمة الرئيسية: نموذج CCC، نموذج GARCH-M، هطول الأمطار.

تستخدم هذه الدراسة نمذجة السلاسل الزمنية. تسجيل هطول الأمطار نقلته والأرصدا الجوية وعلم المناخ والجيوفيزياء (BMKG) كان على شكل بيانات السلاسل الزمنية. وذلك لأن بيانات هطول الأمطار لاحظت من قبل نفس الفترة الزمنية والمتتابة. الدراسات التي أجريت قبل لها قيمة الخطأ لا تزال كبيرة. لذلك، هناك حاجة إلى نموذج آخر لتوقع عليها.

وتهدف هذه الدراسة إلى نموذج يستخدم متعدد المتغيرات GARCH-M للحالات تطبيق هطول الأمطار الشهرية في موجوكارطا. في نموذج متعدد المتغيرات GARCH-M يأخذ نماذج متعددة المتغيرات المناسبة. يعتبر نموذج CCC مناسباً لأن لنموذج معلمات أقل من نماذج متعددة المتغيرات الأخرى مثل BEKK، DCC و DVEC. لديه نموذج أيضاً التوافق مع GARCH-M.

النتائج تم الحصول عليها عن طريق اختيار أفضل نموذج باستخدام AIC و SIC أصغر.

يتم الحصول على النموذج الأفضل، وهي MA (1) GARCH (1,0). نتائج تطبيق GARCH-M

في حالة بيانات هطول الأمطار الشهرية موجوكارطا وهي:

$$\sigma_t^2 = 5256.216 + 0.963547\varepsilon_{t-1}^2 + \varepsilon_t$$

تستخدم هذه الدراسة بمساعدة eviews في تحديد تقدير النموذج. ولذلك، للباحث

المقبل ومن المتوقع أن تقدر النموذج.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jumlah air pada dasarnya tidak berkurang juga tidak bertambah. Sebagian besar air di bumi berasal dari samudra yang luas. Melalui siklus hujan, maka air merembes ke sumur sebagian mengalir ke lembah dan sungai. Hujan memiliki arti penting dalam siklus air di muka bumi. Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat al-Furqan/25:50, yaitu:

وَلَقَدْ صَرَّفْنَاهُ بَيْنَهُمْ لِيَذَّكَّرُوا فَأَبَىٰ أَكْثَرُ النَّاسِ إِلَّا كُفُورًا ﴿٥٠﴾

“Dan sesungguhnya kami telah memperlirankan hujan itu di antara manusia supaya mereka mengambil pelajaran (dari padanya), maka kebanyakan manusia itu tidak mau kecuali mengingkari (nikmat)” (QS. al-Furqan/25:50).

Kami memperlirkan hujan itu di antara manusia di berbagai tempat, maka tidak ada sesaat pun yang berlalu di waktu malam maupun siang kecuali di situ terdapat bukti atas tanda-tanda kekuasaan kami. Kami turunkan air itu kepada suatu kaum dan kami halangi dari kaum yang lain. Kami memperlirkannya di antara mereka sebagaimana kami memperlirankan malam dan siang, karena matahari berjalan dari satu kaum menuju kaum yang lain (Al-Maraghi, 1993:46). Kami perlirkan air itu di antara mereka agar mereka dapat mengambil pelajaran dan mengetahui hak nikmat lalu mensyukurinya. Akan tetapi, kebanyakan manusia mengingkari nikmat itu dan kafir kepada penciptanya.

Allah Swt. dengan rahmat-Nya memperlirkan air hujan itu di antara manusia di berbagai tempat dan daerah untuk diminum sebagai air yang suci dan bersih juga sebagai alat dan bahan pembersih. Alangkah luasnya karunia Allah Swt. dan nikmat-Nya atas hamba-hamba-Nya (Salim & Said, 1990:24).

Matematika merupakan disiplin ilmu yang berhubungan dengan ide-ide atau konsep yang abstrak (Febriansyah, 2013:1). Peranan matematika dalam kehidupan saat ini sangatlah banyak, di antaranya untuk menyelesaikan suatu masalah dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu cabang dari ilmu matematika yaitu statistika.

Statistika adalah suatu ilmu yang mempelajari cara pengumpulan dan pengolahan data. Salah satu penerapan statistik pada kehidupan sehari-hari yaitu peramalan. Menurut Sudiyono (2001:3) statistik adalah cara-cara tertentu yang perlu ditempuh dalam rangka mengumpulkan, menyusun atau mengatur, menyajikan, menganalisis, dan memberikan interpretasi terhadap sekumpulan bahan keterangan yang berupa angka “dapat bicara” atau dapat memberikan pengertian dan makna tertentu. Banyak teori-teori dari disiplin ilmu statistika dapat diterapkan hampir pada semua bidang kehidupan. Salah satu ilmu statistika yang biasa digunakan adalah pemodelan deret berkala (*time series*).

Menurut Mulyono (2006:27) *time series* adalah serangkaian nilai-nilai variabel yang disusun berdasarkan waktu. Sedangkan menurut Purbayu & Ashari (2005:30) analisis *time series* adalah analisis dengan menggunakan data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu (data masa sebelumnya) dapat berupa harian, mingguan, bulanan, dua bulanan, kuartalan, dan dua tahunan untuk membantu dalam memprediksi kejadian di masa yang akan datang.

Pencatatan curah hujan yang dilakukan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) termasuk dalam data deret waktu. Hal tersebut dikarenakan data curah hujan diamati berdasarkan interval waktu yang sama dan berurutan. Kota Mojokerto merupakan salah satu lumbung padi di Jawa

Timur yang menyumbang 3% produksi padi di Jawa Timur (BPS Jatim, 2011). Namun, produksi pertanian Kota Mojokerto mengalami penurunan sebesar 2,1% (BPS Jatim, 2009). Salah satu penyebab kegagalan panen adalah cuaca ekstrim yang tidak sesuai dengan kalender tanam padi. Hal ini mengakibatkan kendala yang cukup berarti untuk wilayah Jawa Timur. Oleh karena itu, statistika berperan dalam meramalkan cuaca ekstrim di Kota Mojokerto yaitu menggunakan model deret waktu.

Penelitian yang dilakukan oleh Aulia (2012) dan Hasanah (2014) data curah hujan ditandai dengan fluktuasi data yang tinggi pada musim penghujan. Karakteristik lain dari data tersebut yaitu terdapat perbedaan yang signifikan pada jumlah curah hujan antar musim. Fluktuasi ekstrim pada musim penghujan maupun kemarau dapat menyebabkan banjir maupun kekeringan. Informasi mengenai besarnya curah hujan diperlukan untuk mengantisipasi efek dari fluktuasi curah hujan tersebut. Oleh karena itu, diperlukan suatu model curah hujan yang dapat memprediksi dan memberikan informasi mengenai besarnya curah hujan pada waktu yang akan datang.

Saat ini BMKG masih menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam meramalkan curah hujan. Metode ARIMA mampu memberikan hasil yang baik. Metode tersebut harus memenuhi beberapa asumsi, di antaranya adalah *white noise*, berdistribusi normal, stasioner dalam *mean* dan *varians* (Wei, 2006:22). Faktanya asumsi-asumsi tersebut sering terlanggar. Selain itu, metode ARIMA belum mampu mengakomodasi adanya data ekstrim. Oleh karena itu, diperlukan metode yang mampu mengakomodasi adanya data ekstrim. Ramalan curah hujan yang dilakukan oleh BMKG memiliki

akurasi yang masih rendah karena penggunaan basis data pada periode waktu yang terlalu lebar dan penggunaan metode yang kurang sesuai.

Menurut Sutikno (2012:2) diperlukan metode yang mampu mengakomodasi adanya data ekstrim. Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dianggap sebagai metode alternatif untuk menutupi kelemahan metode ARIMA. Namun model tersebut menghasilkan nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 1443. Nilai tersebut masih tergolong besar untuk dapat meramalkan data dengan baik.

Aulia (2012:3) menyatakan apabila data perubahan curah hujan tersebut tidak memenuhi asumsi kehomogenan ragam sisaan atau data bersifat heterokedastisitas maka salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) atau *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Pada penelitian tersebut digunakan data curah hujan harian. Kesimpulannya penelitian tersebut perlu dikaji lebih lanjut mengenai adanya pencilan pada set data yang mungkin menjadi penyebab data tidak stasioner. Dalam menentukan model intervensi yang tepat untuk menangani keberadaan pencilan tersebut dilakukan dengan menggali informasi mengenai penyebab adanya pencilan tersebut. Penelitian pada periode selanjutnya oleh Hasanah (2014:5) dengan menggunakan model yang sama namun data curah hujan yang diteliti data bulanan menghasilkan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) yang masih tergolong besar.

Oleh karena model GARCH(p,q) belum dapat memprediksi curah hujan dengan *error* yang lebih kecil maka peneliti berinisiatif untuk menggunakan

model lain yang lebih baik. Curah hujan akan diteliti dari beberapa jenis variabel yang bersifat multivariat. Dengan variabel respon yaitu curah hujan (y) dan variabel prediktor (X) di antaranya temperatur (X_1), kelembaban udara (X_2), tekanan udara (X_3), rata-rata penyinaran matahari (X_4) dan kecepatan angin (X_5). Multivariat GARCH sebelumnya sudah diteliti di antaranya Silvennoinen dan Terasvirta (2008:2-19) menjelaskan mengenai dasar-dasar dari multivariat GARCH, Wenjing Su dan Yiyu Huang (2010:7-14) membandingkan diagnosa model Baba Engle Kroner dan Kraft (BEKK) dan *Dynamic Conditional Correlation* (DCC) pada model multivariat GARCH(p,q) dan Revandra Pramudia (2014:50-61) mengaplikasikan model DCC pada pasar modal. Multivariat GARCH(p,q) memiliki banyak model di antaranya model *Vector* GARCH (VEC), BEKK, *Diagonal Vector* (DVEC), *Constant Conditional Correlation* (CCC) dan DCC. Model multivariat CCC memiliki parameter paling sedikit dibandingkan model multivariat yang lain.

GARCH *in Mean* atau GARCH(p,q)-M merupakan salah satu model yang digunakan untuk menganalisis variabel yang terikat dengan data kualitatif. Berbeda dengan data finansial yang bersifat asimetri dimana penurunan nilai negatif yang tajam tidak diikuti dengan kenaikan nilai dalam ukuran yang sama di waktu yang lain. Data curah hujan di Kota Mojokerto bersifat simetris karena mengikuti musim di wilayah Indonesia, yaitu musim penghujan dan musim kemarau.

Berdasarkan latar belakang di atas, menjadi alasan penulis tertarik untuk mengkaji model *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean* (MGARCH-M).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana model multivariat GARCH(p,q)-M?
2. Bagaimana model multivariat GARCH(p,q)-M pada data curah hujan di Kota Mojokerto?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan fokus penelitian, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menjelaskan model multivariat GARCH(p,q)-M.
2. Mendapatkan model multivariat GARCH(p,q)-M pada data curah hujan di Kota Mojokerto.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat menambah wawasan dan dijadikan sebagai bahan rujukan dan pengembangan pembelajaran statistika deret waktu, khususnya mengenai model *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean* (MGARCH-M). Penelitian ini juga diharapkan bermanfaat untuk menambah referensi terapan pada data *time series*.

1.5 Batasan Masalah

Agar pembahasan pada penelitian ini tepat pada masalah yang akan diselesaikan, maka penulis membatasi pencarian pola dalam penulisan skripsi ini sebagai berikut:

1. Data yang digunakan merupakan data curah hujan bulanan Kota Mojokerto mulai Januari 2010 hingga Desember 2012 (Sumber: Badan Pusat Statistik Kota Mojokerto).
2. Model multivariat yang digunakan adalah model CCC (*Constant Conditional Correlation*).
3. Menggunakan bantuan *software eviews* untuk mengestimasi parameter model.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5 bab dan masing-masing bab dibagi dalam beberapa subbab dengan penjelasan sistematika penulisan sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Dalam bab ini dijelaskan tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Dalam bab ini dipaparkan tentang hal-hal yang mendasari dalam masalah yang dikaji oleh peneliti, di antaranya yaitu peramalan, stasioneritas dan nonstasioneritas, model umum deret waktu, heteroskedastisitas, model

ARCH(p) dan GARCH(p,q), model *univariate* GARCH(p,q), model *multivariate* GARCH(p,q), identifikasi model, kriteria pemilihan model, cuaca dan iklim serta mengkaji model multivariat GARCH(p,q)-M dalam pandangan Islam.

Bab III Metode Penelitian

Dalam bab ini dipaparkan tentang metode yang digunakan dalam penelitian, di antaranya pendekatan penelitian, jenis dan sumber data, variabel-variabel penelitian dan tahap analisis data.

Bab IV Pembahasan

Dalam bab ini dipaparkan hasil kajian dan analisis dari simulasi yang sudah dilakukan oleh peneliti dalam mengkaji permasalahan yang telah diangkat, yaitu proses memodelkan multivariat GARCH(p,q)-M, penerapan model pada data curah hujan Kota Mojokerto dan memahami konsep al-Qur'an pada model multivariat GARCH(p,q)-M dalam kasus curah hujan.

Bab V Penutup

Dalam bab ini akan diuraikan kesimpulan dari hasil analisis serta saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan pada dasarnya merupakan proses menyusun informasi tentang kejadian di masa lampau yang berurutan untuk menduga kejadian di masa yang akan datang (Frechtling, 2001:8). Peramalan bertujuan untuk meminimumkan kesalahan meramal yang dapat diukur dengan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) (Subagyo, 1986:1).

Peramalan pada umumnya digunakan untuk memprediksi sesuatu yang kemungkinan besar akan terjadi. Misalnya kondisi permintaan, banyaknya curah hujan, kondisi ekonomi, dan lain-lain (Uminingsih, 2012:7).

Berdasarkan sifatnya, peramalan dibedakan menjadi dua, yaitu:

1. Peramalan Kualitatif

Peramalan yang didasarkan atas data kualitatif pada masa lalu. Hasil peramalan kualitatif didasarkan pada pengamatan kejadian-kejadian di masa sebelumnya digabung dengan pemikiran dari penyusunnya.

2. Peramalan Kuantitatif

Peramalan yang didasarkan atas data kuantitatif masa lalu yang diperoleh dari pengamatan nilai-nilai sebelumnya. Hasil peramalan yang dibuat tergantung pada metode yang digunakan.

Berdasarkan penjelasan di atas langkah, peramalan secara umum adalah mengumpulkan data, menyeleksi data, memilih model peramalan dan menggunakan model terpilih untuk melakukan peramalan.

2.2 Stasioneritas dan Nonstasioneritas

Stasioneritas berarti tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai *mean* yang konstan tidak tergantung pada waktu dan *varians* dari fluktuasi data (Makridakis, 1995:351).

Menurut Wei (2006:80) stasioneritas dibagi menjadi dua, yaitu:

1. Stasioner dalam *mean* (rata-rata)

Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan *varians* dari fluktuasi tersebut. Bentuk plot data digunakan untuk mengetahui data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila dilihat dari plot ACF, maka nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menuju nol sesudah *time lag* (selisih waktu) kedua atau ketiga.

2. Stasioneritas dalam *varians*

Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam *varians* apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu.

Data *time series* dikatakan stasioner jika *mean* dan *varians* data konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data dan tidak ada unsur musiman (*seasonal*). Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner. Salah satu cara yang umum dipakai adalah metode pembedaan (*differencing*). Dalam menentukan data *time series* stasioner atau nonstasioner dapat dibantu dengan melihat plot dari *series* atau bentuk

differencing-nya. Proses *differencing* dapat dilakukan untuk beberapa periode sampai data stasioner, yaitu dengan cara mengurangi suatu data dengan data sebelumnya.

2.3 Model Umum Deret Waktu

Dalam suatu model regresi, data merupakan komponen utama. Dengan data yang ada akan diperoleh deret yang dibutuhkan untuk memodelkan *trend*. Definisi dari sebuah deret waktu adalah suatu kumpulan nilai observasi yang dihasilkan dari suatu variabel yang diambil pada waktu yang berbeda. Data deret waktu biasanya dikumpulkan pada interval waktu yang tepat, seperti setiap hari, minggu, bulan, tahun, dan seterusnya.

Asumsi ketiga model umum deret waktu di antaranya $AR(p)$, $MA(q)$ dan $ARMA(p,q)$ adalah ragam bersifat homoskedastis. Pada kenyataannya sebagian besar data di bidang ekonomi dan keuangan memiliki ragam yang bersifat heteroskedastis (Engle, 2001:157).

2.3.1 Model Autoregressive (AR)

Autoregressive adalah suatu bentuk regresi tetapi tidak menghubungkan variabel tak bebas, melainkan menghubungkan nilai-nilai sebelumnya pada *time lag* (selang waktu) yang bermacam-macam. Model *autoregressive* orde ke- p dapat ditulis $AR(p)$ menyatakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari *time series* tertentu (Makridakis, 1995:513).

Pada model $AR(p)$, X_t dipengaruhi oleh p amatan yang lalu dan dapat ditulis sebagai berikut:

$$X_t = \omega_1 X_{t-1} + \omega_2 X_{t-2} + \dots + \omega_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

atau dapat ditulis sebagai berikut:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \omega_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

dengan,

- X_t : nilai variabel pada waktu ke- t
 $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$: nilai dari *time series* pada waktu $t-1, t-2, \dots, t-p$
 ω_i : koefisien regresi ke- i , $i = 1, 2, 3, \dots, p$
 ε_t : nilai *error* pada waktu ke- t
 p : orde AR(p)

Persamaan (2.1) menyatakan model AR(p) dengan ε_t merupakan *residual*. Jika *residual* berdistribusi normal dengan nilai *mean* adalah nol dan *varians* konstan (σ_t^2), maka model tersebut *white noise*. Asumsi dari model AR(p) adalah ε_t merupakan *white noise* (Lo, 2003:5).

Persamaan (2.1) juga dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$X_t - \omega_1 X_{t-1} - \omega_2 X_{t-2} - \dots - \omega_p X_{t-p} = \varepsilon_t \quad (2.3)$$

$$\omega_p(B) X_t = \varepsilon_t$$

dengan $\omega_i(B) = 1 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_p B^p$ dan B adalah operator langkah mundur (Farida, 2013:10).

2.3.2 Model Moving Average (MA)

Model umum deret waktu lain adalah model *moving average* atau dapat ditulis MA(q). Menurut Wei (2006:47) model MA(q) tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$X_t = \alpha_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.4)$$

dengan,

- X_t : nilai variabel pada waktu ke- t
- $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$: nilai-nilai dari *error* pada waktu $t-1, t-2, \dots, t-q$
- θ_i : koefisien regresi ke- $i, i = 1, 2, 3, \dots, q$
- ε_t : nilai *error* pada waktu ke- t
- q : orde MA(q)

di mana ε_t bersifat *white noise*. Persamaan (2.4) dapat juga ditulis menggunakan operator langkah mundur yang dinyatakan sebagai berikut:

$$X_t = \theta_q(B) \varepsilon_t$$

di mana $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ merupakan operator MA(q). Secara umum, orde MA(q) yang sering digunakan dalam analisis *time series* adalah $q = 1$ atau $q = 2$, yaitu MA(1) dan MA(2).

2.3.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Menurut Lo (2003:10) X_t adalah proses *autoregressive moving average* orde ke- p dan orde ke- q atau ARMA(p, q) jika memenuhi:

$$X_t = \sum_{i=1}^p \omega_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

dengan,

- X_t : nilai variabel pada waktu ke- t
- ω_i : koefisien regresi ke- $i, i = 1, 2, 3, \dots, p$
- p : orde AR(p)
- θ_j : parameter model MA(q) ke- $j, j = 1, 2, 3, \dots, q$
- ε_t : nilai *error* pada waktu ke- t
- $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \varepsilon_{t-q}$: nilai *error* pada waktu $t, t-1, t-2, \dots, t-q$

di mana ε_t bersifat *white noise*.

Menurut Farida (2013:12) permasalahan timbul ketika model $AR(p)$ dan $MA(q)$ tidak memberikan model yang sederhana (*fitting*) data. Semakin tinggi derajat model $AR(p)$ dan $MA(q)$ maka semakin banyak pula parameter yang diduga. Oleh karena itu, model $ARMA(p,q)$ dipilih dari model $AR(p)$ dan $MA(q)$ berderajat tinggi dengan parameter yang diduga lebih sedikit.

2.3.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Pankratz (1983:99) secara umum model $ARIMA(p,d,q)$ pada data *time series* X_t dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi B (1 - B)^d X_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (2.6)$$

Persamaan (2.7) dapat ditulis menggunakan operator B (mundur) sebagai berikut:

$$(1 - B^d (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)) X_t = (1 + \theta_1 B + \theta_1 B^2 + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

sehingga diperoleh:

$$1 - B^d X_t - \phi_1 X_{t-1} - \dots - \phi_p B^p = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

dengan,

X_t : nilai variabel pada waktu ke- t

B : operator mundur

$(1 - B)^d X_t$: *time series* yang stasioner pada pembeda ke- d

ε_t : nilai *error* pada waktu ke- t

p : orde $AR(p)$

d : orde pembeda

q : orde $MA(q)$

Apabila pembeda pertama dilakukan terhadap model agar menjadi stasioner, maka ARIMA(1,1,1) dinyatakan sebagai berikut:

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B) X_t = (1 + \theta_1 B)\varepsilon_t \quad (2.7)$$

2.4 Heteroskedastisitas (*Heteroscedasticity*)

Faktor *error* pada suatu model regresi biasanya memiliki masalah terhadap asumsi-asumsi pada *residual*. Suatu keadaan dikatakan heteroskedastisitas apabila suatu data memiliki *varians error* yang tidak konstan untuk setiap observasi atau dengan kata lain melanggar asumsi $Var \varepsilon_t = \sigma^2$. Jika *error* pada suatu model mengandung masalah heteroskedastisitas, maka akibatnya estimator yang dihasilkan tetap konsisten tetapi tidak lagi efisien karena ada estimator lain yang memiliki *varians* lebih kecil dari pada estimator. Estimator tersebut memiliki *residual* yang bersifat heteroskedastisitas (Uminingsih, 2012:40).

Oleh karena itu, Lo (2003:12) menganjurkan digunakan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) dan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) dengan tetap mempertahankan sifat heteroskedastisitas data karena kedua model tersebut dapat menerima efek heteroskedastisitas. Model ARCH(p) dan GARCH(p, q) adalah solusi lain untuk estimasi data non homoskedastis.

2.5 Model ARCH dan GARCH

Model ARIMA(p, d, q) dapat digunakan apabila data memenuhi asumsi kestasioneran dalam *mean* dan *varians*. Data yang tidak memenuhi asumsi kestasioneran dalam *mean* dapat dimodelkan dengan model ARIMA(p, d, q)

menggunakan proses pembedaan pada data atau *differencing* yang dapat menyebabkan data menjadi stasioner dalam *mean*. Kelemahan pemodelan $ARIMA(p,d,q)$ adalah terkadang tidak dapat mengakomodasi adanya heteroskedastisitas sisaan yang ditandai dengan adanya ketidakstasioneran dalam *varians*. Ketidakstasioneran *varians* dapat menimbulkan adanya pelanggaran asumsi homoskedastisitas pada sisaan.

Pelanggaran asumsi heteroskedastisitas ragam sisaan pada model $ARIMA(p,d,q)$ menyebabkan pendugaan parameter menjadi tidak efisien. Hal ini dikarenakan adanya penduga parameter lain yang memiliki nilai simpangan baku lebih kecil. Oleh karena itu, adanya heteroskedastisitas pada sisaan perlu diatasi agar pemodelan yang dihasilkan memiliki penduga parameter yang efisien. Pemodelan yang lebih kompleks dari model $ARIMA(p,d,q)$ diperlukan untuk mengatasi permasalahan heteroskedastisitas pada sisaan. Pada tahun 1982, Robert Engle mengaplikasikan metode pemodelan ragam sisaan $ARCH(p)$ dan $GARCH(p,q)$. Metode tersebut digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas sisaan yang terdapat pada pemodelan data deret waktu dengan $ARIMA(p,d,q)$.

Menurut Harris dan Sollis (2003:3) model ragam sisaan $ARCH(p)$ dan $GARCH(p,q)$ dapat mengatasi permasalahan seperti korelasi serial, ketidakstasioneran dalam *varians*, dan heteroskedastisitas pada sisaan. Model simultan $ARIMA(p,d,q)$ $ARCH(p)$ dan $GARCH(p,q)$ diharapkan mampu mengatasi masalah heteroskedastisitas sisaan dan ketidakstasioneran *varians* yang terdapat pada data sehingga hasil peramalan yang diperoleh akan lebih baik dan mendekati data aktual.

2.5.1 Model ARCH

Model yang dapat digunakan untuk mengatasi *varians error* yang tidak konstan dalam data *time series* finansial adalah model ARCH(p) yang diperkenalkan pertama kali oleh Engle pada tahun 1982. Pada model ARCH(p), *varians error* (σ_t^2) sangat dipengaruhi oleh *error* di periode sebelumnya (ε_{t-1}^2) (Wei, 2006:368).

Model ARCH(p) merupakan model *varians* yang digunakan untuk peramalan model dengan nilai *mean* yang diestimasi secara bersama-sama dengan model *varians* untuk memperoleh dugaan parameter. Model *mean* yang digunakan dapat berupa model-model ARIMA(p, d, q) (Hamilton, 1994:656).

Menurut Tsay (2005:116) agar lebih spesifikasi, suatu model ARCH(p) diasumsikan sebagai berikut:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (2.8)$$

dengan $\varepsilon_t = \sigma_t X_t$, $X_t \sim i.i.d N(\mu, \sigma^2)$, $\alpha_0 > 0$, dan $\alpha_i \geq 0$ untuk $i > 0$. Pada kenyataannya X_t sering diasumsikan mengikuti distribusi normal baku, maka model ARCH(p) dapat dicirikan dengan $\varepsilon_t = \overline{\sigma}_t^2 X_t$ dengan $\overline{\sigma}_t^2$ sebagai notasi dari *varians* bersyarat dalam persamaan (2.9). Model *varians* yang memenuhi persamaan ARCH(p) adalah model *varians* yang menghubungkan antara *varians error* pada waktu ke- t dengan kuadrat *error* pada waktu sebelumnya.

Menurut Tsay (2005:119) model ARCH(p) memiliki beberapa kelemahan, di antaranya sebagai berikut:

1. Model mengasumsikan bahwa *error* positif dan *error* negatif memiliki pengaruh sama terhadap volatilitas. Padahal dalam kenyataannya sebuah data memberi respon berbeda terhadap *error* positif dan *error* negatif.

2. Model ARCH(p) hanya menyediakan cara mekanis untuk menjelaskan perilaku *varians* bersyarat.
3. Model ARCH(p) merespon secara lambat perubahan yang besar terhadap *return*.
4. Parameter model ARCH(p) terbatas.

2.5.2 Model GARCH

Model GARCH(p, q) yang dikembangkan oleh Bollerslev (1986) merupakan pengembangan dari model ARCH(p). Model ini dikembangkan untuk menghindari orde yang terlalu tinggi pada model ARCH(p) dengan memilih model yang lebih sederhana, sehingga akan menjamin *varians* selalu positif (Enders, 1995:147). Menurut Tsay (2005:132) $\varepsilon_t = X_t - \mu_t$ dikatakan mengikuti model GARCH(p, q) jika:

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{aligned} \quad (2.9)$$

dengan,

$$\varepsilon_t = \sigma_t X_t$$

di mana,

σ_t^2 : *varians* dari *residual* pada waktu ke- t

α_0 : komponen konstanta

α_i : parameter dari ARCH(p)

ε_{t-i}^2 : kuadrat dari *residual* pada waktu $t-i$

β_j : parameter dari GARCH(p, q)

σ_{t-j}^2 : *varians* dari *residual* pada saat $t-j$

dengan $X_t \sim i.i.d N 0,1$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, 2, \dots, p$, $\beta_j \geq 0$, $j = 1, 2, \dots, q$ dan $0 < \alpha_i + \beta_j < 1$.

Persamaan *varians* yang memenuhi persamaan GARCH(p, q) menghubungkan antara *varians residual* pada waktu ke- t dengan *varians residual* pada waktu sebelumnya. *Varians* bersyarat didefinisikan dalam model GARCH(p, q) jika semua koefisien yang berhubungan linier dengan model ARCH(p) selalu positif.

Menurut Bollerslev (1986:311) model GARCH(p, q) yang paling sederhana tetapi paling sering digunakan adalah model GARCH(1,1). Model tersebut secara umum dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.10)$$

dengan,

$\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$ dan $\hat{\alpha}_1 \geq 0$

σ_t^2 : *varians* dari *residual* pada waktu t

α_0 : komponen konstanta

α_1 : parameter pertama dari ARCH(p)

ε_{t-i}^2 : kuadrat dari *residual* pada waktu $t-i$

β_1 : parameter dari GARCH(p, q)

Dalam skripsi Pratama (2011:48) ekspektasi tidak bersyarat dari σ_t^2 terdefinisi (ada nilainya) dan urutannya tidak terbatas dari σ_t^2 konvergen ke $\frac{\alpha_0}{1-\alpha_i-\beta_i}$ dengan syarat $\alpha_1 + \hat{\alpha}_1 < 1$.

Time series stasioner dalam *varians* perlu diberikan batasan pada parameter-parameter dari model GARCH(p, q) maka harus dipenuhi syarat $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ dan $\alpha_1 + \beta_1 < 1$.

Menurut Pratama (2011:53) langkah-langkah analisis data waktu dengan menggunakan model GARCH(p,q) yaitu:

1. Tahap pertama adalah melakukan proses identifikasi dengan memeriksa data hasil pengamatan sudah stasioner atau belum.
2. Langkah selanjutnya yaitu menentukan model *mean* yang cocok dengan mengidentifikasi struktur korelasi yang ditangkap oleh model berdasarkan plot ACF dan PACF.
3. Dilakukan pengujian efek ARCH(p) dengan menggunakan uji *lagrange multiplier*.
4. Kemudian dilakukan estimasi parameter model GARCH(p,q).
5. Setelah diperoleh estimasi parameter model GARCH(p,q) kemudian dilakukan pemeriksaan diagnosa dengan uji *ljung box-pierce*.
6. Setelah diperoleh model GARCH(p,q) yang signifikan kemudian dilakukan pemilihan model yang paling baik dengan membandingkan nilai AIC dan SIC. Model yang paling baik adalah model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang paling kecil.

2.6 Model Univariate GARCH

Model ARCH(p) menyebabkan *varians* saat ini tergantung dari volatilitas beberapa periode sebelumnya (*conditional variance*). Hal ini menimbulkan banyaknya parameter dalam *conditional variance* yang harus diestimasi. Bollerslev (1986) menggeneralisasikan proses ARCH(p) dan memperkenalkan metode GARCH(p,q) di mana *varians* dari *error* terdiri dari 3 komponen yaitu *varians* yang konstan (ω), volatilitas pada periode sebelumnya yang diukur

sebagai *lag* dari *residual* kuadrat persamaan *mean* (ε_{t-q}^2) (ARCH-term) dan peramalan *varians* dari periode sebelumnya (h_{t-p}^2) (GARCH-term). Model tersebut dapat ditulis sebagai berikut:

$$h_t^2 = \omega + \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2 + \dots + \beta_p h_{t-p}^2 \quad (2.11)$$

Proses ini disebut sebagai *Generalized ARCH(p)* dengan orde (p,q) atau GARCH(p,q), di mana α adalah koefisien ARCH(p) dan β koefisien GARCH(p,q). Menurut Bollerslev (1986), bentuk sederhana GARCH(p,q) memberikan deskripsi parsimoni mengenai data dibandingkan model ARCH(p).

Besarnya nilai parameter α dan β menunjukkan *short-run dynamics* dari hasil volatilitas runtun waktu. Makin tinggi β menunjukkan bahwa *shocks* pada *varians* akan membutuhkan waktu lama untuk kembali (*persistence*), sedangkan makin tinggi nilai α menunjukkan bahwa reaksi dari volatilitas sangat intensif.

2.7 Model Multivariate GARCH

2.7.1 Model Constant Conditional Correlation (CCC)

Model *Constant Conditional Correlation* (CCC) diusulkan oleh Bollerslev (1990) dan merupakan model yang paling sederhana di kelasnya. Hal ini didasarkan pada dekomposisi dari matriks kovarian bersyarat menjadi bersyarat standar deviasi dan korelasi. Kemudian, matriks kovarian bersyarat H_t dinyatakan sebagai berikut:

$$H_t = D_t R D_t$$

di mana,

R : matriks korelasi positif yang pasti konstan

D_t : matriks diagonal dengan elemen $\sigma_{i,k}$

D_t adalah matriks diagonal dengan elemen standar deviasi bersyarat ($\sigma_{i,k}$) dan R adalah matriks korelasi bersyarat di mana $R = (\rho_{ij})$ dan $\rho_{ij} = 1, \forall i = j$.

Model CCC GARCH(p,q) ditulis sebagai berikut:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^p \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_{ij} \sigma_{i,t-j}^2 \quad (2.12)$$

di mana,

α_{ij} : koefisien ARCH(p)

β_{ij} : koefisien GARCH(p,q)

Model CCC memiliki parameter lebih sedikit dibandingkan dengan model lainnya. Parameternya kurang dari 10 yaitu $\frac{d(d+1)}{2} + d(p+q)$. Dibandingkan dengan model lain seperti BEKK, DCC dan DVEC model CCC yang memiliki parameter lebih sedikit (Kring, dkk, 2010:14).

2.8 Identifikasi Model

2.8.1 Fungsi Autokorelasi untuk Kuadrat Error

Menurut Enders (2004) fungsi ACF untuk ε_t^2 digunakan untuk membantu identifikasi orde dari model GARCH(p,q). Langkah-langkah pembentukan ACF kuadrat error untuk data dipaparkan sebagai berikut:

1. Melakukan pemodelan data ke dalam bentuk $Y_t = C + \varepsilon_t$ sehingga diperoleh error (ε_t) untuk Y_t yang diperoleh menggunakan rumus $\varepsilon_t = Y_t - C$, kemudian masing-masing error dikuadratkan (ε_t^2).

2. Menghitung fungsi ACF untuk ε_t^2 menggunakan rumus:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)(\hat{\varepsilon}_{t-k}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}^2)^2}$$

dengan ragam dari *error* sebagai berikut:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=1}^T \frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{T}$$

di mana T adalah banyaknya pengamatan.

3. Jika sampel cukup besar, maka untuk menguji proses *white noise* dari $\hat{\rho}_k$ dapat didekati dengan $\pm 2/\sqrt{n}$. Statistik $\hat{\rho}_k$ yang secara individu mempunyai nilai yang lebih besar dari $\pm 2/\sqrt{n}$ mengindikasikan adanya proses ARCH(p) dan GARCH(p, q).

Hipotesis yang digunakan untuk menguji keberadaan efek ARCH(p) dan GARCH(p, q) pada ε_t^2 adalah:

H_0 : tidak terdapat proses ARCH(p) dan GARCH(p, q) (ε_t^2 *white noise*) ($\rho = 0$)

H_1 : terdapat proses ARCH(p) dan GARCH(p, q) (ε_t^2 bukan *white noise*) ($\rho \neq 0$)

Menurut Lo (2003: 41) statistik uji *ljung-box Q* yaitu:

$$Q = T(T + 2) \sum_{k=1}^n \frac{\hat{\rho}_k}{(T - k)}$$

dengan k memiliki banyak lag. H_0 diterima apabila $p \text{ value} > \alpha$. Penolakan H_0 menunjukkan dalam kuadrat *error* tersebut terdapat proses ARCH(p) dan GARCH(p, q).

2.8.2 Fungsi Autokorelasi untuk *Error* yang Dibakukan

Menurut Lo (2003:46) diagnosa model GARCH(p, q) menggunakan fungsi autokorelasi untuk *error* yang dibakukan. *Error* berasal dari model $Y_t = C + \varepsilon_t$ yang dibakukan menggunakan rumus:

$$Z_t = \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{\sigma_t^2}} \text{ atau } Z_t^2 = \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2}$$

sehingga dapat dihitung fungsi autokorelasi untuk *error* yang telah dibakukan dalam memodelkan keragaman data, sehingga tidak terdapat hubungan antar *error* yang dibakukan.

2.9 Kriteria Pemilihan Model

Metode *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz Information Criterion* (SIC) adalah metode yang dapat digunakan untuk memilih model terbaik yang ditemukan oleh Akaike dan Schwartz (Grasa, 1989:68). Kriteria tersebut diperoleh dengan rumus sebagai berikut:

$$AIC = n \ln(\text{jumlah kuadrat sisaan}) + 2p$$

$$SIC = n \ln(\text{jumlah kuadrat sisaan}) + \rho \ln(n)$$

dengan,

ρ : banyaknya parameter yang diduga

n : banyaknya amatan

Model ini dikatakan baik jika memiliki nilai AIC dan SIC yang kecil (Enders, 2004:22).

2.10 Cuaca dan Iklim

Cuaca adalah keadaan udara pada saat tertentu dan di wilayah tertentu yang relatif sempit pada jangka waktu yang singkat. Jangka waktu cuaca bisa hanya beberapa jam saja, misalnya pagi hari, siang hari atau sore hari. Keadaannya dapat berbeda-beda untuk setiap tempat waktu dan tempat. Sedangkan, iklim merupakan keadaan cuaca rata-rata dalam waktu satu tahun yang penyelidikannya dilakukan dalam waktu yang lama dan meliputi wilayah yang luas.

Cuaca dan iklim merupakan dua kondisi yang hampir sama tetapi berbeda pengertian, khususnya terhadap kurun waktu. Cuaca merupakan bentuk awal yang dihubungkan dengan penafsiran dan pengertian akan kondisi fisik udara sesaat pada suatu lokasi dan suatu waktu. Sedangkan, iklim merupakan kondisi lanjutan yang merupakan kumpulan dari kondisi cuaca disusun dan dihitung dalam bentuk rata-rata kondisi cuaca dalam kurun waktu tertentu. Ilmu cuaca atau meteorologi adalah ilmu pengetahuan yang mengkaji peristiwa-peristiwa cuaca dalam jangka waktu dan ruang terbatas. Jadi, ilmu iklim atau klimatologi adalah ilmu pengetahuan yang juga mengkaji tentang gejala-gejala cuaca tetapi sifat-sifat dan gejala-gejala tersebut mempunyai sifat umum dalam jangka waktu dan daerah yang luas di atmosfer permukaan bumi (Winarso, 2003:34).

2.10.1 Unsur-unsur Cuaca dan Iklim

Terdapat beberapa unsur yang mempengaruhi keadaan cuaca dan iklim suatu daerah atau wilayah, yaitu curah hujan, temperatur, kelembaban udara, tekanan udara, rata-rata penyinaran matahari dan kecepatan angin (Nasir & Koetryono, 1990:24). Berikut adalah penjelasan dari unsur-unsur tersebut:

1. Curah Hujan

Curah hujan adalah jumlah air hujan yang turun pada suatu daerah dalam waktu tertentu. Alat untuk mengukur banyaknya curah hujan disebut *rain gauge*. Curah hujan diukur dalam harian, bulanan, dan tahunan. Besaran curah hujan dinyatakan dengan milimeter (mm). Curah hujan yang jatuh di wilayah Indonesia dipengaruhi oleh beberapa faktor di antaranya:

- a. Bentuk medan atau topografi
- b. Arah lereng medan
- c. Arah angin yang sejajar dengan garis pantai
- d. Jarak perjalanan angin di atas medan datar

2. Temperatur

Temperatur adalah derajat panas dari aktivitas molekul dalam atmosfer atau udara yang timbul karena adanya radiasi panas matahari yang diterima bumi. Besaran temperatur dinyatakan dengan derajat celcius ($^{\circ}\text{C}$). Tingkat penerimaan panas oleh bumi dipengaruhi oleh beberapa faktor di antaranya:

- a. Sudut datang sinar matahari yaitu sudut yang dibentuk oleh permukaan bumi dengan arah datangnya sinar matahari. Semakin kecil sudut datang sinar matahari, maka semakin sedikit panas yang diterima oleh bumi dibandingkan sudut yang datangnya tegak lurus.
- b. Semakin lama waktu penyinaran matahari maka semakin banyak panas yang diterima bumi.
- c. Keadaan muka bumi (daratan dan lautan). Daratan cepat menerima panas dan cepat pula melepaskannya sedangkan sifat lautan kebalikan dari sifat daratan.

- d. Banyak sedikitnya awan mempengaruhi panas yang diterima bumi. Semakin banyak atau semakin tebal awan maka semakin sedikit pula panas yang diterima bumi.

3. Kelembaban Udara

Unsur selanjutnya yang dapat berpengaruh terhadap cuaca dan iklim di suatu tempat adalah kelembaban udara. Kelembaban udara adalah banyaknya uap air yang terkandung dalam massa udara pada waktu dan tempat tertentu. Uap air dalam udara itu berasal dari penguapan. Sedangkan penguapan itu sendiri adalah perubahan fase cair menjadi fase uap air yang ringan dan akan naik ke atmosfer. Dalam atmosfer uap air dan kadar uap air ini selalu berubah-ubah tergantung pada temperatur udara setempat. Setiap tempat memiliki kadar air dalam udara yang berbeda-beda. Air tersebut menguap dan bercampur dengan udara yang ada di sekitarnya. Sebagian uap air membentuk awan yang dapat menjadi hujan. Alat untuk mengukur kelembaban udara disebut *psychrometer* atau *hygrometer*. Besaran kelembaban udara dinyatakan dengan persentase (%).

4. Tekanan Udara

Selain temperatur udara, unsur cuaca dan iklim yang lain adalah tekanan udara. Tekanan udara adalah suatu gaya yang timbul akibat adanya berat dari lapisan udara. Besarnya tekanan udara di setiap tempat pada suatu saat berubah-ubah. Semakin tinggi suatu tempat dari permukaan laut maka semakin rendah tekanan udaranya. Hal ini disebabkan karena semakin berkurangnya udara yang menekan. Besaran tekanan udara dinyatakan dengan milibars (mbs).

5. Rata-rata Penyinaran Matahari

Semakin lama matahari bersinar maka semakin banyak panas yang diterima bumi. Alat pengukur suhu udara disebut *termometer*. Daratan akan cepat menjadi panas dibandingkan dengan air atau laut. Pada siang hari, suhu daratan cepat menjadi panas tetapi pada malam hari daratan cepat menjadi dingin. Besaran rata-rata penyinaran matahari dinyatakan dengan persentase (%).

6. Kecepatan Angin

Kecepatan angin dapat diukur dengan suatu alat yang disebut *anemometer*. Besaran kecepatan angin dinyatakan dengan knot. Kecepatan angin dapat ditentukan oleh beberapa faktor di antaranya:

- a. Besar kecilnya gradien barometrik.
- b. Relief permukaan bumi
- c. Ada tidaknya tumbuh-tumbuhan
- d. Tinggi dari permukaan tanah

2.10.2 Pengukuran Curah Hujan

Pengukuran curah hujan akan menghasilkan akumulasi curah hujan yang sebenarnya. Pengukuran ini memiliki beberapa kendala dalam hal kerapatan jaringan karena wilayah tropis merupakan wilayah konvektif yang dicirikan dengan curahan yang banyak namun pada luasan yang sempit. Oleh karena itu, kerapatan jaringan yang tinggi sangat diperlukan untuk mencatat data curah hujan (Arkin dan Meisner, 1987). Sedangkan dalam kenyataannya dapat dilihat bahwa jumlah jaringan stasiun curah hujan tidak banyak dan tidak tersebar secara merata. Sedangkan pengukuran curah hujan dengan satelit meteorologi memberikan pandangan baru dalam melakukan observasi cuaca. Daerah terpencil yang tidak

memiliki jaringan stasiun hujan tidak mampu melakukan monitor cuaca (Pratama, 2011:18).

2.11 Mengkaji Model Multivariat GARCH-M dalam Pandangan Islam

Mencari ilmu merupakan suatu kewajiban setiap muslim, begitu juga dengan mendalami suatu ilmu juga merupakan kewajiban setiap muslim. Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat al-Baqarah/2:269, yaitu:

يُؤْتِي الْحِكْمَةَ مَنْ يَشَاءُ ۚ وَمَنْ يُؤْتَ الْحِكْمَةَ فَقَدْ أُوتِيَ خَيْرًا كَثِيرًا ۗ وَمَا يَذَّكَّرُ إِلَّا أُولُو

الْأَلْبَابِ ﴿٢٦٩﴾

“Allah menganugerahkan al-Hikmah (kefahaman yang dalam tentang al-Quran dan as-Sunnah) kepada siapa yang dikehendaki-Nya. Dan barang siapa yang dianugerahi hikmah, ia benar-benar telah dianugerahi karunia yang banyak. Dan hanya orang-orang yang berakallah yang dapat mengambil pelajaran (dari firman Allah)” (QS. al-Baqarah/2:269).

Pada ayat tersebut dijelaskan bahwa hikmah adalah ilmu-ilmu yang bermanfaat, pengetahuan, pemikiran yang matang dan terciptanya kebenaran dalam perkataan maupun perbuatan. Hal tersebut merupakan pemberian yang paling utama dan sebaik-baiknya karunia. Karunia tersebut diberikan karena telah mampu keluar dari gelap kebodohan kepada cahaya petunjuk, dari kependiran penyimpangan dalam perkataan dan perbuatan menuju tepatnya kebenaran. Terciptanya kebenaran menyempurnakan diri dengan kebajikan yang agung dan bermanfaat untuk makhluk dengan manfaat yang paling besar dalam agama dan dunia.

Ayat selanjutnya Allah Swt. mengingatkan kepada manusia agar mengkaji ilmu mengenai pergantian siang dan malam begitu juga hujan yang silih berganti setiap waktu. Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat al-Jatsiyah/45:5, yaitu:

وَآخْتَلَفِ اللَّيْلِ وَالنَّهَارِ وَمَا أَنْزَلَ اللَّهُ مِنَ السَّمَاءِ مِنْ رِزْقٍ فَأَحْيَا بِهِ الْأَرْضَ بَعْدَ مَوْتِهَا وَتَصْرِيْفِ
الرَّيْحِ ء آيَةٌ لِّقَوْمٍ يَعْقِلُونَ ﴿٥﴾

“Dan pada pergantian malam dan siang dan hujan yang diturunkan Allah dari langit lalu dihidupkan-Nya dengan air hujan itu bumi sesudah matinya, dan pada perkisaran angin terdapat tanda-tanda (kekuasaan Allah) bagi kaum yang berakal” (QS. Al-Jatsiyah/45:5).

Ayat tersebut menyiratkan bahwa Allah Swt. membimbing makhluk-Nya untuk bertafakkur (memikirkan) berbagai nikmat dan kekuasaan-Nya yang agung. Diciptakan langit dan bumi serta berbagai macam makhluk dengan segala macam jenis dan rupa yang ada di antara keduanya, baik dari kalangan malaikat, jin, manusia binatang, burung dan lain-lain. Adanya pergantian siang dan malam yang silih berganti dan gelap yang ditimbulkan malam serta sinar terang saat siang. Allah Swt. juga menurunkan awan menjadi hujan pada saat dibutuhkan yang disebut sebagai rizki.

Kedua ayat tersebut menegaskan bahwa mencari ilmu merupakan kewajiban bagi setiap muslim dan Allah Swt. mengingatkan kepada manusia untuk mengkaji ilmu. Terutama dalam hal ini mengenai hujan yang silih berganti setiap waktu. Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat al-Luqman/31:34, yaitu:

إِنَّ اللَّهَ عِنْدَهُ عِلْمُ السَّاعَةِ وَيُنزِلُ الْغَيْثَ وَيَعْلَمُ مَا فِي الْأَرْحَامِ وَمَا تَدْرِي
نَفْسٌ مَّاذَا تَكْسِبُ غَدًا وَمَا تَدْرِي نَفْسٌ بِأَيِّ أَرْضٍ تَمُوتُ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ

خَيْرٌ ﴿٣٤﴾

“Sesungguhnya Allah, hanya pada sisi-Nya sajalah pengetahuan tentang hari Kiamat; dan Dia-lah yang menurunkan hujan, dan mengetahui apa yang ada dalam rahim. dan tiada seorangpun yang dapat mengetahui (dengan pasti) apa

yang akan diusahakannya besok. dan tiada seorangpun yang dapat mengetahui di bumi mana Dia akan mati. Sesungguhnya Allah Maha mengetahui lagi Maha Mengenal” (QS. al-Luqman/31:34).

Manusia itu tidak dapat mengetahui dengan pasti apa yang akan diusahakannya besok atau yang akan diperolehnya. Namun demikian mereka diwajibkan berusaha. Hal-hal ghaib hanya diketahui oleh Allah Swt. dan oleh orang atau malaikat yang diberitahukan oleh-Nya. Pengetahuan tentang hari kiamat, tiada seorangpun bahkan nabi dan malaikat akan mengetahui kapan hari kiamat itu datang. Begitu pula turunnya hujan hanya Allah Swt. yang mengetahuinya dan siapa yang ditugaskan menurunkannya di antara para malaikat-Nya. Demikian pula hanya Allah Swt. yang mengetahui apa yang ada di dalam rahim seorang perempuan dan apa yang akan diusahakan atau diperoleh seseorang di hari esok dan di mana seseorang akan menemui ajalnya (Salim & Said, 1990:268).

Oleh karena itu, penulis berusaha mempelajari mengenai hujan dengan memodelkannya dalam bentuk model matematika. Model yang digunakan pada penulisan skripsi ini yaitu multivariat GARCH(p,q)-M. Model tersebut merupakan kombinasi antara dua model, di antaranya model multivariat GARCH(p,q) dan model GARCH *in mean*. Kombinasi keduanya tercantum pada tafsir surat as-Syuraa/42:63 sebagai berikut:

وَأَلَّفَ بَيْنَ قُلُوبِهِمْ^ع لَوْ أَنفَقْتَ مَا فِي الْأَرْضِ جَمِيعًا مَّا أَلَّفْتَ بَيْنَ قُلُوبِهِمْ
وَلَكِنَّ اللَّهَ أَلَّفَ بَيْنَهُمْ^ع إِنَّهُ عَزِيزٌ حَكِيمٌ ﴿٦٣﴾

“Dan yang mempersatukan hati mereka (orang-orang yang beriman), walaupun kamu membelanjakan semua (kekayaan) yang berada di bumi, niscaya kamu tidak dapat mempersatukan hati mereka, akan tetapi Allah telah mempersatukan hati

mereka. Sesungguhnya Dia Maha gagah lagi Maha Bijaksana” (QS. as-Syuraa/42:63).

Tafsir ayat tersebut oleh Quraish Shihab menjelaskan bahwa Allah Swt. telah menyatukan kedua kelompok itu dalam satu ikatan, setelah sebelumnya mereka saling bermusuhan dan terpecah belah. Seperti pada kedua model $GARCH(p,q)$ yang kemudian dibuat menjadi satu model menjadi satu yaitu multivariat $GARCH(p,q)$ -M.



2. BAB III

3. METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan yang digunakan pada penelitian ini yaitu pendekatan deskriptif kuantitatif dan studi literatur. Pendekatan deskriptif kuantitatif merupakan salah satu jenis penelitian yang menggunakan beberapa penjelasan spesifik secara sistematis, terencana, dan terstruktur dengan jelas. Sedangkan studi literatur pada penelitian ini merupakan metode kajian kepustakaan berbagai literatur ilmu pengetahuan yang ada seperti buku dan bahan bacaan lainnya.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder adalah data yang telah dikumpulkan oleh lembaga pengumpul data dan dipublikasikan kepada masyarakat pengguna data (Kuncoro, 2009:149). Sumber data yang digunakan berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Mojokerto yang terletak di Jalan Meri No.7 Kota Mojokerto, Telp (0321) 324-261. Data yang diambil yaitu data curah hujan bulanan Januari 2010 sampai Desember 2012. Data tersebut berdasarkan data yang dimiliki BPS Kota Mojokerto.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini bersifat multivariat. Variabel penelitian dibagi menjadi dua, yaitu variabel respon adalah curah hujan (y) dan

variabel prediktor yang meliputi, temperatur (X_1), kelembaban udara (X_2), tekanan udara (X_3), rata-rata penyinaran matahari (X_4) dan kecepatan angin (X_5).

3.4 Tahap Analisis Data

Sesuai dengan tujuan penelitian dan jenis data yang akan digunakan terdapat dua tahap analisis yaitu:

1. Model multivariat GARCH(p,q)-M
 - a. Memperkirakan model GARCH(p,q) pertama tanpa *varians* bersyarat dalam model persamaan *mean*.
 - b. Menghasilkan *varians* bersyarat.
 - c. Membuat sistem GARCH(p,q) dengan menempatkan istilah *varians* bersyarat dari sistem pertama dalam persamaan *mean*.
 - d. Mendapatkan model multivariat GARCH(p,q)-M.
2. Penerapan data curah hujan pada model multivariat GARCH(p,q)-M dengan bantuan *software eviws*
 - a. Identifikasi data curah hujan Kota Mojokerto dengan statistika deskriptif.
 - b. Melakukan plot data asli untuk mengetahui pola data dan memeriksa kestasioneran data asli terhadap ragam *mean* dan *varians*.
 - c. Identifikasi model ARIMA(p,d,q) sementara dengan memeriksa plot ACF dan PACF dari data yang stasioner, serta menentukan banyaknya *differencing* yang dilakukan terhadap data untuk mencapai stasioner.
 - d. Pendugaan parameter model ARIMA(p,d,q).
 - e. Pemilihan model ARIMA(p,d,q) terbaik dengan melihat nilai AIC dan SIC terkecil.

- f. Uji kelayakan model $ARIMA(p,d,q)$ dengan uji asumsi kenormalan.
 - g. Melakukan uji asumsi heteroskedastisitas. Jika pada data tersebut terdapat masalah heteroskedastisitas maka diduga model tersebut mengikuti model $ARCH(p)$ dan $GARCH(p,q)$.
 - h. Pendugaan parameter model $GARCH(p,q)$.
 - i. Pemilihan model $GARCH(p,q)$ terbaik dengan melihat nilai AIC dan SIC terkecil.
 - j. Uji kelayakan model $GARCH(p,q)$ dengan uji asumsi kenormalan.
 - k. Model terbaik yang didapat dilakukan dengan $ARCH(p)$ -M pada *software eviews* yang telah tersedia.
3. Kesimpulan model multivariat $GARCH$ -M pada data curah hujan Kota Mojokerto

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Proses Memodelkan Multivariat GARCH-M

Jika memasukkan *varians* bersyarat ke dalam persamaan *mean* maka akan mendapatkan model GARCH *in Mean* atau GARCH(p,q)-M. Model tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Y_t | F_{t-1} \sim N(0, h), t = 1, 2, \dots, T$$

di mana,

$$\begin{aligned} Y_t &= \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \sigma_t^2 + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 + \varepsilon_t \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (4.1)$$

dengan α_i dan β_j adalah konstan.

Perumusan dari model GARCH(p,q)-M pada persamaan di atas menyatakan bahwa ada serial korelasi dalam deret *return* Y_t (Sufianti, 2011:32).

Persamaan (4.1) merupakan salah satu dari persamaan univariat GARCH(p,q). Pada persamaan multivariat GARCH(p,q) terdapat beberapa persamaan di mana variabel yang digunakan lebih dari satu. Salah satu yang sesuai dengan persamaan (4.1) adalah model CCC. Oleh karena itu, penulis menggunakan model CCC yang diusulkan oleh Bollerslev (1990) karena sesuai dengan persamaan (4.1), yaitu:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^p \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_{ij} \sigma_{i,t-j}^2 \quad (4.2)$$

di mana α_{ij} merupakan efek ARCH(p) dan β_{ij} merupakan efek GARCH(p,q).

Kedua persamaan (4.1) dan (4.2) sama-sama memiliki kuadrat dari *residual* dan *varians* yang sama. Hal ini berakibat persamaan (4.1) dan (4.2) sudah sesuai untuk digabungkan menjadi model multivariat GARCH(p,q)-M.

Koefisien α_0 pada model GARCH(p,q)-M dan ω_i pada model CCC merupakan konstanta. Keduanya dapat disimbolkan dengan ω_i . Selain itu, koefisien ARCH(p) dan GARCH(p,q) pada kedua model bersesuaian. Sehingga model multivariat GARCH(p,q)-M dapat ditulis sebagai berikut:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^p \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_{ij} \sigma_{i,t-j}^2 + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

di mana:

α_{ij} : koefisien ARCH(p)

β_{ij} : koefisien GARCH(p,q)

ε_t : nilai *error* dari model multivariat GARCH(p,q)-M

$\varepsilon_{i,t-i}^2$: kuadrat *residual* pada saat $t-i$

$\sigma_{i,t-j}^2$: *varians residual* pada saat $t-j$

4.2 Penerapan Data Curah Hujan pada Model MGARCH-M dengan Bantuan *Software Eviews*

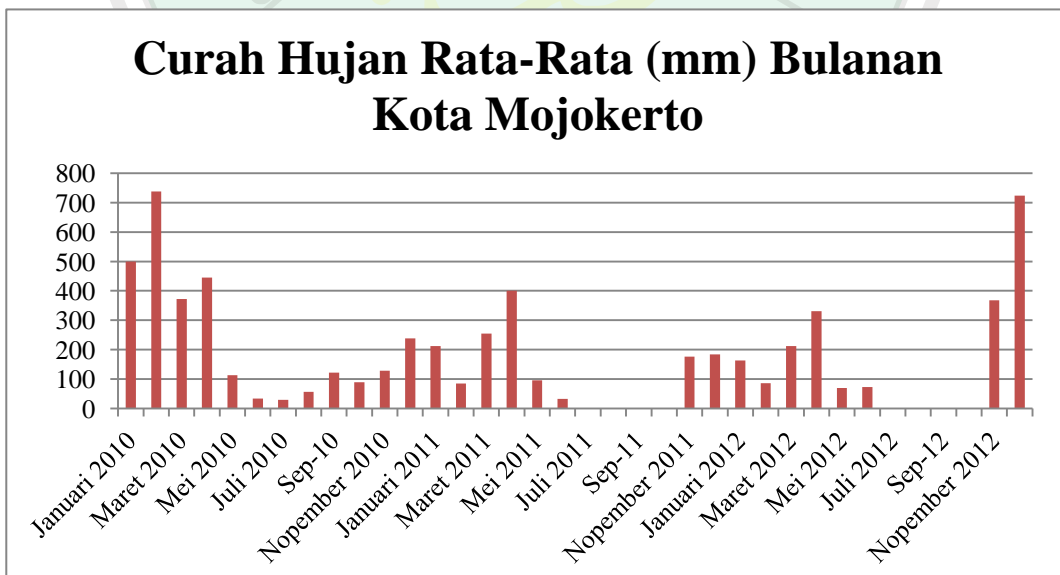
4.2.1 Deskripsi Data

Curah hujan mengalami perbedaan fluktuasi setiap waktu. Hal tersebut disebabkan adanya dua musim yaitu musim hujan dan musim kemarau. Beberapa tahun terakhir curah hujan tidak hanya ditentukan karena musim hujan. Faktor-faktor lain mempengaruhi di antaranya kondisi bumi yang sudah tidak sama seperti dulu akibat pemanasan global dan kerusakan lingkungan. Oleh karena itu iklim di Indonesia kini sulit diprediksi.

Dalam memprediksi curah hujan dapat dilakukan dengan banyak cara. Selain dengan mengamati kondisi alam terdapat cara lain yaitu dengan melakukan perhitungan menggunakan peramalan. Peramalan dilakukan dengan mengamati data curah hujan pada waktu lampau yang kemudian digunakan untuk memprediksi curah hujan pada waktu yang akan datang.

Pada penelitian ini model multivariat GARCH(p,q)-M diterapkan pada data bulanan curah hujan Kota Mojokerto tahun 2010-2012. Variabel yang diteliti yaitu curah hujan sebagai respon (y) dan variabel temperatur (X_1), kelembaban udara (X_2), tekanan udara (X_3), rata-rata penyinaran matahari (X_4), dan kecepatan angin (X_5) sebagai variabel bebasnya.

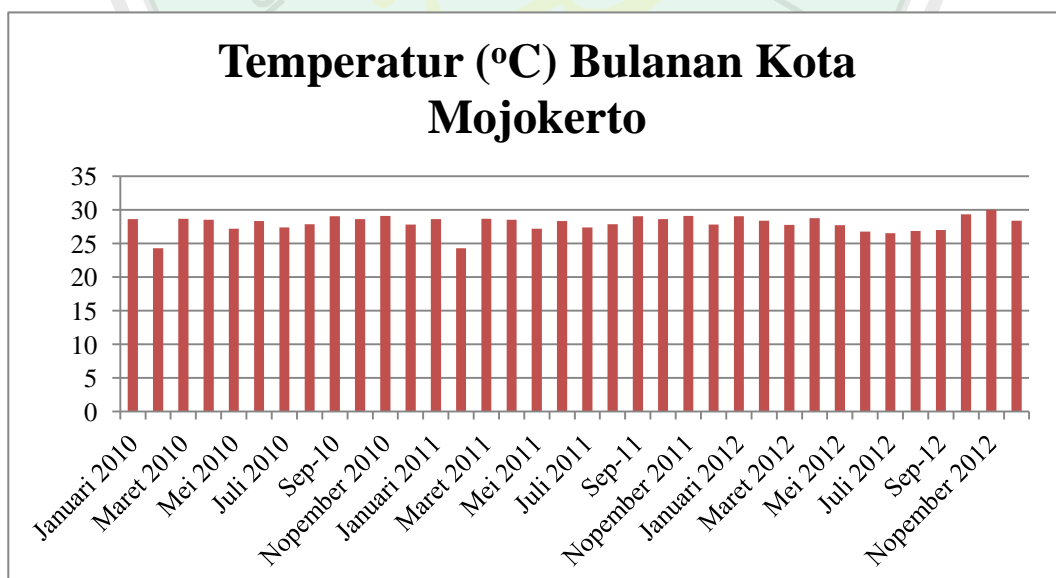
Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data sekunder yang bersumber dari BPS Kota Mojokerto tahun 2010-2012, di mana grafik pola sebaran data untuk curah hujan bulanan Kota Mojokerto dapat ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 4.1 Grafik Sebaran Data Curah Hujan Rata-rata Bulanan (y) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

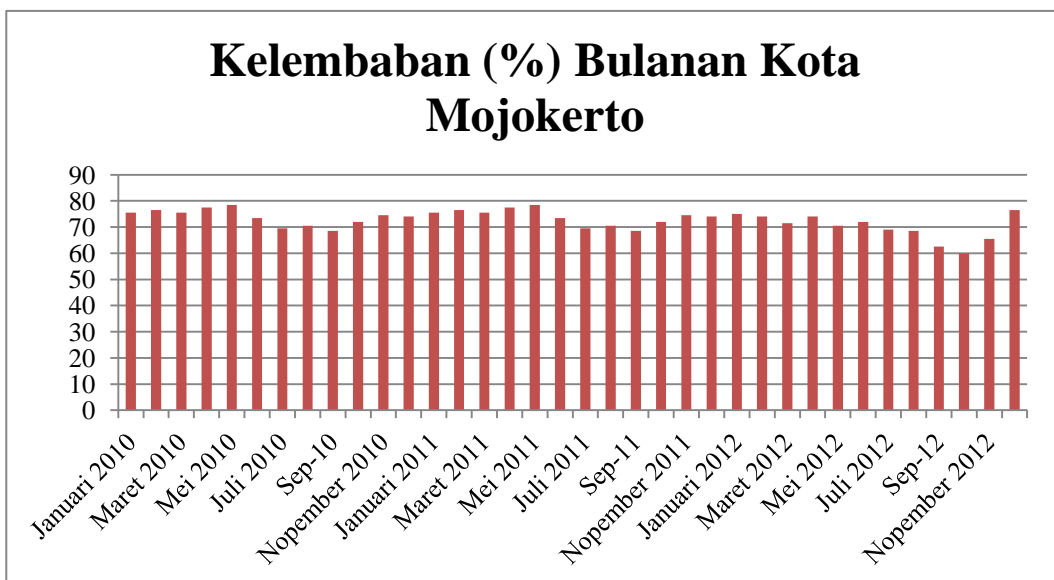
Dari Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa curah hujan rata-rata Kota Mojokerto mulai mengalami kenaikan cukup tinggi pada awal bulan di tahun 2010 dan mengalami titik puncak pada bulan Februari 2010 sebanyak 738 mm per tahun. Selanjutnya curah hujan pada bulan Maret 2010 hingga November 2012 mengalami fluktuasi yang tidak signifikan. Bulan Juli, Agustus, September dan Oktober pada tahun 2011 dan 2012 di wilayah Kota Mojokerto sama sekali tidak terjadi hujan. Sedangkan bulan Desember 2012 curah hujan kembali meningkat sebesar 724 mm per tahun. Hal ini menunjukkan bahwa curah hujan Kota Mojokerto tidak stabil sehingga terdapat kemungkinan bahwa data curah hujan bersifat heteroskedastisitas.

Berdasarkan tinggi rendahnya jumlah curah hujan setiap bulan di Kota Mojokerto, maka terdapat variabel-variabel yang mempengaruhinya. Variabel pertama yang mempengaruhinya adalah variabel temperatur yang ada di wilayah Kota Mojokerto.



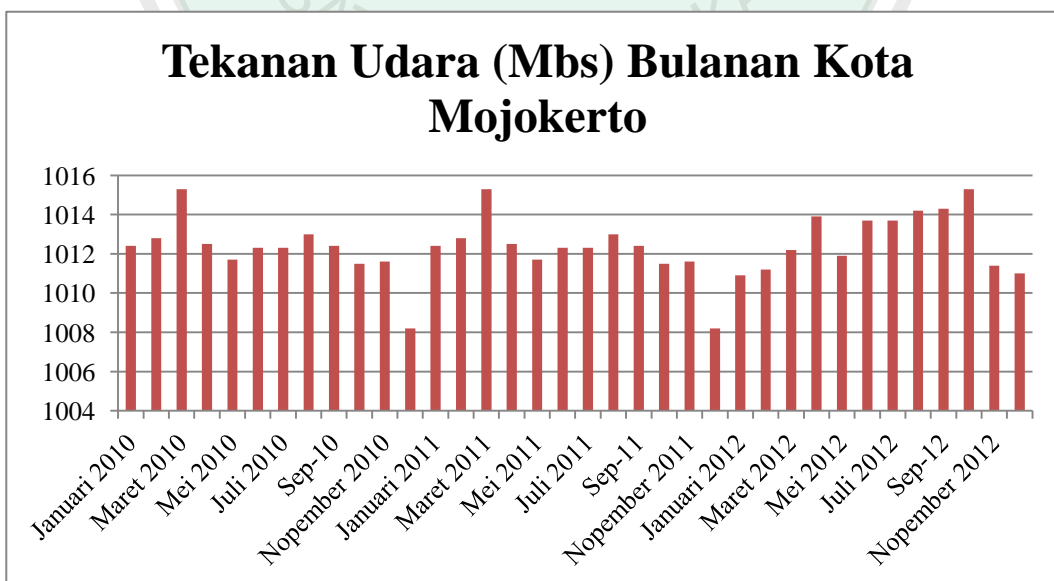
Gambar 4.2 Grafik Sebaran Data Temperatur Bulanan (X_1) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa temperatur di wilayah Kota Mojokerto dikategorikan wilayah dengan temperatur cukup stabil yaitu berada pada kisaran 22°C hingga 30°C.



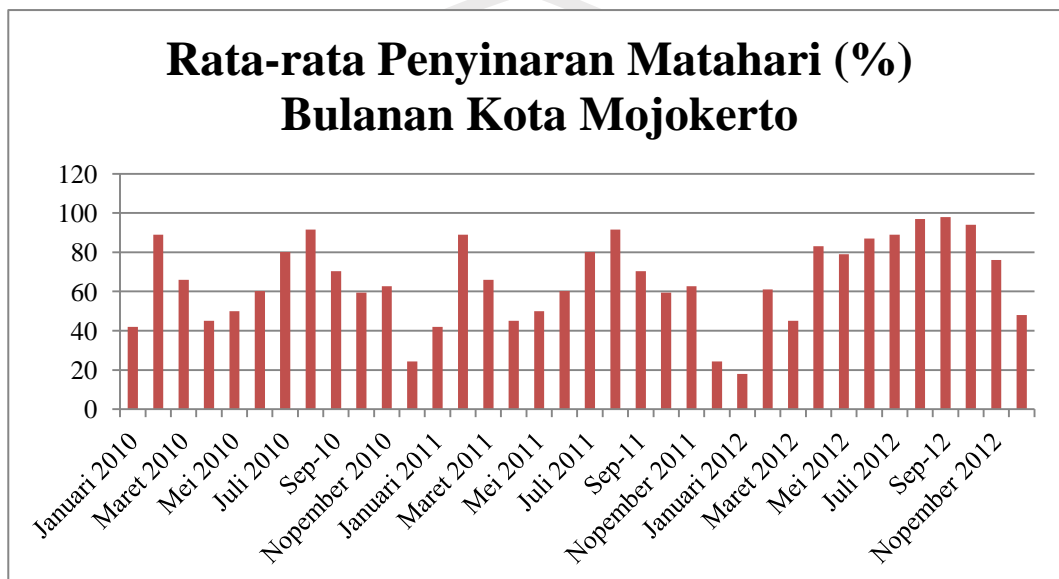
Gambar 4.3 Grafik Sebaran Data Kelembaban Bulanan (X_2) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa kelembaban udara di wilayah Kota Mojokerto dikategorikan memiliki kelembaban udara yang stabil setiap bulannya.



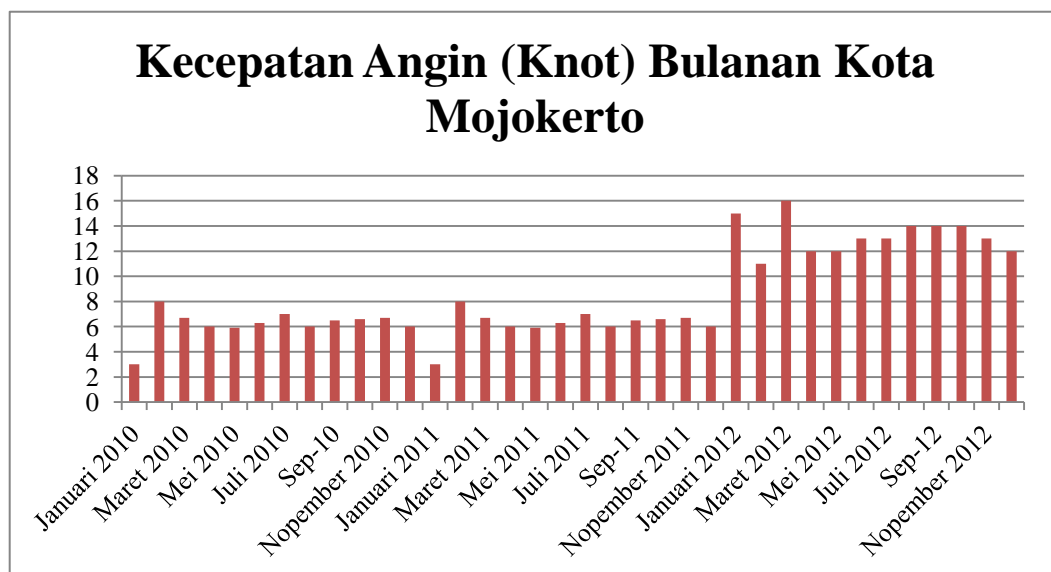
Gambar 4.4 Grafik Sebaran Data Tekanan Udara Bulanan (X_3) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa tekanan udara di wilayah Kota Mojokerto memiliki fluktuasi yang tinggi. Namun setiap bulan Desember tekanan udara berkurang. Variabel selanjutnya yang mempengaruhi curah hujan yaitu rata-rata penyinaran matahari.



Gambar 4.5 Grafik Sebaran Rata-Rata Penyinaran Matahari Bulanan (X_4) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa penyinaran matahari mengalami fluktuasi data yang tidak signifikan. Penyinaran matahari di wilayah Kota Mojokerto mempengaruhi temperatur udara. Ketinggian tempat juga mempengaruhi banyaknya penyinaran matahari. Oleh karena itu, semakin tinggi penyinaran matahari di wilayah Kota Mojokerto dapat dipastikan curah hujan juga mengalami penurunan.



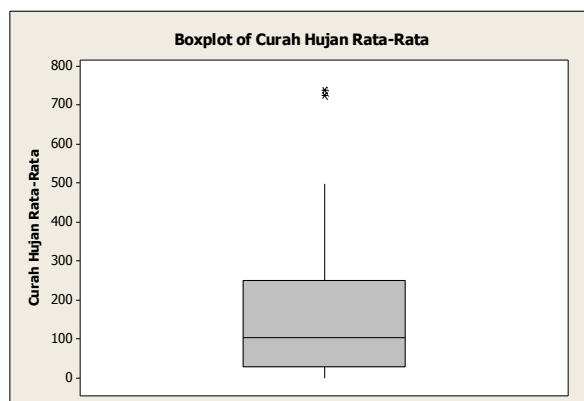
Gambar 4.6 Grafik Sebaran Data Kecepatan Angin Bulanan (X_s) Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Variabel terakhir yang mempengaruhi curah hujan yaitu kecepatan angin.

Wilayah Kota Mojokerto dapat dikatakan tidak begitu luas. Oleh karena itu, kecepatan angin yang tinggi dapat mempengaruhi jumlah curah hujan yang ada.

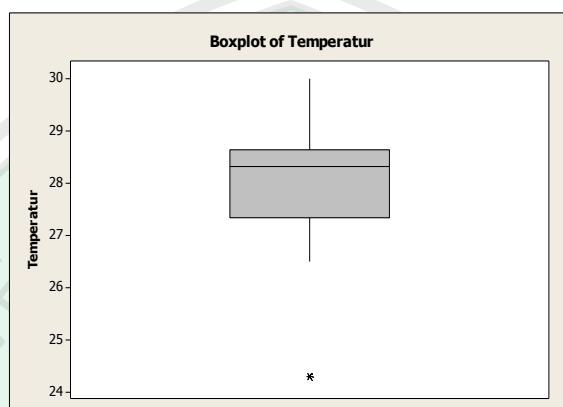
4.2.2 Identifikasi *Outlier*

Identifikasi *outlier* dengan metode grafik adalah dengan menggunakan *boxpot*. Identifikasi ini dilakukan untuk mengetahui ada tidaknya pencilan pada data. Pada *boxpot*, *outlier* disimbolkan dengan (*). Jika simbol tersebut muncul pada *boxpot* maka terdapat pencilan pada data. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan *software Minitab 14* adalah sebagai berikut:



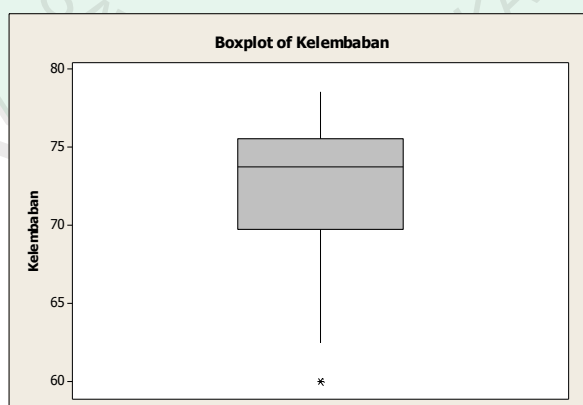
Gambar 4.7 *Boxpot* Variabel Curah Hujan (y)

Dari Gambar 4.7 dapat diketahui bahwa pada variabel curah hujan terdapat *outlier*, tepatnya dua *outlier*. Curah hujan memiliki nilai *median* sebesar 104,5, nilai Q_1 sebesar 30,8 dan nilai Q_3 sebesar 251,0. Sebaran data pada variabel curah hujan tidak simetris, melainkan ke arah kanan (*positively skewness*).



Gambar 4.8 *Boxpot* Variabel Temperatur (X_1)

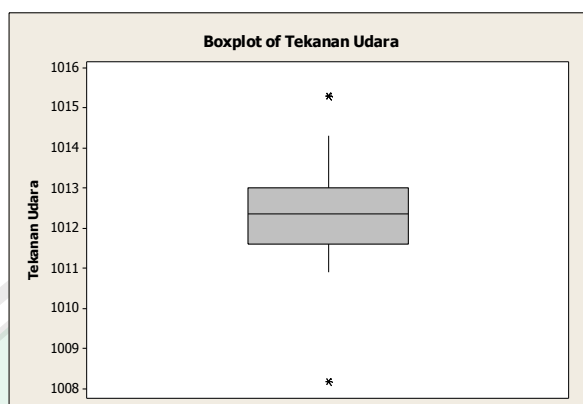
Dari Gambar 4.8 dapat diketahui bahwa pada variabel temperatur terdapat *outlier*, tepatnya satu *outlier*. Temperatur memiliki nilai *median* sebesar 28,350, nilai Q_1 sebesar 27,350 dan nilai Q_3 sebesar 28,650. Sebaran data pada variabel temperatur tidak simetris, melainkan ke arah kiri (*negatively skewness*).



Gambar 4.9 *Boxpot* Variabel Kelembaban (X_2)

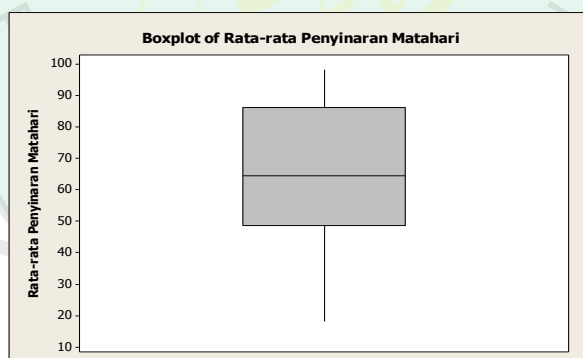
Dari Gambar 4.9 dapat diketahui bahwa pada variabel kelembaban terdapat *outlier*, tepatnya satu *outlier*. Kelembaban memiliki nilai *median* sebesar

73,750, nilai Q_1 sebesar 69,750 dan nilai Q_3 sebesar 75,500. Sebaran data pada variabel kelembaban tidak simetris, melainkan ke arah kiri (*negatively skewness*).



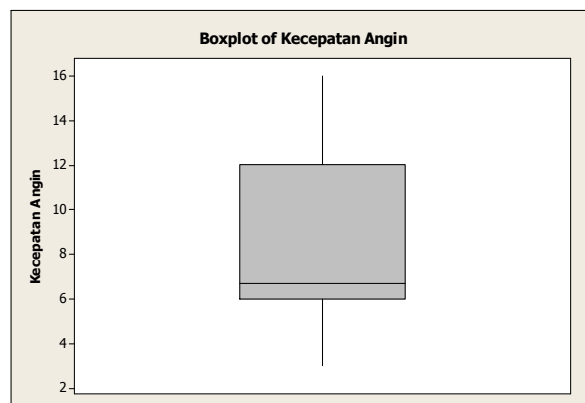
Gambar 4.10 *Boxpot* Variabel Tekanan Udara (X_3)

Dari Gambar 4.10 dapat diketahui bahwa pada variabel tekanan udara terdapat *outlier*, tepatnya dua *outlier*. Tekanan udara memiliki nilai *median* sebesar 1012,4, nilai Q_1 sebesar 1011,6 dan nilai Q_3 sebesar 1013,0. Sebaran data pada variabel tekanan udara tidak simetris, melainkan ke arah kiri (*negatively skewness*).



Gambar 4.11 *Boxpot* Variabel Penyinaran Matahari (X_4)

Dari Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa pada variabel penyinaran matahari tidak terdapat *outlier*. Penyinaran matahari memiliki nilai *median* sebesar 64,35, nilai Q_1 sebesar 48,50 dan nilai Q_3 sebesar 86,00. Sebaran data pada variabel tekanan udara tidak simetris, melainkan ke arah kiri (*negatively skewness*).

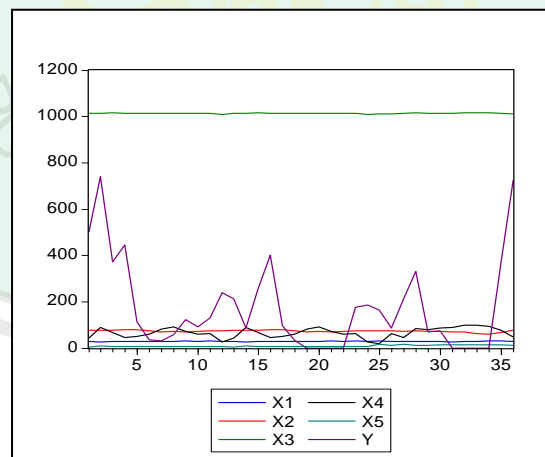


Gambar 4.12 *Boxpot* Variabel Kecepatan Angin (X_5)

Dari Gambar 4.12 dapat diketahui bahwa pada variabel kecepatan angin tidak terdapat *outlier*. Kecepatan angin memiliki nilai *median* sebesar 6,700, nilai Q_1 sebesar 6,000 dan nilai Q_3 sebesar 12,000. Sebaran data pada variabel kecepatan angin simetris.

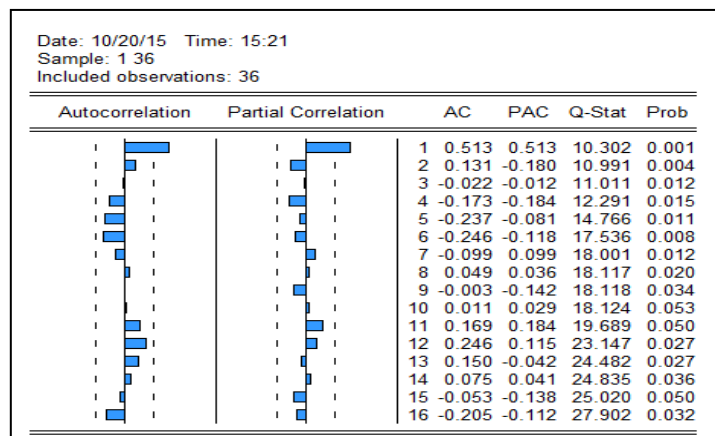
4.2.3 Identifikasi Model ARIMA

4.2.3.1 Plot Data Asli



Gambar 4.13 Plot Data Asli Curah Hujan (y), Temperatur (X_1), Kelembaban Udara (X_2), Tekanan Udara (X_3), Rata-rata Penyinaran Matahari (X_4), dan Kecepatan Angin (X_5) Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.13 dapat dilihat bahwa plot data memiliki *mean* dan *varians* tidak konstan. Oleh karena itu, data dikatakan tidak stasioner berdasarkan plot data. Selanjutnya dilakukan uji stasioner dengan menggunakan korelogram.



Gambar 4.14 Korelogram Data Observasi Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Dari Gambar 4.14 dapat dilihat nilai ACF mendekati 0, maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner.

4.2.3.2 Model ARIMA Sementara

Model $ARIMA(p,d,q)$ diperoleh dengan menduga model sementara. Selanjutnya dari beberapa model sementara dipilih model terbaik dengan menggunakan AIC dan SIC. Model terbaik $ARIMA(p,d,q)$ merupakan model yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil.

1. AR(1)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model AR(1) diperoleh nilai koefisien ω_i sebesar 0,622877 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 3,713887. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang sangat kecil yaitu sebesar 0,0009. Sehingga diperoleh model AR(1) sebagai berikut:

$$X_t = 0,622877 X_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan nilai AIC sebesar 12,92038 dan nilai SIC sebesar 13,23145.

2. MA(1)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model MA(1) diperoleh nilai koefisien θ_i sebesar 0,958713 dengan nilai statistik z -nya

signifikan yaitu sebesar 34,93121. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang sangat kecil yaitu sebesar 0,0000. Sehingga diperoleh model MA(1) sebagai berikut:

$$X_t = 0,622877 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan nilai AIC sebesar 12,89519 dan nilai SIC sebesar 13,20309.

3. ARIMA(1,0,1)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model ARIMA(1,0,1) diperoleh:

- a. Nilai koefisien ω_i sebesar 0,687509 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 4,565768. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang sangat kecil yaitu sebesar 0,0001.
- b. Nilai koefisien θ_j sebesar -0,376688, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar -1,408631 dengan nilai probabilitas sebesar 0,1704.

Sehingga diperoleh model ARIMA(1,0,1) sebagai berikut:

$$X_t = 0,687509X_{t-1} + 0,376688\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan nilai AIC sebesar 12,93632 dan nilai SIC sebesar 13,29183.

4. AR(2)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model AR(1) diperoleh nilai koefisien ω_i sebesar 0,180122 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1.191801. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya sebesar 0,2437. Sehingga diperoleh model AR(2) sebagai berikut:

$$X_t = 0,180122 X_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan nilai AIC sebesar 12,75086 dan nilai SIC sebesar 13,06511. Nilai AIC dan SIC yang diperoleh menunjukkan adanya kenaikan nilai dibandingkan dengan AR(1). Hal ini menjadi indikator untuk tidak menggunakan model ARIMA(2,0,2).

5. MA(2)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model MA(2) diperoleh nilai koefisien θ_i sebesar 0,437020 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 2,530657. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang sangat kecil yaitu sebesar 0,0171. Sehingga diperoleh model MA(1) sebagai berikut:

$$X_t = 0,437020 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

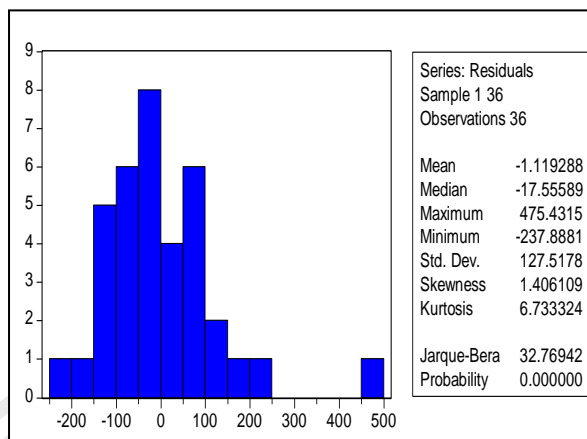
Dengan nilai AIC sebesar 13,30990 dan nilai SIC sebesar 13,61781. Nilai AIC dan SIC yang cukup besar pada MA(2) menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,2) tidak diperlukan pada pendugaan model selanjutnya.

Selanjutnya menentukan model ARIMA(p,d,q) terbaik dengan menggunakan nilai AIC dan SIC terkecil dari beberapa model yang telah dianalisis. Nilai AIC dan SIC pada setiap model dipaparkan sebagai berikut:

Tabel 4.1 Nilai AIC dan SIC Model AR(1), MA(1), ARIMA(1,0,1), AR(2) dan MA(2)

	Adj-Rsq	Akaïke	Schwarz	SSE
AR(1)	0,447335	12,92038	13,23145	141,5739
MA(1)	0,487504	12,89519	13,20309	140,0951
ARIMA(1,0,1)	0,449997	12,93632	13,29183	141,2326
AR(2)	0,380437	12,75086	13,06511	129,7838
MA(2)	0,224113	13,30990	13,61781	172,3762

Dari Tabel 4.1 diketahui bahwa model terbaik adalah model MA(1). Model terbaik dapat dilihat dari nilai AIC dan SIC paling kecil. Selanjutnya dilakukan uji kelayakan model MA(1). Uji kelayakan model dengan menggunakan uji asumsi kenormalan.



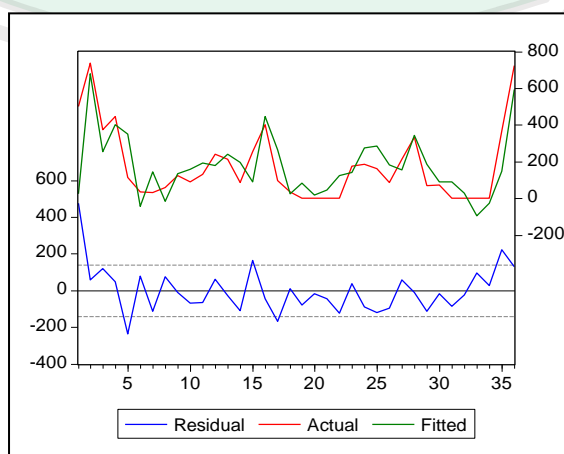
Gambar 4.15 Uji Asumsi Kelayakan dengan Menggunakan Bantuan *Software Eviews*

Dari Gambar 4.15 diperoleh nilai probabilitas *jarque bera* adalah 32,76942 yang lebih besar dari pada *alpha* 0,05 sehingga dengan demikian uji asumsi kenormalan sudah terpenuhi (Suliyanto, 2011:97).

4.2.4 Uji Asumsi Heteroskedastisitas

Uji asumsi heteroskedastisitas dilakukan untuk mengetahui ada tidaknya masalah heteroskedastis. Jika terbukti adanya masalah heteroskedastis maka dilanjutkan dengan model ARCH(p) atau GARCH(p, q).

Heteroskedastisitas dapat dilihat dari selisih data asli dan data hasil *fitted*. Data *fitted* diperoleh dari model ARIMA(p, d, q) terbaik.



Gambar 4.16 Plot Data Asli dan Hasil *Fitted* MA(1) Bulanan Kota Mojokerto Tahun 2010-2012

Pada Gambar 4.16 terdapat tiga garis yaitu merah, hijau dan biru. Garis merah adalah data aktual, garis hijau adalah data *fitted* hasil pemodelan MA(1). Terlihat bahwa pola antara data aktual dengan data *fitted* sudah mirip. Asumsi homokedastisitas memperhatikan garis biru yang menunjukkan *residual* yaitu selisih antara nilai *fitted* dengan nilai aktualnya. *Residual* terlihat membentuk suatu pola tertentu. Hal ini merupakan indikasi adanya masalah heteroskedastisitas (Wei, 2006:80).

Selanjutnya dilakukan uji *residual* untuk mengetahui lebih jelas mengenai masalah heteroskedastisitas. *Residual* dibuat dengan tampilan grafik serta angka untuk memudahkan dalam menganalisisnya.

obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
1	499.000	23.5685	475.431	
2	738.000	679.488	58.5116	
3	372.000	254.143	117.857	
4	445.000	399.737	45.2627	
5	113.000	350.888	-237.888	
6	34.0000	-42.9698	76.9698	
7	30.0000	145.506	-115.506	
8	57.0000	-15.7908	72.7908	
9	122.000	132.204	-10.2044	
10	90.0000	159.074	-69.0742	
11	129.000	193.825	-64.8248	
12	239.000	177.679	61.3214	
13	212.000	239.757	-27.7572	
14	85.0000	197.075	-112.075	
15	255.000	90.5994	164.401	
16	400.000	444.359	-44.3590	
17	96.0000	264.967	-168.967	
18	33.0000	23.1062	9.89381	
19	0.00000	81.1994	-81.1994	
20	0.00000	17.0994	-17.0994	
21	0.00000	46.0254	-46.0254	
22	0.00000	124.732	-124.732	
23	176.000	140.465	35.5352	
24	184.000	273.895	-89.8950	
25	163.000	284.955	-121.955	
26	86.0000	183.244	-97.2444	
27	212.000	153.350	58.6497	
28	331.000	342.773	-11.7733	
29	70.0000	184.538	-114.538	
30	73.0000	91.0124	-18.0124	
31	0.00000	88.0614	-88.0614	
32	0.00000	26.5926	-26.5926	
33	0.00000	-94.9968	94.9968	
34	0.00000	-25.5113	25.5113	
35	368.000	147.886	220.114	
36	724.000	593.758	130.242	

Gambar 4.17 Nilai *Residual* MA(1) dengan Menggunakan Bantuan *Software Eviews*

Dari Gambar 4.17 tersebut *varians* tidak konstan. Hal ini menandakan data mengandung masalah heteroskedastisitas (Ariefianto, 2012:88-90). Pemeriksaan komponen ARCH(p) hingga lag 1 dan 2 menghasilkan nilai p -value. Nilai p -value yang diperoleh dengan bantuan *software eviews* adalah 0,623335. Nilai tersebut lebih dari 10%. Oleh karena itu terdapat efek heteroskedastisitas (Setiawan & Kusri, 2010:108).

4.2.5 Pendugaan Parameter Model GARCH

Data terbukti memiliki masalah heteroskedastisitas maka diduga model tersebut mengikuti model ARCH(p) atau GARCH(p, q).

1. MA(1)GARCH(1,0)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model MA(1)GARCH(1,0) diperoleh:

- a. Nilai koefisien α_0 sebesar 5256,216 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1,319630. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya 0,1870.
- b. Nilai koefisien ARCH(1) (α_1) sebesar 0,963547, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1,080662 dengan nilai probabilitas sebesar 0,2798.

Sehingga diperoleh model MA(1)GARCH(1,0) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 5256.216 + 0.963547\varepsilon_{t-1}^2$$

Dengan nilai AIC sebesar 12,84064 dan nilai SIC sebesar 13,23652.

2. MA(1)GARCH(1,1)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model MA(1)GARCH(1,0) diperoleh:

- Nilai koefisien α_0 sebesar 1659,444 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 0,840974. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya yang kecil sebesar 0,4004.
- Nilai koefisien ARCH(1) (α_i) sebesar 1,735828, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1,648173 dengan nilai probabilitas sebesar 0,0993.
- Nilai koefisien GARCH(1) (β_j) sebesar 0,040003, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 0,416155 dengan nilai probabilitas 0,6773.
- Nilai AIC sebesar 12,85330 dan nilai SIC sebesar 13,29316.

Sehingga diperoleh model MA(1)GARCH(1,1) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 1659,444 + 1,735828\varepsilon_{t-i}^2 + 0,040003\sigma_{t-j}^2$$

3. MA(1)GARCH(2,1)

Dengan menggunakan bantuan *software eviews*, untuk model MA(1)GARCH(2,1) diperoleh:

- Nilai koefisien α_0 sebesar 17932,65 dengan nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1,218629. Demikian juga dengan nilai probabilitasnya sebesar 0,2230.
- Nilai koefisien ARCH(2) (α_i) sebesar 0,514365, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar 1,273717 dengan nilai probabilitas 0,2028.
- Nilai koefisien GARCH(1) (β_j) sebesar -0,769304, nilai statistik z -nya signifikan yaitu sebesar -1,752193 dengan nilai probabilitas 0,0797.
- Nilai AIC sebesar 12,98410 dan nilai SIC sebesar 13,46795.

Sehingga diperoleh model MA(1)GARCH(2,1) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 17932,65 + 0,514365\varepsilon_{t-i}^2 - 1,752193\sigma_{t-j}^2$$

Setelah dilakukan pendugaan sementara, langkah berikutnya adalah menentukan model terbaik dari beberapa model yang telah diduga. Tabel AIC dan SIC dari beberapa pendugaan model dipaparkan sebagai berikut:

Tabel 4.2 Nilai AIC dan SIC pada Model MA(1)GARCH(1,0), MA(1)GARCH(1,1), dan MA(1)GARCH(2,1)

	Adj-Rsq	AIC	SIC	SSE
MA(1)GARCH(1,0)	0,193669	12,84064	13,23652	175,7255
MA(1)GARCH(1,1)	-0,136583	12,85330	13,29316	208,6309
MA(1)GARCH(2,1)	0,173767	12,98410	13,46795	177,8808

Dari Tabel 4.2 diketahui bahwa model terbaik adalah model MA(1)GARCH(1,0). Model terbaik dapat dilihat dari nilai AIC dan SIC terkecil (Enders, 2004). Selanjutnya dilakukan uji kelayakan model yang telah didapat yaitu MA(1)GARCH(1,0).

4.3 Memahami Konsep Al-Quran pada Model Multivariat GARCH-M dalam Kasus Curah Hujan

Allah Swt. berfirman di dalam al-Quran surat ali-Imran/3:90, yaitu:

إِنَّ الَّذِينَ كَفَرُوا بَعْدَ إِيمَانِهِمْ ثُمَّ أَزْدَادُوا كُفْرًا لَنْ تَقْبَلَ تَوْبَتُهُمْ وَأُولَٰئِكَ هُمُ
الضَّالُّونَ ﴿٩٠﴾

“*Sesungguhnya orang-orang kafir sesudah beriman, kemudian bertambah kekafirannya, sekali-kali tidak akan diterima taubatnya; dan mereka Itulah orang-orang yang sesat*” (QS. ali-Imran/3:90).

Allah Swt. menguraikan sekelumit dari penciptaan-Nya, serta memerintahkan kepada hamba-Nya agar berfikir. Salah satu bukti kebenaran bahwa Allah Swt. merupakan Sang Pemilik atas alam raya ini dengan adanya

undangan kepada manusia untuk berpikir. Sesungguhnya dalam penciptaan benda-benda angkasa seperti matahari, bulan dan jutaan gugusan bintang-bintang yang terdapat di langit atau dalam pengaturan sistem kerja langit yang sangat teliti. Kejadian dan perputaran bumi pada porosnya yang melahirkan silih bergantinya malam dan siang, perbedaannya baik dalam masa maupun panjang dan pendeknya terdapat tanda-tanda kemahakuasaan Allah Swt. bagi *ulul albab*, yakni orang-orang yang memiliki akal yang murni (Al-Maraghi, 1993:20).

Alam semesta serta segala isinya diciptakan oleh Allah Swt. dengan ukuran-ukuran yang cermat dan teliti, dengan perhitungan-perhitungan yang mapan dan dengan rumus-rumus serta persamaan yang seimbang dan rapi. Sungguh tidak salah jika dinyatakan bahwa Allah Swt. adalah maha matematis (Abdussakir, 2007:79-80). Allah Swt. berfirman di dalam surat al-Qamar/54:49, yaitu:

إِنَّا كُلَّ شَيْءٍ خَلَقْنَاهُ بِقَدَرٍ ﴿٤٩﴾

"Sesungguhnya Kami menciptakan segala sesuatu menurut ukuran" (QS. al-Qamar/54:49).

Semua yang ada di alam ini ada ukurannya, ada hitungannya, ada rumusnya atau ada persamaannya. Ahli matematika atau fisika tidak membuat suatu rumus sedikitpun, tetapi mereka hanya menemukan rumus atau persamaan tersebut. Rumus-rumus yang ada sekarang bukan ciptaan manusia tetapi sudah disediakan. Manusia hanya menemukan dan menyimbolkan dalam bahasan matematika yang salah satunya model matematika (Abdussakir, 2007:80).

Misalnya peramalan curah hujan yang dilakukan oleh BPS atau badan-badan lain yang sejenis merupakan hasil pengamatan tanda-tanda curah hujan sebelumnya untuk memperkirakan curah hujan yang akan datang. Ilmu prediksi

yang digunakan oleh BPS ini dapat dibenarkan, karena dalam pengamatannya menggunakan teknologi yang berdasarkan hasil karya akal pikiran dan memiliki tujuan agar masyarakat dapat mengetahui kejadian-kejadian alam yang akan terjadi.

Ketetapan adalah milik Allah Swt. seperti dijelaskan di dalam al-Quran surat al-Hadid/57:22, yaitu:

مَا أَصَابَ مِنْ مُصِيبَةٍ فِي الْأَرْضِ وَلَا فِي أَنْفُسِكُمْ إِلَّا فِي كِتَابٍ مِّن قَبْلِ أَنْ نَبْرَأَهَا إِنَّ ذَلِكَ عَلَى اللَّهِ يَسِيرٌ ﴿٢٢﴾

“Tiada suatu bencanapun yang menimpa di bumi dan (tidak pula) pada dirimu sendiri melainkan telah tertulis dalam kitab (Lauhul Mahfuzh) sebelum Kami menciptakannya. Sesungguhnya yang demikian itu adalah mudah bagi Allah” (QS.al-Hadid/57:22).

Allah Swt. Maha Tahu dan Maha Pencipta. Sesungguhnya para pakar hujan pun apabila ditanya tentang prediksi kapan persis terjadinya hujan, mereka tidak mengetahui secara jelas. Ketika Allah Swt. menghendaki sesuatu, maka itu adalah sesuatu yang mudah bagi-Nya. Seorang hamba hendaknya menjadi seorang yang beriman terhadap takdir dan wajib untuk menahan diri dari terlalu mendalami masalah takdir, namun terkadang manusia banyak mengingkari takdir. Dalam artian, manusia lebih sering tidak muhasabah terhadap diri sendiri, namun menyalahkan pada takdir Allah Swt.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Model multivariat GARCH(p,q)-M merupakan model GARCH(p,q)-M yang variabelnya lebih dari satu atau multivariat. Proses pemodelan multivariat GARCH(p,q)-M dipaparkan sebagai berikut:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{j=1}^p \alpha_{ij} \varepsilon_{i,t-j}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_{ij} \sigma_{i,t-j}^2 + \varepsilon_t \quad (5.1)$$

dimana $\varepsilon_{i,t-j}^2$ merupakan *varians* pada waktu ke- $(t-j)$, $\varepsilon_{i,t-j}^2$ merupakan standar deviasi pada waktu ke- $(t-j)$, α_{ij} merupakan efek ARCH(p) dan β_{ij} merupakan efek GARCH(p,q).

Model multivariat GARCH(p,q)-M pada curah hujan Kota Mojokerto persamaan diperoleh bentuk sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 5256,216 + 0,963547 \varepsilon_{t-i}^2 + \varepsilon_t \quad (5.1)$$

artinya model multivariat GARCH-M pada curah hujan Kota Mojokerto menunjukkan nilai konstanta sebesar 5256,216 dan koefisien ARCH(p) sebesar 0,963547 dengan nilai *error* sebesar 0,891627.

5.2 Saran

Dalam penelitian ini penulis hanya menentukan model saja. Estimasi dilakukan dengan bantuan *software*. Oleh karena itu, penulis mengharapkan pada pembaca untuk mengembangkan dengan melakukan estimasi model tersebut.

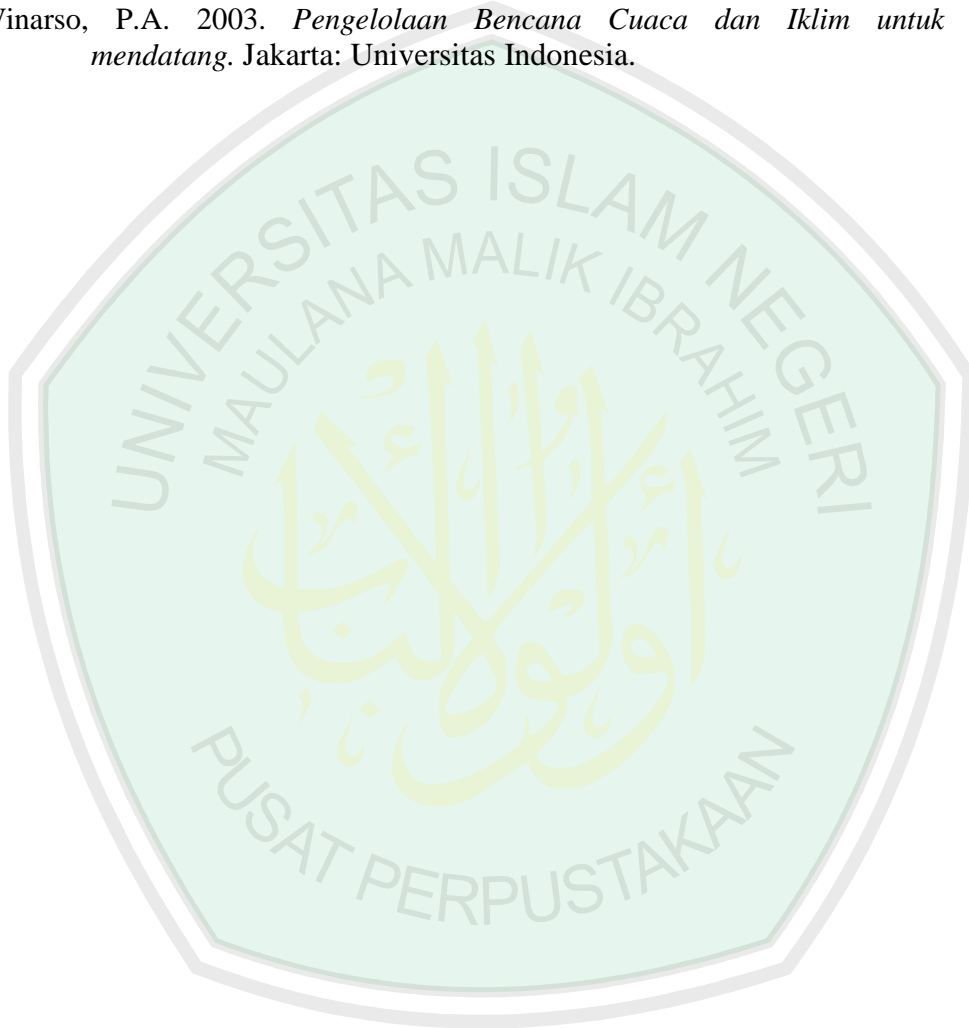
DAFTAR PUSTAKA

- Abdussakir. 2007. *Ketika Kiai Mengajar Matematika*. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Press.
- Al-Maraghi, M. 1993. *Terjemah Tafsir Al-Maraghi 19*. Semarang: CV Toha Putra.
- Al-Qami, D. 2008. *Tafsir Muyassar 3 Jus 17-24*. Jakarta Timur: Qisthi Press.
- Ariefianto, D. 2012. *Ekonometrika Esensi dan Aplikasi dengan Menggunakan Eviews*. Jakarta: Erlangga.
- Arkin, P.A. & Meisner, B.N. 1987. Relationship between Large-Scale Convective Rainfall and Cold Cloud over the Western Hemisphere during 1982-84. *Monthly Weather Review*, 115 (1): 44.
- Atmaja, S.A. 2009. *Statistika untuk Bisnis dan Ekonomi*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Aulia, H. 2012. *Penerapan Model ARCH/GARCH pada Data Perubahan Curah Hujan Harian di Kabupaten Sambas, Kalimantan Barat, Periode 2010-2011*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autorregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31(1): 307-327.
- Bollerslev, T. 1990. Modelling the Coherence In Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model. *Review of Economics and Statistics*, 72: 498-505.
- Enders, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. Canada: Jhon Wiley & Sons, Inc.
- Enders, W. 2004. *Applied Econometric Time Series*. New York: John Willey & Sons Inc.
- Engle, R. 2001. GARCH 101. *The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometric*, 15 (4): 157-168.
- Farida, S. 2013. *Penerapan Model GARCH dalam Peramalan Nilai Tukar Dolar terhadap Rupiah*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Febriansyah, F.U. 2013. *Analisis Deret Berkala Multivariate dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: Universitas Negeri Malang.

- Frechtling, D.D. 2001. *Forecasting Tourism Demand: Methods and Strategies*. Oxford: Elsevier.
- Grasa, A.A. 1989. *Econometric Model Selection*. New York: Harper Collins
- Hamilton, J.D. 1994. *Time Series Analysis*. New Jersey: Princeton University Press.
- Haris, R. & Sollis, R. 2003. *Applied Time Series Modelling and Forecasting*. Inggris: John Willey & Sons Ltd.
- Hasan, I. 2002. *Pokok-pokok Materi Statistik: Statistik Deskriptif Edisi Kedua*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Hasanah, S. 2014. *Penggunaan ARCH/GARCH dalam Penanganan Heterokedastisitas Ragam Sisaan*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Kring, S., Rachev, S.T., Hochstetter, M., & Fabozzi, F.J. 2010. Composed and Factor Composed Multivariate GARCH Models. (Online), (<http://http://store.ectap.ro/articole/721.html>), diakses 22 Agustus 2015.
- Kuncoro, M. 2009. *Metode Riset unuk Bisnis dan Ekonomi, Edisi 3*. Erlangga: Jakarta.
- Lo, M.S. 2003. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Time Series Models. *Simon Fraser University*. (Online), (<https://www.stat.sfu.ca/content/dam/sfu/stat/alumnitheses/MiscellaneousTheses/Lo>), diakses 14 April 2015.
- Makridakis. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan, Edisi ke-2. Terjemahan Untung S.A. dan Abdul Basith*. Jakarta: Erlangga.
- Mulyono, S. 2006. *Statistika untuk Ekonomi dan Bisnis*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Nasir, A. A. & Koesmaryono. Y. 1990. *Pengantar Ilmu Iklim untuk Pertanian*. Bogor: Pustaka Jaya.
- Pankratz, A. 1983. Forecasting with Univariate Box-Jenkins Model Concepts and Cases. *John Wiley & Sons, Inc.* (Online), (http://http://samples.sainsburysebooks.co.uk/9780470317273_sample_383252), diakses 14 April 2015.
- Pramudia, R. 2014. *Integrasi Pasar Modal ASEAN -5+3 Menggunakan Metode Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH Periode Tahun 2006-2014*. Semarang: Universitas Diponegoro Semarang.

- Pratama, R. 2011. *Pola Curah Hujan di Pulau Jawa pada Periode Normal El Nino dan La nina*. Skripsi tidak dipublikasikan. Depok: Universitas Indonesia.
- Purbayu, S. & Ashari. 2005. *Analisis Statistik dengan Microsoft Excel & SPSS*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Rosadi, D. 2011. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Salim, B. & Said, B. 1990. *Terjemah Singkat Tafsir Ibnu Katsier Jilid VI*. Surabaya: PT Bina Ilmu.
- Setiawan & Kusriani, D.E. 2010. *Ekonometrika*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Silvennoinen, A. & Terasvirta, T. 2008. *Multivariate GARCH Models*. New York: Springer
- Su, W. & Huang, Y. 2010. *Comparison of Multivariate GARCH Models with Application to Zero Coupon Bond Volatility*. Lund: Lund University
- Subagyo, P. 1986. *Bussines Forcasting*. Yogyakarta: Universitas Gajah Mada.
- Sudiyono, A. 2001. *Pengantar Statistika Pendidikan*. Jakarta: PT Raja Grafindo.
- Sufiati, E. 2011. *Model Garch-M untuk Estimasi VAR (Value at Risk) Data Harga Saham*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Suliyanto. 2011. *Ekonometrika Terapan: Teori dan Aplikasi dengan SPSS*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Sutikno, M.S. 2012. *Peramalan Data Curah Hujan dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dengan Deteksi Outlier sebagai Upaya Optimalisasi Produksi Pertanian di Kabupaten Mojokerto*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Surabaya.
- Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*. New York: A John Wiley & Sonc, Inc. Publication, (Online), (<http://www.math.zju.edu.cn/>), diakses 14 April 2015.
- Uminingsih, D. 2012. *Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) dan Penerapannya pada Data Indeks Harga Saham*. Skripsi tidak dipublikasikan. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.

- Waliser, D.E. 2002. *Tropical Meteorology/Intertropical Convergence Zone State University of New York*. New York: Elsevier Science Ltd.
- Wei, W. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. New York: Addison-Wesley Publishing Co. (Online), (<http://staff.ub.ac.id/>), diakses 22 Agustus 2015.
- Winarso, P.A. 2003. *Pengelolaan Bencana Cuaca dan Iklim untuk masa mendatang*. Jakarta: Universitas Indonesia.



Lampiran 1 Data Curah hujan (y), Temperatur (X1), Kelembaban Udara (X2), Tekanan Udara (X3), Rata-rata Penyinaran Matahari (X4), dan Kecepatan Angin (X5) Bulanan Kota Mojokerto tahun 2010-2012

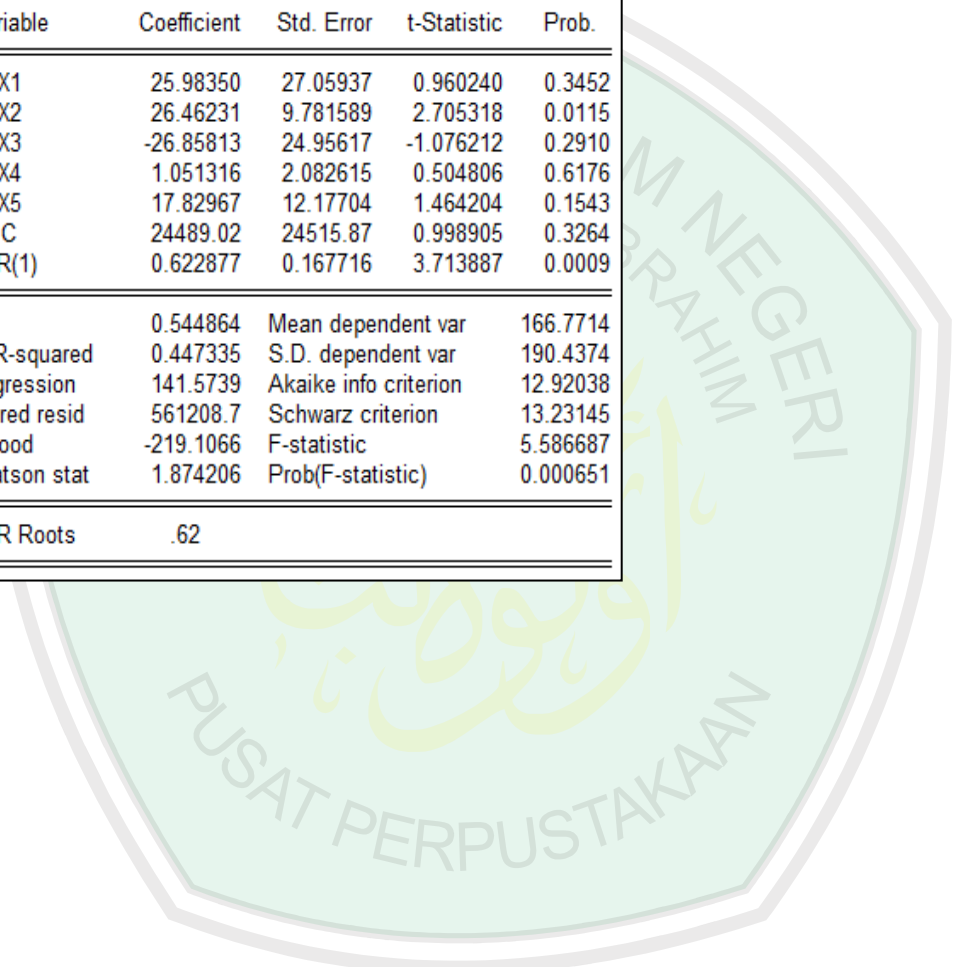
Bulan	Temperatur (°C)	Kelembaban Udara (%)	Tekanan Udara (Mbs)	Rata-rata Penyinaran Matahari (%)	Kecepatan Angin (Knot)	Curah Hujan Rata-Rata (mm)
Januari 2010	28.6	75.5	1012.4	41.9	3	499
Februari 2010	24.3	76.5	1012.8	89	8	738
Maret 2010	28.65	75.5	1015.3	66	6.7	372
April 2010	28.5	77.5	1012.5	45	6	445
Mei 2010	27.2	78.5	1011.7	50	5.9	113
Juni 2010	28.3	73.5	1012.3	60.2	6.3	34
Juli 2010	27.35	69.5	1012.3	80.2	7	30
Agustus 2010	27.85	70.5	1013	91.6	6	57
September 2010	29.05	68.5	1012.4	70.3	6.5	122
Oktober 2010	28.6	72	1011.5	59.4	6.6	90
November 2010	29.1	74.5	1011.6	62.7	6.7	129
Desember 2010	27.8	74	1008.2	24.3	6	239
Januari 2011	28.6	75.5	1012.4	41.9	3	212
Februari 2011	24.3	76.5	1012.8	89	8	85
Maret 2011	28.65	75.5	1015.3	66	6.7	255
April 2011	28.5	77.5	1012.5	45	6	400
Mei 2011	27.2	78.5	1011.7	50	5.9	96
Juni 2011	28.3	73.5	1012.3	60.2	6.3	33
Juli 2011	27.35	69.5	1012.3	80.2	7	0
Agustus 2011	27.85	70.5	1013	91.6	6	0
September 2011	29.05	68.5	1012.4	70.3	6.5	0

Lampiran 2 Lanjutan Data Curah hujan (y), Temperatur (X1), Kelembaban Udara (X2), Tekanan Udara (X3), Rata-rata Penyinaran Matahari (X4), dan Kecepatan Angin (X5) Bulanan Kota Mojokerto tahun 2010-2012

Bulan	Temperatur (°C)	Kelembaban Udara (%)	Tekanan Udara (Mbs)	Rata-rata Penyinaran Matahari (%)	Kecepatan Angin (Knot)	Curah Hujan Rata-Rata (mm)
Oktober 2011	28.6	72	1011.5	59.4	6.6	0
Nopember 2011	29.1	74.5	1011.6	62.7	6.7	176
Desember 2011	27.8	74	1008.2	24.3	6	184
Januari 2012	29.05	75	1010.9	18	15	163
Februari 2012	28.35	74	1011.2	61	11	86
Maret 2012	27.75	71.5	1012.2	45	16	212
April 2012	28.75	74	1013.9	83	12	331
Mei 2012	27.7	70.5	1011.9	79	12	70
Juni 2012	26.75	72	1013.7	87	13	73
Juli 2012	26.5	69	1013.7	89	13	0
Agustus 2012	26.85	68.5	1014.2	97	14	0
September 2012	27	62.5	1014.3	98	14	0
Oktober 2012	29.3	60	1015.3	94	14	0
Nopember 2012	30	65.5	1011.4	76	13	368
Desember 2012	28.35	76.5	1011	48	12	724

Lampiran 3 Hasil Analisis Data AR(1) Menggunakan Bantuan *Eviews*

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/20/15 Time: 16:02				
Sample(adjusted): 2 36				
Included observations: 35 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 27 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	25.98350	27.05937	0.960240	0.3452
X2	26.46231	9.781589	2.705318	0.0115
X3	-26.85813	24.95617	-1.076212	0.2910
X4	1.051316	2.082615	0.504806	0.6176
X5	17.82967	12.17704	1.464204	0.1543
C	24489.02	24515.87	0.998905	0.3264
AR(1)	0.622877	0.167716	3.713887	0.0009
R-squared	0.544864	Mean dependent var	166.7714	
Adjusted R-squared	0.447335	S.D. dependent var	190.4374	
S.E. of regression	141.5739	Akaike info criterion	12.92038	
Sum squared resid	561208.7	Schwarz criterion	13.23145	
Log likelihood	-219.1066	F-statistic	5.586687	
Durbin-Watson stat	1.874206	Prob(F-statistic)	0.000651	
Inverted AR Roots	.62			



Lampiran 4 Hasil Analisis Data MA(1) Menggunakan Bantuan *Eviews*

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/20/15 Time: 16:05				
Sample: 1 36				
Included observations: 36				
Convergence achieved after 15 iterations				
Backcast: 0				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	24.48370	29.34087	0.834457	0.4108
X2	30.49154	8.648888	3.525486	0.0014
X3	-22.95850	21.94303	-1.046278	0.3041
X4	1.052250	1.902861	0.552983	0.5845
X5	15.42583	9.440667	1.633977	0.1131
C	20331.44	21128.31	0.962284	0.3439
MA(1)	0.958713	0.027446	34.93121	0.0000
R-squared	0.575361	Mean dependent var	176.0000	
Adjusted R-squared	0.487504	S.D. dependent var	195.6942	
S.E. of regression	140.0951	Akaike info criterion	12.89519	
Sum squared resid	569172.8	Schwarz criterion	13.20309	
Log likelihood	-225.1134	F-statistic	6.548879	
Durbin-Watson stat	1.456804	Prob(F-statistic)	0.000188	
Inverted MA Roots	-.96			

Lampiran 5 Hasil Analisis Data ARIMA(1,0,1) Menggunakan Bantuan

Views

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/20/15 Time: 16:09				
Sample(adjusted): 2 36				
Included observations: 35 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 43 iterations				
Backcast: 1				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	41.73229	27.82889	1.499603	0.1453
X2	28.55348	9.901194	2.883842	0.0076
X3	-31.46127	25.29781	-1.243636	0.2243
X4	1.781050	2.242351	0.794278	0.4340
X5	22.77917	11.67378	1.951310	0.0615
C	28441.26	24963.53	1.139312	0.2646
AR(1)	0.687509	0.150579	4.565768	0.0001
MA(1)	-0.376688	0.267415	-1.408631	0.1704
R-squared	0.563233	Mean dependent var	166.7714	
Adjusted R-squared	0.449997	S.D. dependent var	190.4374	
S.E. of regression	141.2326	Akaike info criterion	12.93632	
Sum squared resid	538559.2	Schwarz criterion	13.29183	
Log likelihood	-218.3857	F-statistic	4.973978	
Durbin-Watson stat	1.431136	Prob(F-statistic)	0.001033	
Inverted AR Roots	.69			
Inverted MA Roots	.38			

Lampiran 6 Hasil Analisis Data AR(2) Menggunakan Bantuan *Eviews*

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/21/15 Time: 05:53				
Sample(adjusted): 3 36				
Included observations: 34 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 24 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	71.51268	26.48508	2.700112	0.0118
X2	27.06618	8.757597	3.090595	0.0046
X3	-7.089461	22.83425	-0.310475	0.7586
X4	0.463354	2.141476	0.216371	0.8303
X5	18.16037	8.547425	2.124659	0.0429
C	3170.290	22698.18	0.139672	0.8900
AR(2)	0.180122	0.151134	1.191801	0.2437
R-squared	0.493084	Mean dependent var	149.9706	
Adjusted R-squared	0.380437	S.D. dependent var	164.8837	
S.E. of regression	129.7838	Akaike info criterion	12.75086	
Sum squared resid	454783.8	Schwarz criterion	13.06511	
Log likelihood	-209.7646	F-statistic	4.377218	
Durbin-Watson stat	1.141799	Prob(F-statistic)	0.003268	
Inverted AR Roots	.42	-.42		

Lampiran 7 Hasil Analisis Data MA(2) Menggunakan Bantuan *Eviews*

Dependent Variable: Y				
Method: Least Squares				
Date: 10/21/15 Time: 05:55				
Sample: 1 36				
Included observations: 36				
Convergence achieved after 65 iterations				
Backcast: -1 0				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	34.62228	32.76143	1.056800	0.2993
X2	29.07185	11.07330	2.625399	0.0137
X3	-5.109942	30.00978	-0.170276	0.8660
X4	0.349574	2.733242	0.127897	0.8991
X5	8.943901	11.68405	0.765480	0.4502
C	2182.570	29874.41	0.073058	0.9423
MA(2)	0.437020	0.172690	2.530657	0.0171
R-squared	0.357122	Mean dependent var	176.0000	
Adjusted R-squared	0.224113	S.D. dependent var	195.6942	
S.E. of regression	172.3762	Akaike info criterion	13.30990	
Sum squared resid	861692.6	Schwarz criterion	13.61781	
Log likelihood	-232.5782	F-statistic	2.684945	
Durbin-Watson stat	1.078332	Prob(F-statistic)	0.033871	

Lampiran 8 Uji LM MA(1)

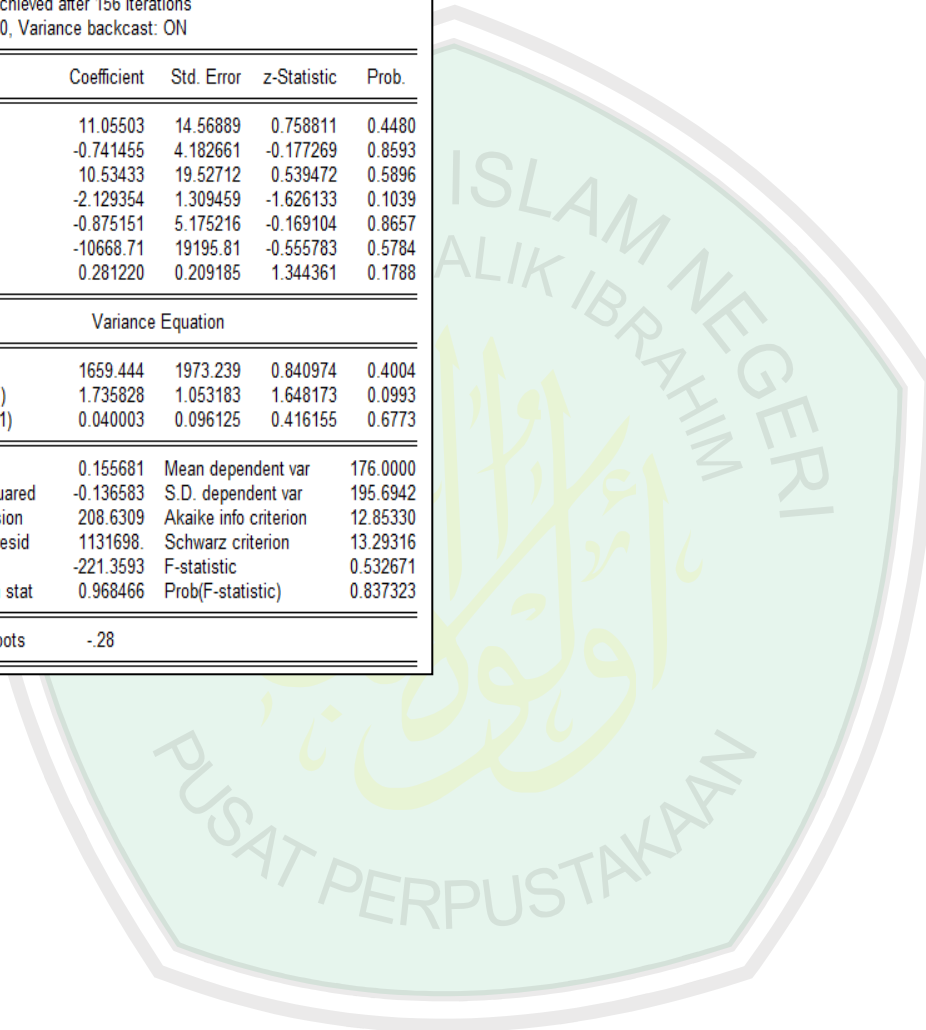
Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:				
F-statistic	0.365162	Probability	0.697459	
Obs*R-squared	0.945342	Probability	0.623335	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID				
Method: Least Squares				
Date: 10/20/15 Time: 21:20				
Presample missing value lagged residuals set to zero.				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	-1.176236	32.59806	-0.036083	0.9715
X2	-2.622294	9.374088	-0.279739	0.7818
X3	-0.863461	24.25075	-0.035606	0.9719
X4	0.116330	2.019024	0.057617	0.9545
X5	-0.649299	9.848970	-0.065926	0.9479
C	1100.167	23370.74	0.047075	0.9628
MA(1)	-0.001577	0.028910	-0.054561	0.9569
RESID(-1)	0.073432	0.217124	0.338201	0.7378
RESID(-2)	0.170774	0.219041	0.779645	0.4424
R-squared	0.026260	Mean dependent var	-1.119288	
Adjusted R-squared	-0.262256	S.D. dependent var	127.5178	
S.E. of regression	143.2665	Akaike info criterion	12.97961	
Sum squared resid	554182.6	Schwarz criterion	13.37549	
Log likelihood	-224.6329	F-statistic	0.091016	
Durbin-Watson stat	1.623156	Prob(F-statistic)	0.999238	

Lampiran 9 MA(1) GARCH(1,0)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - ARCH (Marquardt)				
Date: 10/21/15 Time: 11:28				
Sample: 1 36				
Included observations: 36				
Convergence not achieved after 500 iterations				
MA backcast: 0, Variance backcast: ON				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
X1	32.12083	22.40683	1.433528	0.1517
X2	12.15349	6.295349	1.930550	0.0535
X3	1.412130	20.56124	0.068679	0.9452
X4	-0.858327	1.387901	-0.618435	0.5363
X5	4.982941	5.326108	0.935569	0.3495
C	-3043.976	20002.27	-0.152182	0.8790
MA(1)	0.527992	0.242285	2.179219	0.0293
Variance Equation				
C	5256.216	3983.100	1.319630	0.1870
ARCH(1)	0.963547	0.891627	1.080662	0.2798
R-squared	0.377973	Mean dependent var	176.0000	
Adjusted R-squared	0.193669	S.D. dependent var	195.6942	
S.E. of regression	175.7255	Akaike info criterion	12.84064	
Sum squared resid	833745.2	Schwarz criterion	13.23652	
Log likelihood	-222.1315	F-statistic	2.050809	
Durbin-Watson stat	1.520023	Prob(F-statistic)	0.078006	
Inverted MA Roots	-.53			

Lampiran 10 MA(1) GARCH(1,1)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - ARCH (Marquardt)				
Date: 10/21/15 Time: 11:39				
Sample: 1 36				
Included observations: 36				
Convergence achieved after 156 iterations				
MA backcast: 0, Variance backcast: ON				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
X1	11.05503	14.56889	0.758811	0.4480
X2	-0.741455	4.182661	-0.177269	0.8593
X3	10.53433	19.52712	0.539472	0.5896
X4	-2.129354	1.309459	-1.626133	0.1039
X5	-0.875151	5.175216	-0.169104	0.8657
C	-10668.71	19195.81	-0.555783	0.5784
MA(1)	0.281220	0.209185	1.344361	0.1788
Variance Equation				
C	1659.444	1973.239	0.840974	0.4004
ARCH(1)	1.735828	1.053183	1.648173	0.0993
GARCH(1)	0.040003	0.096125	0.416155	0.6773
R-squared	0.155681	Mean dependent var	176.0000	
Adjusted R-squared	-0.136583	S.D. dependent var	195.6942	
S.E. of regression	208.6309	Akaike info criterion	12.85330	
Sum squared resid	1131698.	Schwarz criterion	13.29316	
Log likelihood	-221.3593	F-statistic	0.532671	
Durbin-Watson stat	0.968466	Prob(F-statistic)	0.837323	
Inverted MA Roots	-.28			



Lampiran 11 MA(1) GARCH(2.1)

Dependent Variable: Y				
Method: ML - ARCH (Marquardt)				
Date: 10/21/15 Time: 11:43				
Sample: 1 36				
Included observations: 36				
Failure to improve Likelihood after 36 iterations				
MA backcast: 0, Variance backcast: ON				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
X1	16.43676	27.15646	0.605261	0.5450
X2	17.93209	9.564571	1.874846	0.0608
X3	10.87853	27.56410	0.394663	0.6931
X4	-0.454014	2.298497	-0.197526	0.8434
X5	8.868183	9.539413	0.929636	0.3526
C	-12693.99	27008.64	-0.469998	0.6384
MA(1)	0.513380	0.226157	2.270013	0.0232
Variance Equation				
C	17932.65	14715.43	1.218629	0.2230
ARCH(1)	0.547433	0.390296	1.402610	0.1607
ARCH(2)	0.514365	0.403830	1.273717	0.2028
GARCH(1)	-0.769304	0.439052	-1.752193	0.0797
R-squared	0.409834	Mean dependent var	176.0000	
Adjusted R-squared	0.173767	S.D. dependent var	195.6942	
S.E. of regression	177.8808	Akaike info criterion	12.98410	
Sum squared resid	791039.9	Schwarz criterion	13.46795	
Log likelihood	-222.7138	F-statistic	1.736095	
Durbin-Watson stat	1.401936	Prob(F-statistic)	0.127476	
Inverted MA Roots	-.51			

RIWAYAT HIDUP



Fafika Hayati, lahir di Kabupaten Mojokerto pada 14 April 1993, biasa dipanggil Fika, tinggal di RT: 06 RW: 12, Dusun Bebe'an, Desa Modopuro, Kecamatan Mojosari Kabupaten Mojokerto. Anak pertama dari empat bersaudara Bapak H. Abdul Kholiq dan Hj. Ibu Siti Fatimah.

Pendidikan pertama ditempuh di TK Dharma Wanita Modopuro dan lulus pada tahun 1999, kemudian pendidikan dasarnya ditempuh di SDN 02 Modopuro dan lulus pada tahun 2005, setelah itu dia melanjutkan ke SMP Negeri 1 Mojosari dan lulus tahun 2008. Kemudian dia melanjutkan pendidikan ke SMA Negeri 1 Pacet dan lulus pada tahun 2011. Setelah lulus dari SMA dia menempuh kuliah di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang mengambil jurusan Matematika.

Selama menjadi mahasiswa, dia pernah aktif di organisasi Intra maupun Ekstra kampus. Organisasi yang dia ikuti adalah LKP2M dan IOC. Dia juga mengikuti program khusus perkuliahan Bahasa Arab pada tahun 2011. Selanjutnya, mengikuti program khusus perkuliahan Bahasa Inggris pada tahun 2012. Dia juga pernah menjadi juara II UNIOR CUP untuk pemain ganda puteri mewakili Jurusan Matematika pada tahun 2013.



KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Fafika Hayati
NIM : 11610055
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika
Judul Skripsi : Model *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean* (MGARCH-M)
(Studi Kasus pada Data Curah Hujan Kota Mojokerto)
Pembimbing I : Dr. Sri Harini, M.Si
Pembimbing II : Ari Kusumastuti, M.Pd, M.Si

No.	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	14 April 2015	Konsultasi Bab I, II dan III	1. [Signature]
2.	26 Mei 2015	Konsultasi Kajian Agama Bab I dan II	2. [Signature]
3.	16 Juni 2015	Revisi Kajian Agama	3. [Signature]
4.	19 Juni 2015	ACC Kajian Agama Bab I dan II	4. [Signature]
5.	18 Juni 2015	Revisi Bab I, II dan III	5. [Signature]
6.	19 Juni 2015	ACC Bab I, II dan III	6. [Signature]
7.	10 September 2015	Konsultasi Agama Bab IV	7. [Signature]
8.	22 September 2015	Konsultasi Bab IV	8. [Signature]
9.	22 Oktober 2015	Konsultasi Bab IV	9. [Signature]
10.	09 November 2015	Revisi Bab IV	12. [Signature]
11.	09 November 2015	Revisi Agama Bab IV	13. [Signature]
12.	4 Desember 2015	ACC Kajian Agama	14. [Signature]
13.	8 Desember 2015	ACC Keseluruhan	15. [Signature]

Malang, 08 Januari 2016

Mengetahui,

Ketua Jurusan Matematika



Dr. Abdussakir, M.Pd

NIP. 19751006 200312 1 001