

**ESTIMASI PARAMETER MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE*
DENGAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD***

SKRIPSI

**OLEH
ROIKHATUL JANNAH
NIM. 14610021**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2018**

**ESTIMASI PARAMETER MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE*
DENGAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD***

SKRIPSI

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

**Oleh
Roikhatul Jannah
NIM. 14610021**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2018**

**ESTIMASI PARAMETER MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE*
DENGAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD***

SKRIPSI

Oleh
Roikhatul Jannah
NIM. 14610021

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 7 November 2018

Pembimbing I,

Pembimbing II,


Abdul Aziz, M.Si
NIP. 19760318 200604 1 002


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

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

**ESTIMASI PARAMETER MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE*
DENGAN METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD***

SKRIPSI

Oleh
Roikhatul Jannah
NIM. 14610021

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)
Tanggal 5 Desember 2018

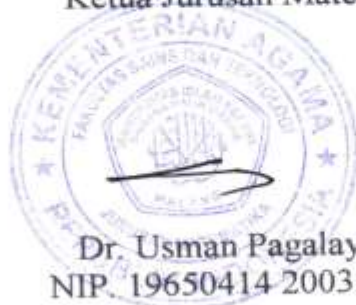
Penguji Utama : Dr. Sri Harini, M.Si

Ketua Penguji : Angga Dwi Mulyanto, M.Si

Sekretaris Penguji : Abdul Aziz, M.Si

Anggota Penguji : Dr. Abdussakir, M.Pd

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang beranda tangan di bawah ini:

Nama : Roikhatul Jannah

NIM : 14610021

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Maximum Likelihood*

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

Malang, 7 September 2018

Yang membuat pernyataan,



Roikhatul Jannah
NIM. 14610021

MOTO

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا ﴿٥﴾

Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan
(QS. Al-Insyirah: 5)



PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan kepada:

Kedua orang tua, ayahanda Muhammad Masyhabi dan ibunda Kasmunik yang senantiasa memberikan do'a, semangat, motivasi dan mendukung penulis dalam menuntut ilmu.

Kedua adik tersayang Mega Nur Wachidah dan Muhammad Ubaidillah yang selalu memberikan semangat dan dukungan yang berarti bagi penulis.



PEDOMAN TRANSLITERASI ARAB LATIN

Penulisan transliterasi Arab-Latin dalam skripsi ini menggunakan pedoman transliterasi berdasarkan keputusan bersama Menteri Agama RI dan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan RI tahun 1987 No.0543 b/U/1987 sebagai berikut:

A. Konsonan

Arab	=	Ind	Arab	=	Ind
أ	=	‘	ط	=	th
ب	=	B	ظ	=	zh
ث	=	T	ع	=	‘
ث	=	Ts	غ	=	gh
ج	=	J	ف	=	f
ح	=	H	ق	=	q
خ	=	Kh	ك	=	k
د	=	D	ل	=	l
ذ	=	Dz	م	=	m
ر	=	R	ن	=	n
ز	=	Z	و	=	w
س	=	S	ه	=	h
ش	=	Sy	ء	=	‘
ص	=	Sh	ي	=	y
ض	=	Dl			

B. Ta' Marbutah (ة)

Adapun transliterasi terhadap kata (*al-kalimah*) yang berakhitan *ta'* Marbutah (ة) dilakukan dengan dua bentuk sesuai dengan fungsinya, yaitu dengan atau “h”.

C. Vokal

Vokal Tunggal (monoftong)	Vokal rangkap (diftong)	Vokal panjang (<i>madd</i>)	Ya' nisbah
— : a	يَ— : ay	أَ— : a	يَ— : di akhir kata=y
— : i	وَ— : aw	يِ— : i	يِ— : tidak di akhir kata =yy
— : u		وُ— : u	



KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji bagi Allah Swt. atas rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang matematika di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada nabi Muhammad Saw. yang telah membimbing manusia dari jalan kegelapan menuju jalan yang terang yaitu agama Islam.

Dalam proses penulisan skripsi ini, penulis banyak mendapat saran, bimbingan, arahan, do'a dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis sampaikan terimakasih yang sebesar-besarnya serta penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Prof. Dr. Abd. Haris, M.Ag, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Abdul Aziz, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan pengalaman yang berharga bagi penulis.
5. Dr. Abdussakir. M.Pd, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan berbagai ilmunya bagi penulis.

6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terimakasih telah mendidik, membimbing serta mengajarkan ilmunya dengan ikhlas. Semoga Allah Swt. memberikan pahala-Nya kepada beliau semua.
7. Ayahanda, ibunda, kedua adik serta segenap keluarga penulis yang senantiasa memberikan do'a, semangat dan motivasi dalam menyelesaikan skripsi ini.
8. Seluruh teman-teman mahasiswa Jurusan Matematika angkatan 2014, terutama kelas A dan teman-teman Ma'had Huffazh Bilingual Darul Hikmah yang selalu menemani penulis dalam proses penyelesaian skripsi ini.
9. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini baik berupa moril maupun materil.

Semoga Allah Swt. melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Malang, November 2018

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGAJUAN	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
HALAMAN TRANSLITERASI	
KATA PENGANTAR	x
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
DAFTAR SIMBOL	xvii
ABSTRAK	xix
ABSTRACT	xx
ملخص	xxi
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	6
 BAB II KAJIAN PUSTAKA	
2.1 Analisis <i>Time Series</i>	8
2.2 Stasioneritas Data	11
2.2.1 <i>Differencing</i>	14
2.3 Fungsi Autokorelasi	16
2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial	19
2.5 Analisis Regresi	22
2.5.1 Regresi Linier Sederhana	23
2.5.2 Regresi Linier Berganda	23

2.5.3 Regresi <i>Multivariate</i>	24
2.6 Uji Asumsi Klasik	25
2.6.1 Uji Stasioneritas	25
2.6.2 Uji <i>White Noise</i>	27
2.7 Model <i>Time Series</i>	28
2.7.1 Model <i>Time Series</i> Stasioner <i>Univariate</i>	28
2.7.2 Model <i>Time Series</i> Stasioner <i>Multivariate</i>	30
2.8 Uji <i>Granger Causality</i>	31
2.9 Penentuan <i>Lag VAR</i>	33
2.10 Normal <i>Multivariate</i>	34
2.11 Estimasi Parameter Model Regresi <i>Multivariate</i> dengan Metode <i>Maximum Likelihood</i>	34
2.12 Kajian Al-Quran Tentang Estimasi	36

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian	39
3.2 Jenis dan Sumber Data	39
3.3 Variabel Penelitian	39
3.4 Analisis Data	40

BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model VAR	41
4.1.1 Penentuan Model VAR	41
4.1.2 Penentuan Fungsi <i>Likelihood</i> dari Model VAR	46
4.1.3 Penentuan Turunan Pertama	46
4.1.4 Pendugaan Parameter	48
4.1.5 Penentuan Turunan Kedua	49
4.2 Implementasi Model VAR	50
4.2.1 Statistika Deskriptif	50
4.2.2 Uji Stasioneritas	51
4.2.3 Penentuan <i>Lag Optimal</i>	58
4.2.4 Uji <i>Granger Causality</i>	59
4.2.5 Estimasi Parameter	60
4.2.6 Verifikasi Model	62
4.2.7 Estimasi dalam Al-Quran	63

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan	64
5.2 Saran	64

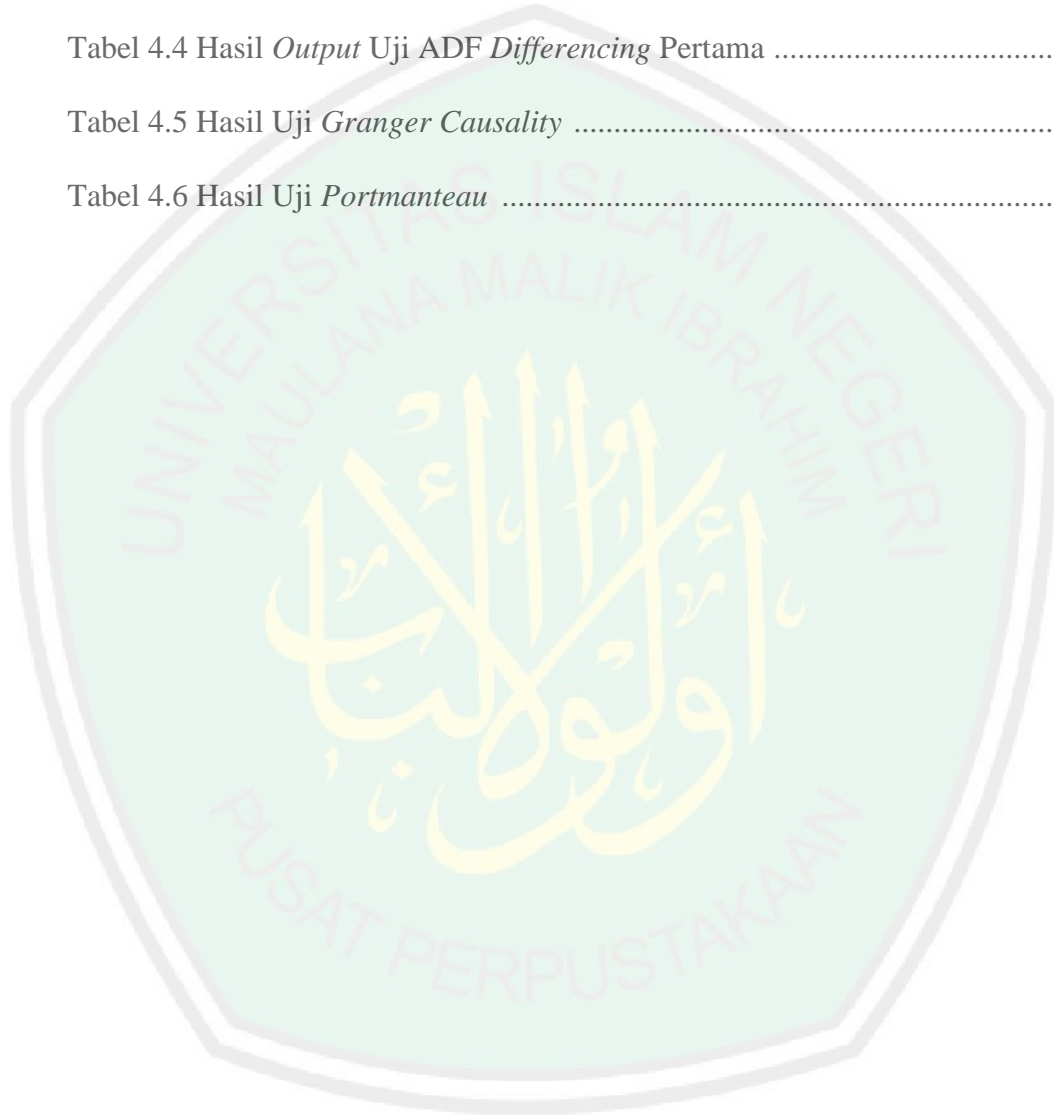
DAFTAR RUJUKAN	66
----------------------	----

LAMPIRAN-LAMPIRAN

RIWAYAT HIDUP

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Hasil <i>Output</i> Statistika Deskriptif	50
Tabel 4.2 Transformasi Data	55
Tabel 4.3 Hasil <i>Output</i> Uji ADF	57
Tabel 4.4 Hasil <i>Output</i> Uji ADF <i>Differencing</i> Pertama	58
Tabel 4.5 Hasil Uji <i>Granger Causality</i>	59
Tabel 4.6 Hasil Uji <i>Portmanteau</i>	62



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pola Data Horizontal	8
Gambar 2.2 Pola Data Musiman	9
Gambar 2.3 Pola Data <i>Trend</i>	10
Gambar 2.4 Pola Data Siklis	10
Gambar 2.5 Plot Data Stasioner dalam Rata-rata dan Variansi	12
Gambar 2.6 Plot Data Tidak Stasioner dalam Rata-rata dan Variansi	13
Gambar 2.7 Kolelogram Data Tidak Stasioner	26
Gambar 4.1 Plot Data Asli Variabel Emas, Kurs, dan IHSG.....	51
Gambar 4.2 Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Emas Transformasi Pertama	52
Gambar 4.3 Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Kurs Transformasi Pertama	52
Gambar 4.4 Plot <i>Box-Cox</i> Variabel IHSG Transformasi Pertama.....	53
Gambar 4.5 Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Emas Transformasi Kedua.....	54
Gambar 4.6 Plot <i>Box-Cox</i> Variabel IHSG Transformasi Kedua.....	54
Gambar 4.7 MACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG	56
Gambar 4.8 MACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG Setelah <i>Differencing</i>	56
Gambar 4.9 MPACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG Setelah <i>Differencing</i>	58
Gambar 4.10 Nilai AIC	59

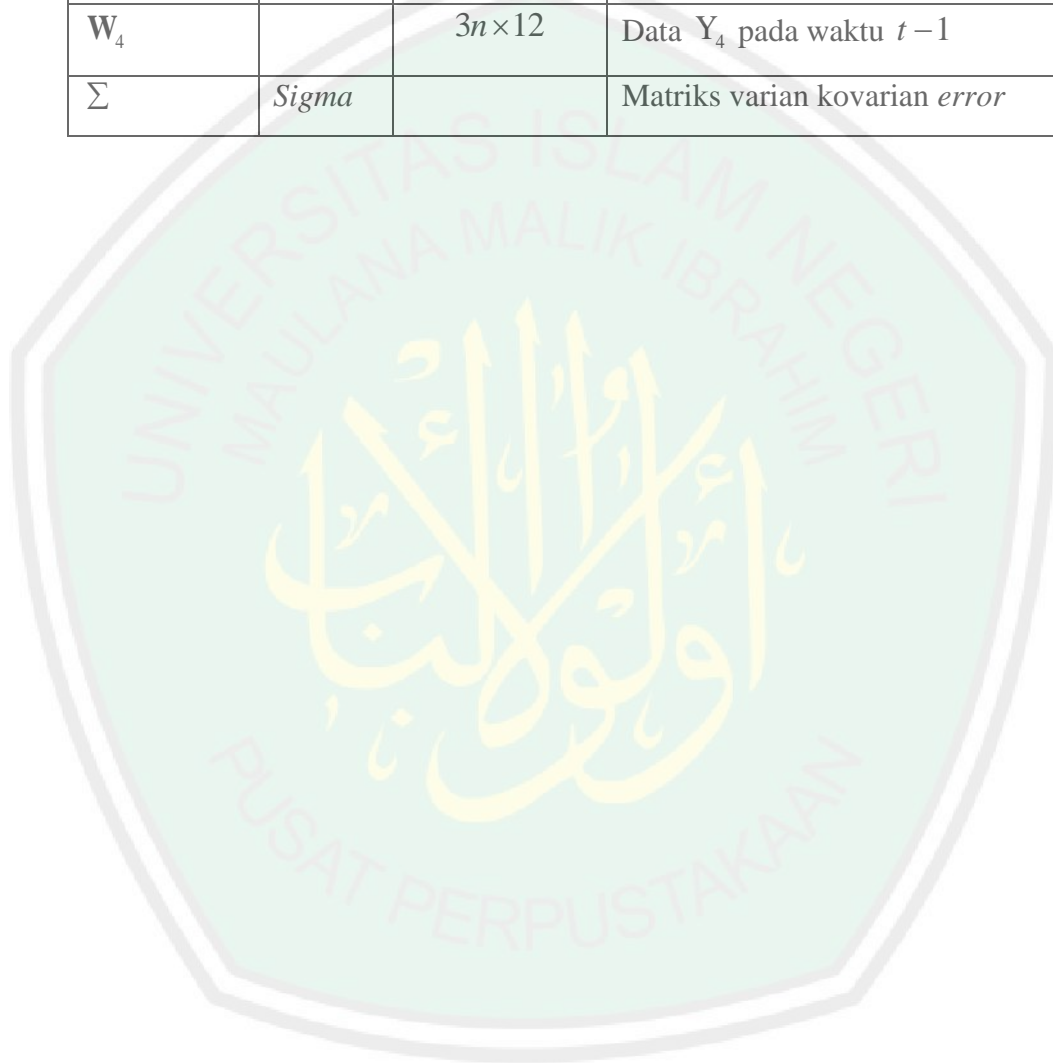
DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1: Data Harga Emas (Emas), Nilai Tukar Uang Rupiah Terhadap Dollar (Kurs), dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Bulan Juli 2005 Sampai Bulan Juli 2011	69
Lampiran 2: Hasil Perhitungan Transformasi	72
Lampiran 3: Uji ADF Emas Tidak Stasioner	74
Lampiran 4: Uji ADF Emas Stasioner	74
Lampiran 5: Uji ADF Kurs Tidak Stasioner	74
Lampiran 6: Uji ADF Kurs Stasioner	75
Lampiran 7: Uji ADF IHSG Tidak Stasioner	75
Lampiran 8: Uji ADF IHSG Stasioner	75
Lampiran 9: Hasil Uji <i>Portmanteau</i>	76

DAFTAR SIMBOL

Simbol	Nama	Ukuran	Keterangan
x		Skalar	Variabel x
Y		Skalar	Variabel y
x_i		Skalar	Data pengamatan x ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$
y_i		Skalar	Data pengamatan y ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$
\bar{x}		Skalar	Nilai rata-rata data X
\bar{y}		Skalar	Nilai rata-rata data Y
n			Banyaknya data
S_x		Skalar	Nilai simpangan baku x
Cov_{xy}		Skalar	Nilai kovariansi x dan y
ρ	<i>rho</i>	Skalar	Nilai koefisien korelasi
S_x^2		Skalar	Nilai variansi data x
r_{xy}		Skalar	Nilai koefisien korelasi antara variabel x dan y
Y_{t+k}			Variabel Y pada waktu ke- $(t + k)$
γ_k	<i>gamma-k</i>	Skalar	Nilai kovariansi γ pada lag ke- k
ρ_k	<i>rho-k</i>	Skalar	Nilai koefisien autokorelasi pada lag- k
t			Waktu pengamatan ke- t , $t = 1, 2, \dots, k$
ϕ_{ki}	<i>phi-ki</i>		Nilai koefisien autokorelasi parsial ke- i
Y		$n \times 1$	Vektor variabel regresi
X		$n \times (n + 1)$	Matriks variabel regresi
B			Operator <i>backward shift</i>
e		$n \times 1$	Vektor <i>error</i>
β	<i>beta</i>		Vektor parameter konstanta regresi
Y_t		$k \times 1$	Data Y pada waktu ke t
Y_{t-d}		$n \times (n + 1)$	Data Y pada waktu $t-d$
z_t		$k \times 1$	Selisih dari nilai variabel Y_t dengan μ
μ	<i>mu</i>	$k \times 1$	Rata-rata dari Y_t
Φ	<i>Phi</i>	$k \times k$	Matriks koefisien <i>Vector Autoregressive</i>
Φ_1, Φ_2, Φ_3		$(k + 1) \times k$	Matriks koefisien <i>Vector Autoregressive</i>

Φ_4		12×1	Vektor koefisien <i>Vector Autoregressive</i>
\mathbf{a}_t		$k \times 1$	Vektor <i>error</i> pada waktu t
$\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3$		$t \times k$	Matriks <i>error</i> pada waktu t
\mathbf{a}_4		$3n \times 1$	Vektor <i>error</i> pada waktu t
P			<i>Lag Autoregressive</i>
$\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{W}_3$		$t \times (k + 1)$	Data Y_k pada waktu $t - 1$
\mathbf{W}_4		$3n \times 12$	Data Y_4 pada waktu $t - 1$
Σ	<i>Sigma</i>		Matriks varian kovarian <i>error</i>



ABSTRAK

Jannah, Roikhatul. 2018. **Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Maximum Likelihood***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Abdul Aziz, M.Si. (II) Dr. Abdussakir, M.Pd.

Kata Kunci: estimasi parameter, *time series multivariate*, model *Vector Autoregressive*, metode *Maximum Likelihood*.

Model *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan pemodelan *time series multivariate* yang memiliki beberapa variabel endogen secara bersamaan, namun masing-masing variabel endogen dijelaskan oleh *lag* dari nilainya sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model. Model VAR yang digunakan dalam penelitian ini merupakan model VAR dengan 1 *lag* dan 3 variabel.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui estimasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood* dengan mengasumsikan modelnya berdistribusi normal. Metode *Maximum Likelihood* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter dengan cara memaksimalkan fungsi *log-likelihood* pada model. Sehingga diperoleh hasil estimasi parameter model VAR(1) dengan 3 variabel $\mathbf{Y}_3 = \mathbf{W}_3\Phi_3 + \mathbf{a}_3$ secara *Maximum Likelihood* yaitu

$$\hat{\Phi}_3 = (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3$$

Hasil dari estimasi VAR tersebut diimplementasikan pada data harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan Indeks Harga Saham Gabungan (ISHG) mulai dari bulan Juli 2005 sampai bulan Juli 2011. Berdasarkan hasil analisis didapatkan model yang sesuai adalah VARIMA(1,1,0) karena tidak ada korelasi antara *error* pada *lag*, dan nilai AIC lebih kecil dibanding model yang lain. Adapun modelnya adalah

$$Emas_t = \left(-8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}} \right)^2$$

$$Kurs_t = 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}}$$

$$IHSG_t = \left(-0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}} \right)^2$$

ABSTRACT

Jannah, Roikhatul. 2018. **Parameter Estimation of Vector Autoregressive Models Using Maximum Likelihood Method**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Abdul Aziz, M.Si. (II) Dr. Abdussakir, M.Pd.

Keywords: parameter estimation, time series multivariate, Vector Autoregressive models, Maximum Likelihood method.

Vector Autoregressive (VAR) model is a multivariate time series modeling that has several endogenous variables. In the VAR model, every endogenous variable is explained by the lag of its own value and other endogenous variable in the model. The VAR model is used in this study is a VAR model with one lag and three variables.

The purpose of this study was to determine the parameter estimation on the VAR(1) model using Maximum Likelihood Estimation assuming the model is normally distributed. Maximum likelihood method is one of the methods used to estimate parameters by maximizing the log-likelihood function of a model. So the result of the parameter estimation VAR(1) with three variables $\mathbf{Y}_3 = \mathbf{W}_3\Phi_3 + \mathbf{a}_3$ model obtained by Maximum Likelihood is

$$\hat{\Phi}_3 = (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3$$

The result of VAR estimation are implemented in the gold price data, the dollar exchange rate against the rupiah, and the joint stock price index (IHSG) starting from July 2005 until July 2011. From the result of analysis, the corresponding model is VARIMA (1,1,0) because there is no correlation between residual lag, and value AIC is smaller than the other models. The model is

$$Emas_t = \left(-8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}} \right)^2$$

$$Kurs_t = 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}}$$

$$IHSG_t = \left(-0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}} \right)^2$$

ملخص

الجنّة، رائحة. ٢٠١٨. تقدير المعلمات النماذج *Vector Autoregressive* باستخدام طريقة *Maximum Likelihood*. بحث جامعي. شعبة الرياضيات. كلية العلوم والتكنولوجيا. الجامعة مولنا مالك ابراهيم مالانج. المشرف (١) عبد العزيز، الماجستير (٢) الدكتور عبد الشاكر.

كلمات الرئيسية: تقدير المعلمة، *time series multivariate*، النماذج *Vector Autoregressive*، طريقة *Maximum Likelihood*.

النموذج *Vector Autoregressive (VAR)* هو نموذج سلاسل زمنية متعددة المتغيرات لها العديد من المتغيرات الداخلية في نفس الوقت، ولكن يتم تفسير كل متغير داخلي بالتأخر في قيمته الخاصة والمتغيرات الداخلية الأخرى في النموذج. النموذج *VAR* المستخدم في هذه الدراسة هو نموذج *VAR* مع واحد *lag* وثلاثة متغيرات.

وكان هدف هذا البحث هو تعريف تقدير المعلمات في *VAR* باستخدام طريقة *Maximum Likelihood* تفترض يتم النموذج عادة. طريقة *Maximum Likelihood* هي إحدى الطرق المستخدمة لتقدير المعلمات بتعظيم دالة *log-likelihood* في النموذج. لذلك يتم الحصول على نتائج تقدير المعلمة النماذج *VAR(١)* بثلاثة متغيرات $Y_3 = W_3 \Phi_3 + a_3$ باستخدام طريقة *Maximum Likelihood* يعنى

$$\hat{\Phi}_3 = (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T Y_3$$

وأما نتائج البحث من تقدير *VAR* تنفيذ في بيانات أسعار الذهب وسعر صرف الدولار إلى الروبية ومؤشر سعر السهم المشترك (*IHSG*) منذ شهر يوليو سنة ٢٠٠٥ حتى شهر يوليو سنة ٢٠١١. نتائج التحليل يوجد النموذج المناسب هو *VARIMA(١,١,٠)* لأن لا يوجد خطأ في الارتباط في *lag* و النموذج يملك قيمة الأمثال لإن القيمة *AIC* اصغر من نموذج اخرى. فأما النموذج هو

$$Emas_t = (-8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}})^2$$

$$Kurs_t = 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}}$$

$$IHSG_t = (-0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}})^2$$

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Al-Quran merupakan kitab Allah Swt. yang di dalamnya terkandung ilmu-ilmu Allah. Al-Quran bukan hanya berbicara ilmu agama yaitu halal dan haram, pahala dan dosa, lebih dari itu di dalamnya juga terdapat pembahasan tentang sains dan teknologi (Abtokhi, 2007). Salah satu ilmu sains yang terdapat dalam al-Quran adalah matematika. Ilmu matematika yang dibahas dalam penelitian ini adalah tentang estimasi. Sebagaimana dijelaskan dalam al-Quran surat ar-Ruum ayat 4:

فِي بَعْضِ سِنِينَ ۖ لِلَّهِ الْأَمْرُ مِنْ قَبْلُ وَمِنْ بَعْدُ ۚ وَيَوْمَئِذٍ يَفْرَحُ الْمُؤْمِنُونَ ﴿٤﴾

“Dalam beberapa tahun lagi. Bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudah (mereka menang). Dan di hari (kemenangan bangsa Romawi) itu bergembiralah orang-orang yang beriman”(Q.S Ar-Ruum/30:4).

Estimasi adalah salah satu ilmu yang menggunakan analisis dan teori statistika untuk menganalisis masalah-masalah dan fenomena-fenomena ekonomi secara kualitatif yang dibahas dalam ilmu ekonometri (Firdaus, 2004). Ekonometri dapat dimanfaatkan untuk membuat estimasi suatu fungsi beserta parameter-parameternya, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk membuat prediksi pada periode yang akan datang dengan menggunakan model *time series* (Aziz, 2010).

Model *time series* adalah pendugaan masa depan yang menggunakan nilai masa lalu dari suatu variabel (Makridakis & Wheelwright, 1999). Menurut Santoso (2007), dalam analisis *time series* terdapat beberapa pola data, salah satunya adalah pola data *trend*. Pola data *trend* dapat terjadi apabila data

pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan selama periode jangka panjang. Sehingga jika data pengamatan berpola *trend*, maka data tersebut dikatakan tidak stasioner.

Salah satu model *time series* yang dapat mengatasi masalah tersebut adalah model *Vector Autoregressive* (VAR). Model VAR merupakan pemodelan *time series multivariate* yang memiliki beberapa variabel endogen secara bersamaan, namun masing-masing variabel endogen dijelaskan oleh *lag* dari nilainya sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model. Pada model juga terdapat faktor *differencing* yang digunakan untuk menstasionerkan data, agar model VAR menghasilkan ramalan yang optimal (Gujarati, 2004). Gujarati (2004) juga menyatakan bahwa model tersebut harus memenuhi asumsi *error white noise* dan berdistribusi normal. Namun terkadang asumsi tersebut tidak terpenuhi. Akibatnya inferensi statistik tidak dapat dilakukan terhadap parameter model. Untuk mengatasi hal tersebut, maka diperlukan suatu pendekatan nonparametrik yang bebas asumsi, salah satunya adalah metode *Maximum Likelihood*.

Maximum Likelihood adalah metode yang dipakai dalam mengestimasi suatu parameter distribusi data. Dalam statistik, estimasi adalah suatu metode untuk mengetahui beberapa nilai-nilai suatu populasi dengan menggunakan nilai-nilai sampel. Nilai populasi sering disebut dengan parameter populasi, sedangkan nilai-nilai sampel sering disebut dengan statistik sampel. Dalam metode estimasi, parameter populasi yang ingin ditaksir itu adalah berupa nilai simpangan baku dengan notasi σ dan nilai rata-rata yang diberi notasi μ (Hasan, 2005).

Merujuk pada penelitian sebelumnya, Sa'diyah (2013) telah membahas peramalan pengadaan beras dalam regional Jawa Timur dengan menggunakan

model VAR dan Var-Nn. Hasilnya menunjukkan bahwa *Root Mean Square Error* (RMSE) pada model VAR lebih kecil daripada model Var-Nn. Jadi model VAR lebih efektif dan efisien dalam melakukan peramalan dengan tingkat kesalahan yang cukup rendah.

Desvina & Ratnawati (2014) juga telah mengkaji tentang penerapan model VAR untuk peramalan curah hujan kota Pekanbaru. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan tentang peramalan curah hujan dengan variabel kelembaban udara dan temperatur udara serta peramalan curah hujan dengan variabel lain berdasarkan nilai R^2 . Hasil penelitiannya menyatakan bahwa model yang diperoleh untuk meramalkan curah hujan kota Pekanbaru adalah model VAR(2). Model VAR(2) pada peramalan curah hujan kota Pekanbaru dengan variabel lain lebih berpengaruh secara signifikan, karena nilai R^2 modelnya 42,3% sedangkan nilai R^2 model VAR(2) pada peramalan curah hujan kota Pekanbaru dengan variabel kelembaban udara dan temperatur udara sebesar 57,7%.

Putri & Setiawan (2015) telah melakukan penelitian yang membandingkan peramalan antara metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan VAR berdasarkan kriteria RMSE dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitiannya adalah peramalan Bank Republik Indonesia lebih baik menggunakan model ARIMA, sedangkan peramalan Bank Mandiri Indonesia dan Bank Central Asia lebih baik menggunakan metode VAR. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak selalu metode yang kompleks memberikan hasil yang terbaik. Sehingga diperlukan tambahan metode pendekatan lain untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih mendekati nilai aktualnya.

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu yang menggunakan model *time series* dan metode *Maximum Likelihood* dapat memberikan pengetahuan dari pengembangan ilmu peramalan bahwa untuk setiap pola data yang berbeda, maka hasil analisis yang didapatkan juga berbeda. Penelitian tersebut sudah menjelaskan peramalan pada model-model *time series* akan tetapi belum secara khusus menjelaskan tentang estimasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood*.

Berdasarkan uraian di atas, penulis memiliki gagasan untuk melakukan penelitian penggunaan metode *Maximum Likelihood* pada model VAR dengan judul penelitian “Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Maximum Likelihood*”. Estimasi parameternya juga diimplementasikan pada data harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana estimasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood*?
2. Bagaimana implementasi model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada data emas, kurs, dan IHSG?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. untuk mendapatkan estimasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood*.
2. untuk mengetahui implementasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada data emas, kurs, dan IHSG.

1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Estimasinya menggunakan asumsi data yang berdistribusi normal.
2. Model VAR yang digunakan dalam penelitian ini adalah VAR(1) dengan tiga variabel.

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan tujuan maka penelitian ini dilakukan dengan harapan dapat bermanfaat di antaranya sebagai berikut:

1. Bagi Penulis

Sebagai tambahan pengetahuan dan wawasan penelitian tentang estimasi parameter model *Vector Autoregressive* (VAR) dengan metode *Maximum Likelihood* beserta implementasinya.

2. Bagi Pembaca dan Peneliti lain
 - a. Sebagai tambahan wawasan dan memperdalam pengetahuan terutama dalam estimasi parameter model VAR khususnya dengan metode *Maximum Likelihood*.
 - b. Sebagai bahan referensi atau tolak ukur jika ingin meneliti lebih lanjut mengenai estimasi parameter model VAR maupun metode *Maximum Likelihood*.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan digunakan untuk mempermudah dalam memahami dan menyusun laporan penelitian. Adapun sistematika penulisan dalam penelitian ini adalah:

Bab I Pendahuluan

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

Bab II Kajian Pustaka

Bab ini menjelaskan tentang teori penunjang yang digunakan dalam pembahasan meliputi analisis *time series*, stasioneritas data, fungsi autokorelasi, analisis regresi, model *time series*, uji *Granger Causality*, penentuan *lag* VAR, normal *multivariate*, estimasi *Maximum Likelihood*, kajian al-Quran tentang estimasi.

Bab III Metode Penelitian

Bab ini berisi pendekatan penelitian, jenis dan sumber data, variabel penelitian, dan analisis data.

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini dijelaskan tentang pembahasan mengenai estimasi parameter model VAR dengan metode *Maximum Likelihood* dan implementasinya pada data emas, kurs, dan IHSG.

Bab V Penutup

Pada bab ini berisi tentang kesimpulan dari bab-bab sebelumnya serta saran yang berkaitan dengan permasalahan yang dikaji.



BAB II

KAJIAN PUSTAKA

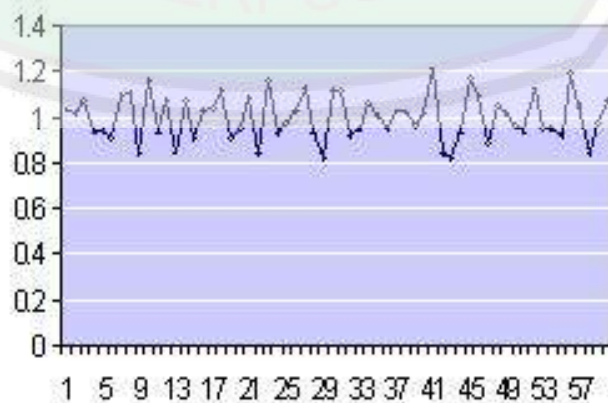
2.1 Analisis *Time Series*

Model *time series* adalah pendugaan masa depan yang menggunakan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Tujuan model *time series* adalah untuk memperoleh pola data yang akan digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang (Makridakis & Wheelwright, 1999).

Menurut Hanke & Wichern (2005), salah satu langkah penting dalam memilih metode peramalan adalah mempertimbangkan pola data sehingga metode peramalan yang sesuai dengan data tersebut dapat bermanfaat. Berikut ini adalah pola-pola deret berkala yang telah dikenal adalah pola data horizontal, musiman, *trend*, dan siklis.

1) Pola Data Horizontal

Pola data horizontal terjadi saat data observasi berfluktuasi disekitar suatu nilai konstan atau rata-rata yang membentuk garis horizontal. Data ini disebut juga dengan data stasioner. Pola data ini dapat digambarkan sebagai berikut

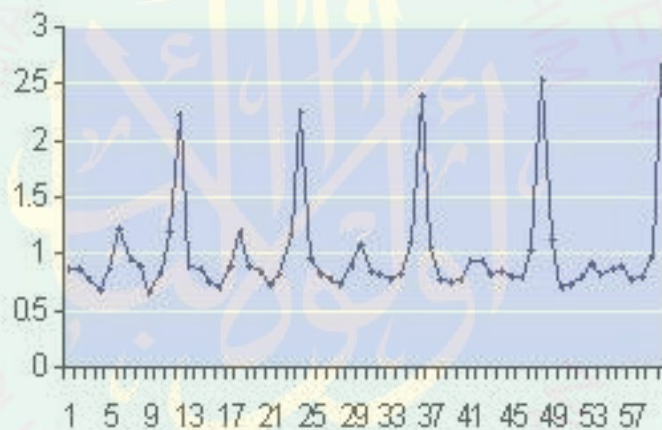


Gambar 2.1 Pola Data Horizontal

Jika plot tersebut dibagi menjadi beberapa bagian, maka polanya akan terlihat seperti berulang atau hampir sama. Dengan kata lain, pola untuk setiap periodenya bisa sama. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode *single exponential smoothing*.

2) Pola Data Musiman

Pola data musiman terjadi jika suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. Pola data musiman dapat mempunyai pola musim yang berulang dari periode ke periode berikutnya. Misalnya pola yang berulang setiap bulan tertentu, tahun tertentu atau pada minggu tertentu. Pola data musiman dapat digambarkan sebagai berikut



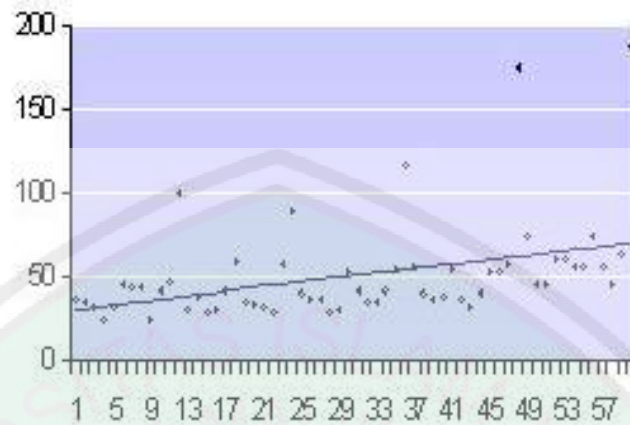
Gambar 2.2 Pola Data Musiman

Plot tersebut berbentuk gelombang namun masih bisa dibuat pola. Pola ini hampir sama dengan pola data horizontal, hanya saja untuk setiap periode pada pola ini terdapat nilai maksimum dan minimumnya.

3) Pola Data *Trend*

Pola data *trend* terjadi jika data pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan selama periode jangka panjang. Suatu data pengamatan yang

mempunyai *trend* disebut data non stasioner. Pola data ini dapat digambarkan sebagai berikut



Gambar 2.3 Pola Data *Trend*

Jika plot tersebut dibagi menjadi beberapa bagian, maka setiap periode akan berubah dan berupa fungsi linier yang mengalami kenaikan atau penurunan. Pola data ini memiliki rata-rata yang berubah. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode regresi linier.

4) Pola Data Siklis

Pola data siklis didefinisikan sebagai fluktuasi data berbentuk gelombang sepanjang periode yang tidak menentu. Pola data siklis dapat digambarkan sebagai berikut



Gambar 2.4 Pola Data Siklis

Pola ini sama dengan pola data horizontal dan musiman, karena sama-sama berbentuk gelombang. Namun, plot data siklis ini tidak bisa dibuat berpola.

2.2 Stasioneritas Data

Proses stokastik $\{X_t : t \in T\}$ adalah suatu kumpulan variabel acak berindeks (X_t) dengan suatu himpunan T , yang anggota-anggotanya biasanya berkoresponden terhadap nilai waktu (Paris, 2011). Pada umumnya *time series* dapat diklasifikasikan menjadi dua, yaitu stasioner dan non-stasioner.

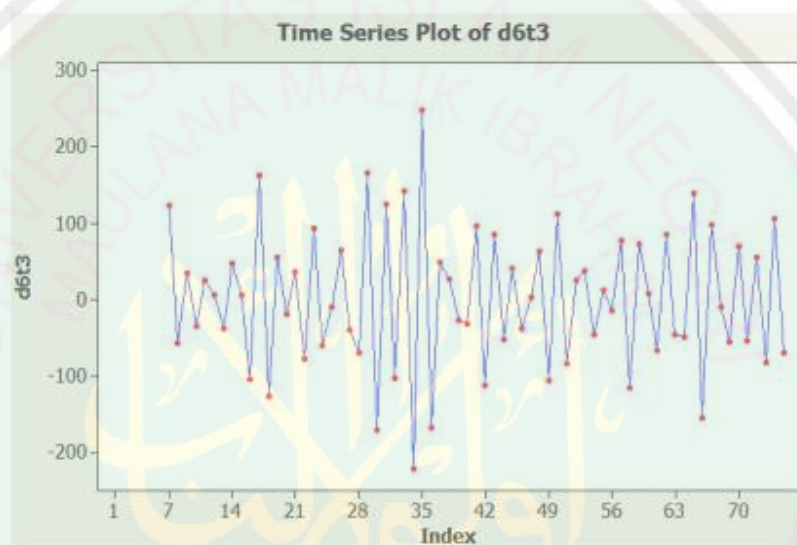
Stasioneritas berarti tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (Makridakis & Wheelwright, 1999). Bentuk visual dari plot data *time series* sering kali cukup meyakinkan para penaksir bahwa data tersebut stasioner atau nonstasioner. Menurut Wei (2006), stasioneritas dibagi menjadi dua, yaitu stasioner dalam rata-rata dan stasioner dalam variansi.

1. Stasioneritas dalam Rata-rata

Stasioner dalam rata-rata adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Bentuk plot data seringkali dapat diketahui bahwa 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 Variansi

Suatu data deret berkala dikatakan stasioner dalam variansi 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. Untuk menstasionerkan data nonstasioner dalam rata-rata dapat dilakukan proses *differencing* (pembedaan).

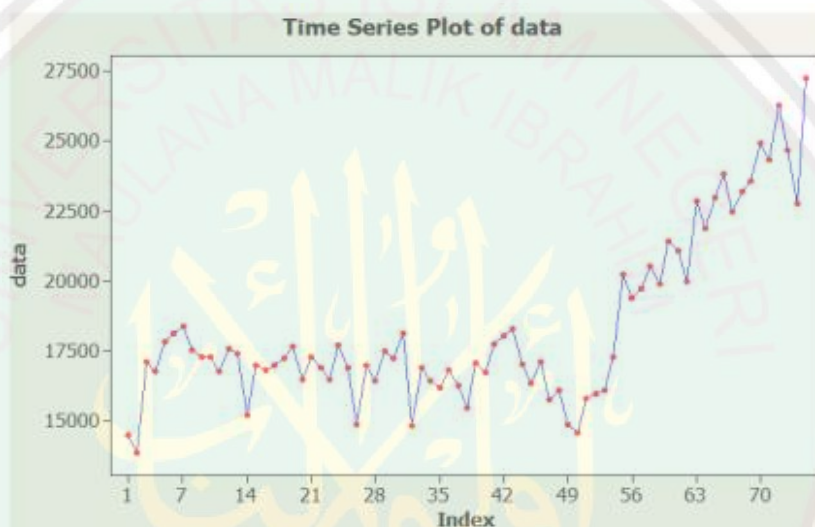


Gambar 2.5 Plot Data Stasioner dalam Rata-rata dan Variansi

Plot data pada Gambar 2.5 dikatakan stasioner terhadap rata-rata. Jika mengambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-7 sampai data ke-35 akan diperoleh nilai rata-rata yaitu 0. Sedangkan jika mengambil sejumlah data misalkan dari data ke-36 sampai dengan data ke-70 akan diperoleh nilai rata-rata yaitu 0. Karena dari sebarang pengambilan sampel data diperoleh nilai rata-rata yang konstan maka sesuai dengan definisi stasioneritas dalam rata-rata maka plot data pada Gambar 2.5 dikatakan stasioner dalam rata-rata.

Plot data pada Gambar 2.5 juga dikatakan stasioner terhadap variansi. Jika mengambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-7 sampai data

ke-35 nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $180 - (-210) = 390$. Sedangkan jika diambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-36 sampai data ke-70, nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $250 - (-140) = 390$. Karena dari sebarang pengambilan sampel data diperoleh nilai variansi yang konstan, sesuai dengan definisi stasioneritas dalam variansi maka plot data pada Gambar 2.5 dikatakan stasioner terhadap variansi.



Gambar 2.6 Plot Data Tidak Stasioner dalam Rata-rata dan Variansi

Plot data pada Gambar 2.6 dikatakan tidak stasioner terhadap rata-rata karena jika diambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-1 sampai data ke-49 akan diperoleh nilai rata-rata kurang lebih 16500. Sedangkan jika mengambil sejumlah data misalkan dari data ke-50 sampai dengan data ke-70 akan diperoleh nilai rata-rata kurang lebih 22000. Karena dari sebarang pengambilan sampel data diperoleh nilai rata-rata yang tidak konstan maka sesuai dengan definisi stasioneritas dalam rata-rata maka plot data pada Gambar 2.6 dikatakan tidak stasioner dalam rata-rata.

Plot data pada Gambar 2.6 juga dikatakan tidak stasioner terhadap variansi. Jika mengambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-1 sampai data ke-49 nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $19000 - 13000 = 6000$. Sedangkan jika diambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-50 sampai data ke-70 nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $26000 - 16000 = 10000$. Karena dari sebarang pengambilan sampel data diperoleh nilai variansi yang tidak konstan, sesuai dengan definisi stasioneritas dalam variansi maka plot data pada Gambar 2.6 dikatakan tidak stasioner dalam variansi.

2.2.1 Differencing

Data *time series* dikatakan stasioner jika rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman. Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner. Salah satu cara yang umum dipakai adalah metode perbedaan (*differencing*).

Menurut Makridakis & Wheelwright (1999), notasi yang sangat bermanfaat dalam metode *differencing* adalah operator langkah mundur (*backward shift*), sebagai berikut

$$BY_t = Y_{t-1} \quad (2.1)$$

dengan

Y_t : variabel Y pada waktu ke- t , $t = 2, 3, 4, \dots$

Y_{t-1} : variabel Y pada waktu ke- $(t - 1)$

B : operator *backward-shift* (operator langkah mundur)

Notasi B yang dipasang pada Y_t mempunyai pengaruh menggeser data satu periode ke belakang. Misalkan apabila suatu deret berkala tidak stasioner, maka data tersebut dapat dibuat lebih mendekati stasioner dengan melakukan *differencing* pertama. Rumus untuk *differencing* yang pertama yaitu

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.2)$$

Y'_t : variabel Y pada waktu ke- t setelah *differencing*

Y_t : variabel Y pada waktu ke- t , $t = 2, 3, 4, \dots$

Y_{t-1} : variabel Y pada waktu ke- $(t - 1)$

Dengan menggunakan operator langkah mundur, persamaan (2.2) dapat ditulis kembali menjadi

$$Y'_t = Y_t - BY_t = (1 - B)Y_t \quad (2.3)$$

differencing pertama dinotasikan oleh $(1 - B)$.

Selanjutnya untuk *differencing* kedua yang merupakan *differencing* pertama dari *differencing* pertama yang sebelumnya. Jika *differencing* kedua dihitung, maka

$$\begin{aligned} Y''_t &= Y'_t - Y'_{t-1} \\ &= (Y_t - Y_{t-1})(Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)Y_t \\ &= (1 - B)^2 Y_t \end{aligned} \quad (2.4)$$

Differencing kedua pada persamaan (2.4) dinotasikan oleh $(1 - B)^2$.

Selanjutnya untuk *differencing* ketiga yang merupakan *differencing* kedua dari *differencing* kedua yang sebelumnya. Jika *differencing* kedua dihitung, maka

$$Y'''_t = Y''_t - 2Y''_{t-1} + Y''_{t-2}$$

$$\begin{aligned}
&= (Y_t - Y_{t-1}) - 2(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + (Y_{t-2} - Y_{t-3}) \\
&= Y_t - Y_{t-1} - 2Y_{t-1} + 2Y_{t-2} + Y_{t-2} - Y_{t-3} \\
&= (1 - 3B + 3B^2 - B^3)Y_t \\
&= (1 - B)^3 Y_t
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Differencing ketiga pada persamaan (2.5) dinotasikan oleh $(1 - B)^3$.

Selanjutnya untuk *differencing* keempat yang merupakan *differencing* ketiga dari *differencing* ketiga yang sebelumnya. Jika *differencing* keempat dihitung, maka

$$\begin{aligned}
Y_t'''' &= Y_t - 3Y'_{t-1} + 3Y'_{t-2} - Y'_{t-3} \\
&= (Y_t - Y_{t-1}) - 3(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + 3(Y_{t-2} - Y_{t-3}) - (Y_{t-3} - Y_{t-4}) \\
&= Y_t - Y_{t-1} - 3Y_{t-1} + 3Y_{t-2} + 3Y_{t-2} - 3Y_{t-3} - Y_{t-3} + Y_{t-4} \\
&= Y_t - 4Y_{t-1} + 6Y_{t-2} - 4Y_{t-3} + Y_{t-4} \\
&= (1 - 4B + 6B^2 - 4B^3 + B^4)Y_t \\
&= (1 - B)^4 Y_t
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Differencing keempat pada persamaan (2.6) dinotasikan oleh $(1 - B)^4$.

Secara umum jika terdapat *differencing* ke- d untuk mencapai stasioneritas, dapat dinotasikan dengan

$$(1 - \phi_1 B + \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 + \dots - B^d)Y_t = (1 - B)^d Y_t \tag{2.7}$$

2.3 Fungsi Autokorelasi

Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan antar data pada pengamatan data *time series*. Korelasi menunjukkan hubungan antara dua atau lebih variabel-variabel yang berbeda, maka autokorelasi menunjukkan hubungan antara nilai-nilai dari variabel yang sama (Sumodiningrat, 1994).

Makridakis & Wheelwright (1999) menyatakan rata-rata dan variansi dari suatu data deret berkala mungkin tidak bermanfaat apabila deret tersebut tidak stasioner, akan tetapi nilai minimum dan maksimum dapat digunakan untuk tujuan *plotting*. Bagaimanapun kunci statistik dalam analisis *time series* adalah koefisien autokorelasi (atau korelasi deret berkala dengan deret berkala itu sendiri dengan selisih waktu (*lag*) 0, 1, 2 periode atau lebih).

Makridakis & Wheelwright (1999) menjelaskan bahwa koefisien autokorelasi antara y_t dan y_{t+k} dapat dinyatakan sebagai berikut

$$r_{y_t, y_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_t)(y_{i+1} - \bar{y}_{t+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_t)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{i+1} - \bar{y}_{t+1})^2}} \quad (2.8)$$

Data y_t diasumsikan stasioner rata-rata dan variansinya. Jadi, kedua rata-rata y_t dan y_{t+1} dapat diasumsikan bernilai sama (dengan membuang subskrip dengan menggunakan $y = y_t = y_{t+k}$) dan dua nilai variansi dapat diukur satu kali saja dengan menggunakan seluruh data y_t yang diketahui. Dengan menggunakan asumsi-asumsi penyederhana ini, maka persamaan (2.8) menjadi

$$r_{Y_t, Y_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(Y_{i+1} - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.9)$$

Pada deret berkala, γ_k merupakan fungsi autokovariansi dan ρ_k merupakan fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function, ACF*) karena menunjukkan nilai keeratan antara Y_t dan Y_{t+k} dari proses yang sama namun dengan selang waktu yang berbeda (Wei, 2006). Jika korelasi digunakan untuk mengetahui kekuatan hubungan antara dua variabel yang berbeda maka kovariansi digunakan untuk menunjukkan seberapa besar perubahan antara dua variabel secara bersama-sama.

Sedangkan autokovariansi digunakan untuk menunjukkan seberapa besar perubahan antara dua variabel yang sama secara bersama-sama dalam rentang waktu yang berbeda.

Box & Jenkins (2008) mengatakan bahwa autokovariansi antara Y_t dan Y_{t+k} adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 \gamma_k &= Cov(Y_t, Y_{t+k}) \\
 &= E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \\
 &= E[(Y_t Y_{t+k} - Y_t \mu - \mu Y_{t+k} + \mu \mu)] \\
 &= E[(Y_t Y_{t+k} - Y_t \mu - Y_{t+k} \mu + \mu \mu)] \\
 &= E[Y_t Y_{t+k}] - E[Y_t \mu] - E[Y_{t+k} \mu] + E[\mu \mu] \\
 &= E[Y_t Y_{t+k}] - \mu E[Y_t] - \mu E[Y_{t+k}] + \mu \mu \\
 &= E[Y_t Y_{t+k}] - \mu \mu - \mu \mu + \mu \mu \\
 &= E[Y_t Y_{t+k}] - \mu \mu \\
 &= E[Y_t Y_{t+k}] - E[Y_t] E[Y_{t+k}]
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

dan fungsi autokorelasi antara Y_t dan Y_{t+k} adalah

$$\begin{aligned}
 \rho_k &= \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)} \sqrt{Var(Y_{t+k})}} \\
 &= \frac{\gamma_k}{\sqrt{\sigma^2} \sqrt{\sigma^2}} \\
 &= \frac{\gamma_k}{\sigma^2} \\
 &= \frac{\gamma_k}{\gamma_0}
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

dengan

$$Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = \sigma^2 = \gamma_0$$

γ_k : nilai kovariansi γ pada lag $k, k = 1, 2, 3, \dots$

- ρ_k : nilai autokorelasi pada lag k
 t : waktu pengamatan ke- t

2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial

Autokorelasi parsial merupakan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dengan menghilangkan hubungan linier dalam variabel $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ yang dinyatakan sebagai berikut

$$\text{Corr}(Y_t, Y_{t+k} | Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k-1}) \quad (2.12)$$

Menurut Wei (2006), autokorelasi parsial antara Y_t dan Y_{t+k} diperoleh dari turunan model regresi linier sebagai berikut

$$Y_{t+k} = \phi_{k1} Y_{t+k-1} + \phi_{k2} Y_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk} Y_t + a_{t+k} \quad (2.13)$$

dengan ϕ_{ki} merupakan parameter regresi dan a_{t+k} adalah nilai *error* dengan rata-rata 0, dan tidak berkorelasi dengan Y_{t+k-j} untuk $j = 1, 2, \dots, k$. Langkah pertama yang dilakukan adalah mengalikan persamaan (2.13) dengan Y_{t+k-j} pada kedua ruas sehingga diperoleh

$$Y_{t+k} Y_{t+k-j} = \phi_{k1} Y_{t+k-1} Y_{t+k-j} + \phi_{k2} Y_{t+k-2} Y_{t+k-j} + \dots + \phi_{kk} Y_t Y_{t+k-j} + a_{t+k} Y_{t+k-j} \quad (2.14)$$

dan nilai harapannya (*expected value*) dari persamaan (2.14) adalah

$$E[Y_{t+k} Y_{t+k-j}] = \phi_{k1} E[Y_{t+k-1} Y_{t+k-j}] + \phi_{k2} E[Y_{t+k-2} Y_{t+k-j}] + \dots + \phi_{kk} E[Y_t Y_{t+k-j}] + E[a_{t+k} Y_{t+k-j}]$$

Dimisalkan nilai $E[Y_{t+k} Y_{t+k-j}] = \gamma_j$, $j = 0, 1, 2, \dots, k$ maka diperoleh

$$\gamma_j = \phi_{k1} \gamma_{j-1} + \phi_{k2} \gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk} \gamma_{j-k}$$

Persamaan (2.18) dibagi dengan $E[Y_{t+k}] = \gamma_0$ sehingga menjadi

$$\frac{\gamma_j}{\gamma_0} = \phi_{k1} \frac{\gamma_{j-1}}{\gamma_0} + \phi_{k2} \frac{\gamma_{j-2}}{\gamma_0} + \dots + \phi_{kk} \frac{\gamma_{j-k}}{\gamma_0}$$

atau dapat disederhanakan menjadi

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k}$$

untuk $j = 1, 2, \dots, k$. Diperoleh sistem persamaan berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.15)$$

Dengan menggunakan aturan Cramer (metode untuk menyelesaikan sistem persamaan linier dengan menggunakan determinan matriks), berturut-turut untuk $k = 1, 2, \dots$ diperoleh

- a. Untuk *lag* pertama diperoleh persamaan $\rho_1 = \phi_{11}\rho_0$, karena $\rho_0 = \frac{\gamma_0}{\gamma_0} = 1$

sehingga $\rho_1 = \phi_{11}$ yang berarti bahwa nilai fungsi autokorelasi parsial pada *lag* pertama akan sama dengan koefisien *lag* pertama.

- b. Untuk *lag* kedua ($k = 2$) diperoleh sistem persamaan berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{21}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_{21}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.16)$$

Persamaan (2.16) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{21} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix}$$

Misal $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix}$, $\mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan Cramer

diperoleh

$$\phi_{22} = \frac{\det(\mathbf{A}_2)}{\det(\mathbf{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2} \quad (2.17)$$

- c. Untuk lag ketiga ($k = 3$) dan $j = 1, 2, 3$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{31}\rho_0 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_2 \\ \rho_2 &= \phi_{31}\rho_1 + \phi_{32}\rho_0 + \phi_{33}\rho_1 \\ \rho_3 &= \phi_{31}\rho_2 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.18)$$

Persamaan (2.18) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{31} \\ \phi_{32} \\ \phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix}$$

Misal $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{A}_3 = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan

Cramer diperoleh

$$\phi_{33} = \frac{\det(\mathbf{A}_3)}{\det(\mathbf{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_3 + \rho_1\rho_2^2 + \rho_1^3 - 2\rho_1\rho_2 - \rho_1^2\rho_3}{1 + 2\rho_1^2\rho_2 + \rho_2^2 + 2\rho_1^2} \quad (2.19)$$

- d. Untuk lag k dan $j = 1, 2, 3, \dots, k$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.20)$$

Persamaan (2.20) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan aturan Cramer diperoleh

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{bmatrix}$$

Sehingga nilai fungsi autokorelasi parsial k adalah sebagai berikut

$$\phi_{kk} = \frac{\det(\mathbf{A}_k)}{\det(\mathbf{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \quad (2.21)$$

Karena ϕ_{kk} merupakan fungsi atas k , maka ϕ_{kk} disebut fungsi autokorelasi parsial (*Partial Autocorrelation Function*, PACF).

2.5 Analisis Regresi

Analisis regresi adalah teknik analisis yang mencoba menjelaskan bentuk hubungan antara peubah-peubah yang mendukung sebab akibat. Dalam analisis regresi terdapat dua jenis regresi yaitu regresi sederhana dan berganda (Wibisono, 2009).

2.5.1 Regresi Linier Sederhana

Regresi linier sederhana adalah regresi linier yang hanya melibatkan dua variabel bebas x dan variabel terikat y . Model regresi linier sederhana x dan y ditulis dalam bentuk sebagai berikut

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2.22)$$

dengan

β_0, β_1 : parameter regresi

ε : *error* (Nawari, 2010).

2.5.2 Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda adalah regresi yang variabel terikat y dihubungkan dengan lebih dari satu variabel bebas x . Bentuk umum dari model regresi linier berganda dengan p variabel bebas adalah

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} + e_i \quad (2.23)$$

dengan

y_i : variabel terikat untuk pengamatan ke- i , untuk $i = 1, 2, \dots, n$

$x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$: variabel bebas

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$: parameter regresi

e_i : *error* pada pengamatan ke- i (Kutner, dkk, 2004).

Persamaan (2.23) dapat diuraikan menjadi

$$\begin{aligned} y_1 &= \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \cdots + \beta_p x_{1p} + e_1 \\ y_2 &= \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \cdots + \beta_p x_{2p} + e_2 \\ &\vdots \\ y_n &= \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \cdots + \beta_p x_{np} + e_n \end{aligned}$$

atau ditulis dalam bentuk matriks

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

Sehingga dapat disederhanakan menjadi

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e} \quad (2.24)$$

2.5.3 Regresi *Multivariate*

Menurut Johnson & Wichern (2007), model regresi *multivariate* adalah model regresi yang memiliki n variabel respon y_1, y_2, \dots, y_n dan r variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_r , dengan observasi sebanyak m . Model regresi *multivariate* adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} y_1 &= \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{21}x_2 + \dots + \beta_{r1}x_r + e_1 \\ y_2 &= \beta_{20} + \beta_{12}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{r2}x_r + e_2 \\ &\vdots \\ y_n &= \beta_{n0} + \beta_{1n}x_1 + \beta_{2n}x_2 + \dots + \beta_{rn}x_r + e_n \end{aligned} \quad (2.25)$$

atau dapat dikonstruksikan dalam bentuk matriks sebagai

$$\mathbf{Y}_{j \times n} = \mathbf{X}_{j \times (r+1)} \boldsymbol{\beta}_{(r+1) \times n} + \mathbf{e}_{j \times n} \quad (2.26)$$

dengan e adalah *error* yang memiliki asumsi $E[e] = 0$, $Var[e] = \Sigma$, dan Σ adalah matriks variansi berukuran $m \times m$. Menurut Johnson & Wichern (2007) persamaan (2.26) diperoleh $\mathbf{X}_j = (1, X_{j1}, \dots, X_{jr})$ sebagai variabel prediktor pada observasi ke- j , $\mathbf{Y}_j = (Y_{j1}, Y_{j2}, \dots, Y_{jr})$ sebagai variabel prediktor pada observasi ke- j , dengan $j = 1, 2, \dots, m$. \mathbf{Y}_j merupakan variabel random sehingga memiliki fungsi kepadatan peluang yang diasumsikan berdistribusi normal *multivariate* $\mathbf{Y}_j \sim N_n(\mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta}, \Sigma)$ dengan fungsi kepadatan peluangnya adalah

$$f(\mathbf{Y}_j | \boldsymbol{\beta}, \Sigma) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})\right) \quad (2.27)$$

2.6 Uji Asumsi Klasik

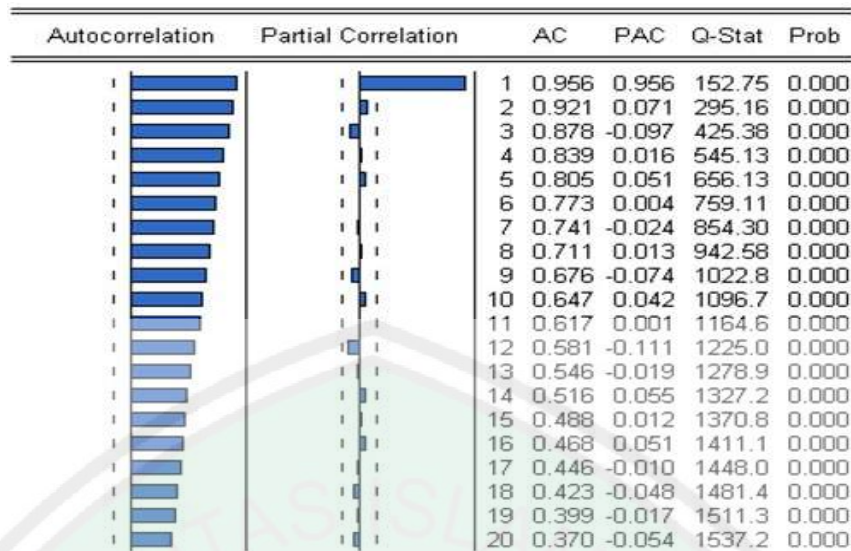
2.6.1 Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas digunakan untuk mengetahui suatu data stasioner atau tidak, dapat dilakukan pengujian menggunakan uji kolelogram atau uji formal akar unit yaitu *Augmented Dickey Fuller* (ADF) (Makridakis & Wheelwright, 1999).

1. Uji kolelogram

Bentuk visual dari suatu plot deret berkala sering kali cukup untuk meyakinkan para penduga bahwa data tersebut adalah stasioner atau tidak stasioner. Demikian pula plot autokorelasi dapat dengan mudah memperlihatkan ketidakstasioneran. Nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun sampai nol sesudah *time-lag* kedua atau ketiga, sedangkan untuk data yang tidak stasioner, nilai-nilai tersebut berbeda signifikan dari nol untuk beberapa periode waktu (Makridakis & Wheelwright, 1999).

Uji kolelogram merupakan metode pengujian yang digunakan untuk melihat kestasioneran data. Pada kolelogram, suatu data dikatakan stasioner apabila plot dari autokorelasi dari data tidak keluar dari garis bartlett (garis putus-putus). Nilai probabilitas dari *lag* pertama hingga *lag* terakhir akan bergerak mendekati nol atau kurang dari nilai taraf signifikan α (Rosadi, 2012). Contoh plot grafik dan kolelogram data tidak stasioner diberikan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Kolelogram Data Tidak Stasioner

Gambar 2.7 merupakan data triwulanan *Gross Domestic Product United States* dari triwulan pertama tahun 1970 sampai dengan triwulan keempat tahun 1991. Dari Gambar 2.7, dapat dilihat bahwa plot autokorelasi dari data seluruhnya keluar dari garis barlett sehingga dapat disimpulkan data tidak stasioner (Gujarati, 2004).

2. Uji ADF

Suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak berubah seiring dengan adanya perubahan deret waktu. Jika suatu deret waktu Y_t stasioner maka nilai tengah (*mean*), variansi, dan kovarian deret tersebut tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan, sehingga proses berada dalam keseimbangan statistik (Soejoeti, 1987).

Uji stasioner dengan ADF merupakan pengujian stasioner dengan menentukan apakah data runtun waktu mengandung akar unit (*unit root*). Untuk memperoleh gambaran mengenai uji akar-akar unit, berikut ini ditaksir model runtun waktu dengan proses AR(1) sebagai berikut

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + a_t \quad (2.28)$$

dengan $t = 1, \dots, n$, $Y_0 = 0$, dan a_t berdistribusi normal $N(0, \sigma^2)$ proses *white noise*. Hal ini memberikan hipotesis sebagai berikut

$H_0 : \phi = 1$ (variabel Y_t tidak stasioner dalam model)

$H_1 : \phi < 1$ (variabel Y_t stasioner dalam model)

dengan statistik uji

$$t_{hitung} = \frac{\phi - 1}{S_\phi}$$

kriteria keputusan tolak H_0 , jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, pada taraf signifikan α (Wei, 2006).

2.6.2 Uji White Noise

Suatu model bersifat *White Noise* artinya residual dari model tersebut telah memenuhi asumsi identik (variansi residual homogen) serta independen (antar residual tidak berkorelasi) (Lestari & Wahyuningsih, 2012). Wei (2006) menjelaskan bahwa suatu proses (a_t) disebut proses *white noise* jika korelasi deretnya terdiri dari variabel random yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan yaitu $E(a_t) = 0$, variansi konstan $Var(a_t) = \sigma_a^2$ dan $Cov(a_t, a_{t+k}) = \gamma_k$ untuk $k \neq 0$. Dengan demikian fungsi akan stasioner dengan autokovariansi (γ_k)

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma^2, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

fungsi autokorelasi (ρ_k)

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

dengan autokorelasi parsial (ϕ_k)

$$\phi_k = \begin{cases} 1, & \text{jika } k = 0 \\ 0, & \text{jika } k \neq 0 \end{cases}$$

Lutkepohl (2005) menjelaskan bahwa pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Portmanteau* dengan hipotesis sebagai berikut

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_h = 0$ (residual memenuhi asumsi *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_j \neq 0, \forall j = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak memenuhi asumsi *white noise*)

dengan menggunakan statistik uji yaitu sebagai berikut

$$Q_k = T \sum_{j=1}^k \text{tr} \left(\bar{\Sigma}_j \bar{\Sigma}_0^{-1} \bar{\Sigma}_j \bar{\Sigma}_0^{-1} \right) \quad (2.29)$$

Kriteria keputusan: H_0 ditolak jika $Q_k > \chi_{(a; K-p-q)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$. Dengan

T : ukuran sampel

$\bar{\Sigma}_j$: matriks autokovarians dari vektor residual a_j

k : lag ke $-k$

2.7 Model Time Series

Model *time series* dibagi menjadi dua macam yakni model *time series* stasioner dan model *time series* non stasioner.

2.7.1 Model Time Series Stasioner Univariate

Model *time series* yang stasioner *univariate* dibagi menjadi tiga yaitu model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA) dan model *Autoregressive Moving Average* (ARMA).

2.7.1.1 Model Autoregressive

Menurut Pankratz (1983), *Autoregressive* (AR) adalah suatu model *time series* yang ditemukan oleh Yule pada tahun 1926. Model ini menggambarkan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode sebelumnya.

Menurut Wei (2006) model AR secara umum dapat dituliskan sebagai berikut ($AR(p)$)

$$\phi_p(B)z_t = a_t \quad (2.30)$$

atau dapat ditulis

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)z_t &= a_t \\ z_t - \phi_1 z_{t-1} - \dots - \phi_p z_{t-p} &= a_t \\ z_t &= \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + a_t \end{aligned} \quad (2.31)$$

Karena $z_t = Y_t - \mu$, maka persamaan (2.31) dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut

$$\begin{aligned} Y_t - \mu &= \phi_1 (Y_{t-1} - \mu) + \dots + \phi_p (Y_{t-p} - \mu) + a_t \\ &= \phi_1 Y_{t-1} - \phi_1 \mu + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \phi_p \mu + a_t \\ Y_t &= \mu - \phi_1 \mu - \dots - \phi_p \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \\ &= \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \end{aligned}$$

dengan $\mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) = \phi_0$, sehingga diperoleh

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (2.32)$$

untuk $t = 1, 2, \dots, k$, persamaan (2.32) dapat diuraikan menjadi

$$\begin{aligned} Y_1 &= \phi_0 + \phi_1 Y_0 + \dots + \phi_p Y_{1-p} + a_1 \\ Y_2 &= \phi_0 + \phi_1 Y_1 + \dots + \phi_p Y_{2-p} + a_2 \\ Y_3 &= \phi_0 + \phi_1 Y_2 + \dots + \phi_p Y_{3-p} + a_3 \\ &\vdots \\ Y_k &= \phi_0 + \phi_1 Y_{k-1} + \dots + \phi_p Y_{k-p} + a_k \end{aligned}$$

atau dalam bentuk matriks

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & Y_0 & \cdots & Y_{1-p} \\ 1 & Y_1 & \cdots & Y_{2-p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & Y_{k-1} & \cdots & Y_{k-p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_k \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

dengan

Y_t : data Y pada periode ke- t , $t = 1, 2, \dots, k$

Y_{t-d} : data Y pada periode ke- $(t - d)$

a_t : *error* pada periode ke- t

μ : rata-rata Y_t

ϕ_0 : konstanta rata-rata

ϕ_i : koefisien *Autoregressive* ke- i , $i = 1, 2, \dots, p$

z_t : selisih dari nilai variabel Y_t dengan μ

2.7.2 Model *Time Series* Stasioner *Multivariate*

Model *time series* yang stasioner *multivariate* dibagi menjadi beberapa bagian tiga diantaranya yaitu model *Vector Autoregressive* (VAR), model *Vector Moving Average* (VMA) dan model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA).

2.7.2.1 Model *Vector Autoregressive*

Model VAR merupakan salah satu pemodelan dalam analisis *time series* yang bersifat *multivariate* yang banyak digunakan untuk aplikasi peramalan variabel-variabel ekonomi dalam jangka panjang maupun dalam jangka menengah panjang. Selain itu model VAR juga dapat digunakan untuk mengetahui hubungan sebab akibat. Menurut Widarjono (2007), salah satu keunggulan model VAR, yaitu tidak perlu membedakan mana variabel endogen maupun eksogen karena semua variabel VAR adalah endogen.

Lutkepohl (2005) menuliskan persamaan model VAR dengan k variabel dan orde p atau VAR(p) sebagai berikut

$$\mathbf{Y}_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (2.34)$$

dengan $\mathbf{Y}_t = (Y_{1,t}, Y_{2,t}, \dots, Y_{k,t})^T$ adalah vektor Y_t berukuran $k \times 1$, Φ_i adalah matriks berukuran $k \times k$, $\Phi_0 = (\Phi_{10} \quad \Phi_{20} \quad \dots \quad \Phi_{k0})^T$ adalah vektor dengan dimensi k dan $\mathbf{a}_t = (a_{1,t} \quad a_{2,t} \quad \dots \quad a_{k,t})^T$ merupakan vektor *error* berukuran $k \times 1$ yang diasumsikan sebagai *multivariate normal* dengan $E(\mu_t) = 0$, $E(\mu_t \mu_t^T) = \Sigma_\mu$ dan $E(\mu_t \mu_s^T) = 0$ untuk $s \neq t$. Matriks kovarian (Σ_μ) harus definit positif (Lutkepohl, 2005).

Menurut Lutkepohl (2005) proses VAR dengan orde 1 atau VAR(1) dapat dinyatakan sebagai berikut

$$\mathbf{Y}_t = \Phi_0 + \Phi_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{a}_t \quad (2.35)$$

kemudian dengan operator *backwardshift* B , model VAR(1) pada persamaan (2.35) dapat dituliskan sebagai berikut

$$(\mathbf{I} - \Phi_1 B) \mathbf{Y}_t = \Phi_0 + \mathbf{a}_t \quad (2.36)$$

Diasumsikan bahwa model VAR(1) adalah model stasioner, dengan $E(a_t) = 0$ sehingga diperoleh

$$E(\mathbf{Y}_t) = \Phi_0 + \Phi_1 E(\mathbf{Y}_{t-1})$$

2.8 Uji Granger Causality

Uji kausalitas *Granger* yaitu metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausalitas antar variabel yang diamati apakah suatu variabel

mempunyai hubungan dua arah (saling mempengaruhi), mempunyai hubungan satu arah saja atau tidak ada hubungan antar variabel tersebut (Shcochrul, 2011).

Menurut Irdam (2007) bentuk persamaan dari *granger causality test* dengan dua variabel adalah sebagai berikut

$$Y_{1t} = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{1,t-1} + \sum_{i=1}^m \phi_{2i} Y_{2,t-1} + e_{1t} \quad (\text{model tak terbatas})$$

$$Y_{1t} = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{1,t-1} + e_{1t} \quad (\text{model terbatas})$$

Hipotesis uji *granger causality* adalah sebagai berikut:

H_0 : X tidak *granger causality* terhadap Y

Y tidak *granger causality* terhadap X

H_1 : X *granger causality* terhadap Y

Y *granger causality* terhadap X

Uji yang digunakan untuk pengambilan keputusan adalah uji F sebagai berikut

$$F = \frac{(SSE_R - SSE_{UR}) / p}{SSE_{UR} / (n - k)}$$

dengan

$$SSE_R : \text{Sum Square Error terbatas} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$SSE_{UR} : \text{Sum Square Error tidak terbatas} = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{i_{UR}})^2$$

n : banyaknya data pengamatan

k : panjangnya parameter yang diestimasi

p : panjangnya *lag*

dengan keputusan tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{(a,p,n-k)}$ atau $p_{value} > \alpha$ H_0 jika $F_{hitung} < F_{(a,p,n-k)}$ atau $p_{value} < \alpha$.

2.9 Penentuan Lag VAR

Shcochrul (2011) menjelaskan bahwa *lag* digunakan untuk menentukan panjang *lag* optimal yang akan digunakan dalam analisis selanjutnya dan akan menentukan estimasi parameter untuk model VAR. *Lag* VAR dapat ditentukan dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC) dan *Hannan-Quinn Information Criterion* (HQ). Kriteria untuk menguji *lag* VAR dengan statistik AIC, SIC, dan HQ sebagai berikut

$$AIC_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{2}{T} pn^2$$

$$SIC_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{\ln T}{T} pn^2$$

$$HQ_{(p)} = \ln \Sigma_{(p)} + \frac{2 \ln \ln T}{T} pn^2$$

dengan

T : Jumlah pengamatan

p : *Lag* dari variabel

n : Banyaknya variabel

$\Sigma_{(p)}$: Determinan matriks varian kovarian *error*

Dalam penentuan *lag* optimal dengan menggunakan kriteria informasi tersebut, dapat ditentukan dengan kriteria yang memiliki jumlah dari AIC, SIC, dan HQ yang paling kecil di antara berbagai *lag* yang diajukan.

2.10 Normal *Multivariate*

Variabel X_1, X_2, \dots, X_p dikatakan berdistribusi normal *multivariate* dengan parameter μ dan Σ jika mempunyai *probability density function* (PDF).

$$f(X_1, X_2, \dots, X_p) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu)'\Sigma^{-1}(X-\mu)} \quad (2.37)$$

Jika X_1, X_2, \dots, X_p berdistribusi normal *multivariate* maka $(X-\mu)'\Sigma^{-1}(X-\mu)$ berdistribusi χ_p^2 . Berdasarkan sifat ini maka pemeriksaan distribusi multinomial dapat dilakukan dengan cara membuat *q-q* plot dari nilai $d_i^2 = (X_i - \bar{X})'S^{-1}(X_i - \bar{X}), i = 1, 2, \dots, n$ (Steorts, 2010).

2.11 Estimasi Parameter Model Regresi *Multivariate* dengan Metode *Maximum Likelihood*

Menurut Salam (2013), suatu asumsi dalam model regresi pada persamaan (2.26) berkaitan dengan *random error* yaitu *error*nya berdistribusi normal *multivariate* $e \sim N(0, \sigma^2 I)$, diasumsikan bahwa variansi *error* $\sigma^2 I$ merupakan suatu matriks definit positif Σ yang berukuran $m \times m$ maka dapat didefinisikan fungsi peluang bersama dari variabel *random error* adalah sebagai berikut.

$$l(\beta, \Sigma | \mathbf{Y}) = \prod_{j=1}^m f(\beta, \Sigma | Y_j) \quad (2.38)$$

Berdasarkan persamaan (2.27) sehingga diperoleh fungsi *likelihood*nya adalah

$$\begin{aligned}
l(\boldsymbol{\beta}, \Sigma | \mathbf{Y}) &= \prod_{j=1}^m (2\pi)^{\frac{-n}{2}} |\Sigma|^{\frac{-1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})\right) \\
&= (2\pi)^{\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{\frac{-m}{2}} \exp\sum_{j=1}^m \left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})\right) \\
&= (2\pi)^{\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{\frac{-m}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^m \left((\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y}_j - \mathbf{X}_j\boldsymbol{\beta})\right)\right) \\
&= (2\pi)^{\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{\frac{-m}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right)
\end{aligned}$$

Selanjutnya fungsi *log-likelihood*nya adalah

$$\begin{aligned}
L &= \ln l \\
&= \ln\left((2\pi)^{\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{\frac{-m}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right)\right) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y}^T - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T) \Sigma^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \\
&\quad \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - (\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \\
&\quad \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \\
&\quad \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= -\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2}(\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})
\end{aligned}$$

Untuk mendapatkan estimator *Maximum Likelihood* akan dicari turunan pertama untuk masing-masing parameter dan kemudian menyamakan hasilnya dengan nol. Diperoleh sebagai berikut

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} \left(-\frac{mn}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln(|\Sigma|) - \frac{1}{2} \left(\mathbf{Y}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \right) \right) \\
0 &= -\frac{1}{2} \left(-2\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X})^T \right) \\
&= -\frac{1}{2} \left(-2\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{X}^T (\Sigma^{-1})^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \right) \\
&= -\frac{1}{2} \left(-2\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \right) \\
&= -\frac{1}{2} \left(-2\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \right) \\
&= \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} - \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \\
\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} &= \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} \\
\boldsymbol{\beta} &= (\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}
\end{aligned}$$

Jadi estimasi parameter dari $\boldsymbol{\beta}$ adalah

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{ml} = (\mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.39)$$

(Salam, 2013).

2.12 Kajian Al-Quran Tentang Estimasi

Kemampuan intelektual semata tidak cukup untuk belajar matematika, tetapi perlu didukung secara bersamaan dengan kemampuan emosional dan spiritual. Pola pikir deduktif dan logis dalam matematika juga bergantung pola kemampuan intuitif dan imajinatif serta mengembangkan pendekatan rasional empiris dan logis. Dukungan kemampuan spiritual bisa didapatkan salah satunya dengan memahami al-Quran, karena kalam Allah Swt. ini juga berbicara tentang bilangan, aljabar, geometri, pengukuran, serta statistika (Abdussakir, 2007). Salah satu ilmu statistika yang terdapat dalam al-Quran adalah estimasi (taksiran). Sebagaimana dalam surat ar-Ruum ayat 4:

فِي بَضْعِ سِنِينَ ۗ لِلَّهِ الْأَمْرُ مِنْ قَبْلُ وَمِنْ بَعْدِ ۗ وَيَوْمَئِذٍ يَفْرَحُ الْمُؤْمِنُونَ ﴿٤﴾

“Dalam beberapa tahun lagi. Bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudah (mereka menang), dan di hari (kemenangan bangsa Romawi) itu bergembiralah orang-orang yang beriman” (Q.S Ar-Ruum/30:4).

Ayat di atas merujuk pada kekaisaran Romawi yang sering disebut kekaisaran Byzantium di bawah kekaisaran Romawi Timur. Disebutkan pula bahwa kekaisaran Byzantium yang telah mengalami kekalahan besar atas kekaisaran Persia, tetapi dikabarkan akan segera memperoleh kemenangan kembali. Padahal Byzantium pada waktu itu menderita kekalahan yang sedemikian hebat hingga secara kasat mata seakan-akan mustahil baginya untuk mempertahankan keadaannya, apalagi merebut kembali kemenangan atas Persia (Shihab, 2016).

Jalaluddin (2005) menafsirkan lafazh *bidl'i siniina* adalah mulai dari tiga tahun sampai dengan sembilan atau sepuluh tahun. Abu Bakar menentukan batas waktu lima tahun tapi pasukan Romawi belum juga menang lalu mereka memberitahukan hal tersebut kepada nabi Muhammad Saw. beliau bersabda “Apa kau tidak memprediksi waktunya kurang dari sepuluh tahun?”. Ketika kedua pasukan itu bertemu kembali pada tahun yang ke tujuh sesudah pertempuran yang pertama. Akhirnya dalam pertempuran ini pasukan Romawi berhasil mengalahkan pasukan Persia. “Bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudahnya” maksud kalimat tersebut adalah bahwa pada permulaannya pasukan Persia dapat mengalahkan pasukan Romawi, kemudian pasukan Romawi menang atas mereka atas kehendak Allah Swt. dan di hari itu yakni di hari kemenangan bangsa Romawi bergembiralah orang-orang yang beriman.

Berdasarkan surat ar-Ruum ayat 4 tentang kemenangan pasukan Romawi yang berhasil mengalahkan pasukan Persia dengan estimasi waktu kurang dari

sepuluh tahun. Nabi Muhammad Saw. dan para sahabat dalam mengestimasi waktu tersebut berdasarkan kekuatan musuh dan juga pengalaman dari perang-perang sebelumnya.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan yang dilakukan pada penelitian ini adalah pendekatan deskriptif kuantitatif dan studi literatur. Pendekatan deskriptif kuantitatif dilakukan dengan menganalisis data sesuai dengan kebutuhan peneliti, data yang digunakan dalam penelitian ini berupa angka atau numerik. Sedangkan studi literatur dilakukan dengan cara mengkaji buku-buku yang dibutuhkan sebagai acuan dalam menyelesaikan penelitian.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan indeks harga saham gabungan (IHSG). Sumber data pada penelitian ini diperoleh dari skripsi Yani (2014). Data yang digunakan merupakan data bulanan yang dimulai dari bulan Juli 2005 sampai bulan Juli 2011 dengan jumlah data sebanyak 73 data.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga, yaitu variabel emas ($Y_{1,t}$), kurs dollar terhadap rupiah ($Y_{2,t}$), dan IHSG ($Y_{3,t}$).

3.4 Analisis Data

Berdasarkan tujuan penelitian dan jenis data yang digunakan terdapat dua langkah analisis data, yaitu:

1. Estimasi model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood*
 - a. Menentukan model VAR.
 - b. Menentukan fungsi *likelihood* dari model VAR, kemudian mengubah fungsi *likelihood* menjadi *log-likelihood*.
 - c. Menentukan turunan pertama dari fungsi *log-likelihood*.
 - d. Menduga parameter yang diperoleh dari estimasi *Maximum Likelihood* dengan cara menyamakan dengan nol untuk mendapatkan nilai estimator *Maximum Likelihood*.
 - e. Menentukan turunan kedua bentuk *log-likelihood* untuk menjamin bahwa fungsi *log-likelihood* maksimum.
2. Implementasi metode *Maximum Likelihood* pada model VAR
 - a. Mengidentifikasi data dengan statistika deskriptif.
 - b. Melakukan uji stasioneritas data dalam rata-rata maupun variansi.
 - c. Menentukan *lag* optimal dari model VAR dengan melihat plot MPACF dan nilai AIC terkecil.
 - d. Melakukan uji *granger causality* untuk mengetahui adanya keterkaitan antar variabel.
 - e. Mengestimasi parameter model VAR untuk mengetahui parameter dalam model dengan metode *Maximum Likelihood*.
 - f. Verifikasi model VAR yang telah didapat untuk memeriksa kelayakan model.

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model VAR

Estimasi parameter merupakan pendugaan sementara parameter-parameter yang terdapat dalam suatu model. Salah satu metode yang dapat mengestimasi parameter model VAR adalah metode *Maximum Likelihood*. Adapun langkah-langkah estimasi parameter model VAR dengan metode *Maximum Likelihood* adalah penentuan model VAR, penentuan fungsi *Likelihood* dari model VAR, penentuan turunan pertama, pendugaan parameter, dan penentuan turunan kedua.

4.1.1 Penentuan Model VAR

Estimasi parameter model VAR yang digunakan dalam penelitian ini merupakan model VAR dengan 3 variabel dan 1 lag (VAR(1)), sebelum menentukan persamaan VAR(1) dengan 3 variabel, maka dijelaskan terlebih dahulu proses VAR(1) dengan 1 variabel dan 2 variabel. Adapun penjelasannya adalah sebagai berikut.

1. Proses VAR(1) dengan 1 variabel

Menurut Lutkepohl (2005) model umum VAR dari persamaan (2.34) dikatakan model VAR dengan 1 lag atau VAR(1) dengan 1 variabel dapat ditulis sebagai berikut.

$$Y_{1,t} = \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,t-1} + a_{1,t} \quad (4.1)$$

untuk model VAR(1) dengan 1 variabel ini dapat dikatakan sebagai model AR.

Sehingga untuk $t = 1, 2, \dots, n$ persamaan (4.1) dapat diuraikan menjadi

$$\begin{aligned}
 Y_{1,1} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,1-1} + a_{1,1} \\
 Y_{1,2} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,2-1} + a_{1,2} \\
 Y_{1,3} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,3-1} + a_{1,3} \\
 &\vdots \\
 Y_{1,n} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,n-1} + a_{1,n}
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

Misalkan

$$\mathbf{Y}_1 = \begin{bmatrix} Y_{1,1} \\ Y_{1,2} \\ \vdots \\ Y_{1,n} \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1-1} \\ 1 & Y_{1,2-1} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,n-1} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \end{bmatrix}_{2 \times 1}$$

$$\mathbf{a}_1 = \begin{bmatrix} a_{1,1} \\ a_{1,2} \\ \vdots \\ a_{1,n} \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

Sehingga, persamaan (4.2) dapat disederhanakan dalam bentuk matriks menjadi

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{W}_1\Phi_1 + \mathbf{a}_1 \tag{4.3}$$

2. Proses VAR(1) dengan 2 variabel

Menurut Lutkepohl (2005) model umum VAR dari persamaan (2.34) dikatakan model VAR dengan 1 lag atau VAR(1) dengan 2 variabel dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Y_{1,t} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,t-1} + \Phi_{12}Y_{2,t-1} + a_{1,t} \\ Y_{2,t} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,t-1} + \Phi_{22}Y_{2,t-1} + a_{2,t} \end{aligned} \quad (4.4)$$

Sehingga untuk $t = 1, 2, \dots, n$ persamaan (4.4) dapat diuraikan menjadi
untuk variabel pertama

$$\begin{aligned} Y_{1,1} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,1-1} + \Phi_{12}Y_{2,1-1} + a_{1,1} \\ Y_{1,2} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,2-1} + \Phi_{12}Y_{2,2-1} + a_{1,2} \\ Y_{1,3} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,3-1} + \Phi_{12}Y_{2,3-1} + a_{1,3} \\ &\vdots \\ Y_{1,n} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,n-1} + \Phi_{12}Y_{2,n-1} + a_{1,n} \end{aligned} \quad (4.5)$$

dan untuk variabel kedua

$$\begin{aligned} Y_{2,1} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,1-1} + \Phi_{22}Y_{2,1-1} + a_{2,1} \\ Y_{2,2} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,2-1} + \Phi_{22}Y_{2,2-1} + a_{2,2} \\ Y_{2,3} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,3-1} + \Phi_{22}Y_{2,3-1} + a_{2,3} \\ &\vdots \\ Y_{2,n} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,n-1} + \Phi_{22}Y_{2,n-1} + a_{2,n} \end{aligned} \quad (4.6)$$

Misalkan

$$\mathbf{Y}_2 = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & Y_{2,1} \\ Y_{1,2} & Y_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ Y_{1,n} & Y_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

$$\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1-1} & Y_{2,1-1} \\ 1 & Y_{1,2-1} & Y_{2,2-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,n-1} & Y_{2,n-1} \end{bmatrix}_{n \times 3}$$

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} \end{bmatrix}_{3 \times 2}$$

$$\mathbf{a}_2 = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{2,1} \\ a_{1,2} & a_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{1,n} & a_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

Sehingga, persamaan (4.5) dan (4.6) dapat disederhanakan dalam bentuk matriks menjadi

$$\mathbf{Y}_2 = \mathbf{W}_2 \Phi_2 + \mathbf{a}_2 \quad (4.7)$$

3. Proses VAR(1) dengan 3 variabel

Setelah mengetahui proses VAR(1) dengan 1 variabel dan 2 variabel, maka menurut Lutkepohl (2005) untuk model VAR(1) dengan 3 variabel menurut persamaan (2.34) dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Y_{1,t} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,t-1} + \Phi_{12}Y_{2,t-1} + \Phi_{13}Y_{3,t-1} + a_{1,t} \\ Y_{2,t} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,t-1} + \Phi_{22}Y_{2,t-1} + \Phi_{23}Y_{3,t-1} + a_{2,t} \\ Y_{3,t} &= \Phi_{30} + \Phi_{31}Y_{1,t-1} + \Phi_{32}Y_{2,t-1} + \Phi_{33}Y_{3,t-1} + a_{3,t} \end{aligned} \quad (4.8)$$

Sehingga untuk $t = 1, 2, \dots, n$ persamaan (4.8) dapat diuraikan sebagai berikut:

untuk variabel pertama

$$\begin{aligned} Y_{1,1} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,1-1} + \Phi_{12}Y_{2,1-1} + \Phi_{13}Y_{3,1-1} + a_{1,1} \\ Y_{1,2} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,2-1} + \Phi_{12}Y_{2,2-1} + \Phi_{13}Y_{3,2-1} + a_{1,2} \\ Y_{1,3} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,3-1} + \Phi_{12}Y_{2,3-1} + \Phi_{13}Y_{3,3-1} + a_{1,3} \\ &\vdots \\ Y_{1,n} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,n-1} + \Phi_{12}Y_{2,n-1} + \Phi_{13}Y_{3,n-1} + a_{1,n} \end{aligned} \quad (4.9)$$

untuk variabel kedua

$$\begin{aligned} Y_{2,1} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,1-1} + \Phi_{22}Y_{2,1-1} + \Phi_{23}Y_{3,1-1} + a_{2,1} \\ Y_{2,2} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,2-1} + \Phi_{22}Y_{2,2-1} + \Phi_{23}Y_{3,2-1} + a_{2,2} \\ Y_{2,3} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,3-1} + \Phi_{22}Y_{2,3-1} + \Phi_{23}Y_{3,3-1} + a_{2,3} \\ &\vdots \\ Y_{2,n} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,n-1} + \Phi_{22}Y_{2,n-1} + \Phi_{23}Y_{3,n-1} + a_{2,n} \end{aligned} \quad (4.10)$$

dan untuk variabel ketiga

$$\begin{aligned}
 Y_{3,1} &= \Phi_{30} + \Phi_{31}Y_{1,1-1} + \Phi_{32}Y_{2,1-1} + \Phi_{33}Y_{3,1-1} + a_{3,1} \\
 Y_{3,2} &= \Phi_{30} + \Phi_{31}Y_{1,2-1} + \Phi_{32}Y_{2,2-1} + \Phi_{33}Y_{3,2-1} + a_{3,2} \\
 Y_{3,3} &= \Phi_{30} + \Phi_{31}Y_{1,3-1} + \Phi_{32}Y_{2,3-1} + \Phi_{33}Y_{3,3-1} + a_{3,3} \\
 &\vdots \\
 Y_{3,n} &= \Phi_{30} + \Phi_{31}Y_{1,n-1} + \Phi_{32}Y_{2,n-1} + \Phi_{33}Y_{3,n-1} + a_{3,n}
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

Misalkan

$$\mathbf{Y}_3 = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} \\ Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ Y_{1,n} & Y_{2,n} & Y_{3,n} \end{bmatrix}_{n \times 3}$$

$$\mathbf{W}_3 = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1-1} & Y_{2,1-1} & Y_{3,1-1} \\ 1 & Y_{1,2-1} & Y_{2,2-1} & Y_{3,2-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,n-1} & Y_{2,n-1} & Y_{3,n-1} \end{bmatrix}_{n \times 4}$$

$$\mathbf{\Phi}_3 = \begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} & \Phi_{30} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} & \Phi_{31} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \Phi_{32} \\ \Phi_{13} & \Phi_{23} & \Phi_{33} \end{bmatrix}_{4 \times 3}$$

$$\mathbf{a}_3 = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{2,1} & a_{3,1} \\ a_{1,2} & a_{2,2} & a_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{1,n} & a_{2,n} & a_{3,n} \end{bmatrix}_{n \times 3}$$

Sehingga, persamaan (4.9), (4.10), dan (4.11) dapat disederhanakan dalam bentuk matriks menjadi

$$\mathbf{Y}_3 = \mathbf{W}_3 \mathbf{\Phi}_3 + \mathbf{a}_3 \tag{4.12}$$

dengan $\mathbf{Y}_3 \sim N(\mathbf{W}_3 \mathbf{\Phi}_3, \Sigma)$.

4.1.2 Penentuan Fungsi *Likelihood* dari Model VAR

Berdasarkan persamaan (4.12), serta bentuk *Probability Density Function* (PDF) pada (2.37) dengan parameter Φ_3 dan Σ diperoleh PDF dari Y_3 yaitu

$$f(Y_3 | W_3 \Phi_3, \Sigma) = 2\pi^{-\frac{3}{2}} |\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3)\right]$$

sehingga fungsi *likelihood* nya sebagai berikut

$$l(\Phi_3, \Sigma | Y_3) = 2\pi^{-\frac{3}{2}} |\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3)\right] \quad (4.13)$$

Langkah selanjutnya yaitu mendapatkan fungsi *log-likelihood* dari persamaan (4.13), diperoleh sebagai berikut

$$\begin{aligned} L &= \ln l(\Phi_3, \Sigma) \\ &= \ln \left[2\pi^{-\frac{3}{2}} |\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3)\right] \right] \\ &= -\frac{3}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln(|\Sigma^{-1}|) - \frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3) \end{aligned} \quad (4.14)$$

4.1.3 Penentuan Turunan Pertama

Setelah diperoleh fungsi *log-likelihood* pada persamaan (4.14), langkah selanjutnya yaitu mendapatkan turunan pertama dari L terhadap Φ_3^T

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \Phi_3^T} &= \frac{\partial \left[-\frac{3}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln(|\Sigma^{-1}|) - \frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\ &= -\frac{\partial \left[\frac{3}{2} \ln(2\pi) \right]}{\partial \Phi_3^T} + \frac{\partial \left[\frac{1}{2} \ln(|\Sigma^{-1}|) \right]}{\partial \Phi_3^T} - \frac{\partial \left[\frac{1}{2}(Y_3 - W_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (Y_3 - W_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -0 + 0 - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3 - \mathbf{W}_3 \Phi_3)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Y}_3 - \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3 - \mathbf{W}_3 \Phi_3)^T (\Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T) (\Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3 - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 + \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3 - (\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3)^T + \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \Phi_3 \mathbf{W}_3 - \mathbf{Y}_3^T (\Sigma^{-1})^T \mathbf{W}_3 \Phi_3 + \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \Phi_3 \mathbf{W}_3 - \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3 + \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3 - 2\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \Phi_3 \mathbf{W}_3 + \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} (\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_3) \right]}{\partial \Phi_3^T} + \frac{\partial \left[\mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \Phi_3 \mathbf{W}_3 \right]}{\partial \Phi_3^T} - \frac{\partial \left[\frac{1}{2} \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3 \right]}{\partial \Phi_3^T} \\
&= -0 + \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \frac{1}{2} \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \frac{1}{2} (\mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \Phi_3)^T \\
&= \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \frac{1}{2} \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \frac{1}{2} \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \\
&= \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3
\end{aligned} \tag{4.15}$$

dengan Σ^{-1} dapat diperoleh melalui penaksir kuadrat terkecil

$$\begin{aligned}
\Phi_{3ols} &= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3 \\
&= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T (\mathbf{W}_3 \Phi_3 + \mathbf{a}_3)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3 \Phi_3 + (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3 \\
&= \mathbf{I} \Phi_3 + (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3 \\
&= \Phi_3 + (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3
\end{aligned}$$

yaitu

$$\begin{aligned}
\Sigma &= Cov(\hat{\Phi}_{3OLS}) \\
&= E\left(\hat{\Phi}_{3OLS} - E(\hat{\Phi}_{3OLS})\right)\left(\hat{\Phi}_{3OLS} - E(\hat{\Phi}_{3OLS})\right)^T \\
&= E\left(\hat{\Phi}_{3OLS} - \Phi_3\right)\left(\hat{\Phi}_{3OLS} - \Phi_3\right)^T \\
&= E\left(\Phi_3 + (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3 - \Phi_3\right)\left(\Phi_3 + (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3 - \Phi_3\right)^T \\
&= E\left((\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3\right)\left((\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3\right)^T \\
&= E\left((\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3\right)\left(\mathbf{a}_3^T \mathbf{W}_3 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1}\right)^T \\
&= E\left((\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{a}_3 \mathbf{a}_3^T \mathbf{W}_3 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1}\right) \\
&= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T E(\mathbf{a}_3 \mathbf{a}_3^T) \mathbf{W}_3 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \\
&= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \sigma^2 \mathbf{I}_n \mathbf{W}_3 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \\
&= \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \\
&= \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{I} \\
&= \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1}
\end{aligned} \tag{4.16}$$

Selanjutnya substitusi persamaan (4.16) ke persamaan (4.15) diperoleh

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L}{\partial \Phi_3^T} &= \mathbf{Y}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \Sigma^{-1} \mathbf{W}_3 \\
&= \mathbf{Y}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3
\end{aligned} \tag{4.17}$$

4.1.4 Pendugaan Parameter

Setelah didapatkan turunan pertama fungsi *log-likelihood*, maka selanjutnya persamaan (4.17) disamadengankan 0, untuk memperoleh penduga parameter secara *likelihood*, yaitu

$$\begin{aligned}
0 &= \mathbf{Y}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 - \Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 \\
\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 &= \mathbf{Y}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 \\
\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3 &= \mathbf{Y}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3 \\
\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T \sigma^2 \mathbf{I} &= \mathbf{Y}_3^T \sigma^2 \mathbf{I} \\
\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T &= \mathbf{Y}_3^T \\
(\Phi_3^T \mathbf{W}_3^T)^T &= (\mathbf{Y}_3^T)^T \\
\mathbf{W}_3 \Phi_3 &= \mathbf{Y}_3 \\
(\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3 \Phi_3 &= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3 \\
\mathbf{I} \Phi_3 &= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3 \\
\Phi_3 &= (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3
\end{aligned} \tag{4.18}$$

4.1.5 Penentuan Turunan Kedua

Untuk menjamin fungsi *log-likelihood* maksimum, maka turunan kedua dari fungsi tersebut harus bernilai negatif, maka persamaan (4.17) diturunkan parsial terhadap Φ_3 , sehingga diperoleh

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 L}{\partial \Phi_3 \partial \Phi_3^T} &= \frac{\partial}{\partial \Phi_3} \left(\frac{\partial L}{\partial \Phi_3^T} \right) \\
&= \frac{\partial \left(\mathbf{Y}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 - \mathbf{W}_3^T \Phi_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 \right)}{\partial \Phi_3} \\
&= 0 - \mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3 \\
&= -\mathbf{W}_3^T \sigma^2 (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3
\end{aligned} \tag{4.19}$$

Karena turunan kedua fungsi *log-likelihood* terhadap parameter bernilai negatif, maka turunan pertama menghasilkan estimasi parameter yang memaksimalkan fungsi *log-likelihood*.

4.2 Implementasi Model VAR

4.2.1 Statistika Deskriptif

Analisis statistika deskriptif bertujuan untuk melihat karakteristik pola data, nilai data yang digunakan dalam penelitian ini adalah rata-rata, standar deviasi, variansi, minimum, dan maksimum. Selanjutnya rata-rata untuk variabel emas dapat dihitung dengan

$$\hat{Y}_1 = \frac{\sum_{t=1}^n Y_{1,t}}{n} = \frac{65411,28}{73} = 896,044932$$

Nilai variansi untuk variabel emas dapat dihitung sebagai berikut

$$s^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_{1,t} - \hat{Y}_{1,t})^2}{n-1} = 90709,5$$

Nilai standar deviasi untuk variabel emas dapat dihitung sebagai berikut

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_{1,t} - \hat{Y}_{1,t})^2}{n-1}} = 301,1082$$

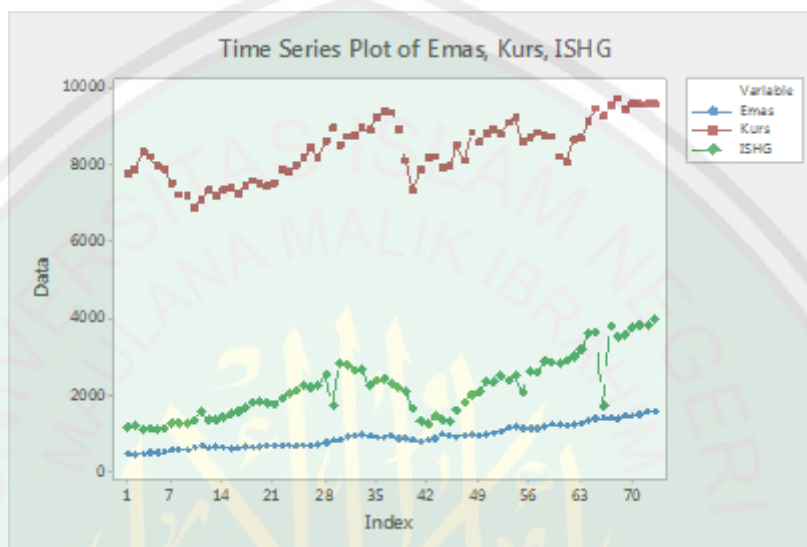
Selanjutnya hasil analisis statistika deskriptif pada masing-masing variabel emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan IHSG adalah sebagai berikut

Tabel 4.1 Hasil *Output* Statistika Deskriptif

	EMAS	IHSG	KURS
Rata-rata	896,0449	2160,717	8359,178
Maksimum	1550,500	3938,010	9709,000
Minimum	424,4700	1051,590	6851,000
Std. Dev.	301,1802	801,8514	754,9437
Variansi	90709,5	642965,6	569939,9

Berdasarkan Tabel 4.1 ditunjukkan bahwa nilai rata-rata data bulan Januari 2011 hingga Maret 2012, untuk variabel emas sebesar 896,0449. Nilai rata-rata variabel kurs sebesar 8359,178 rupiah, sedangkan nilai rata-rata variabel IHSG

sebesar 2160,717. Adapun nilai rata-rata tersebut merupakan data yang mempunyai kecenderungan untuk berada di sekitar titik pusat penyebaran data tersebut. Berdasarkan penjelasan di atas dapat diketahui bahwa masing-masing data emas, kurs, dan IHSG memiliki pergerakan acak yang dapat dilihat melalui *time series* plot pada tiga variabel yang disajikan sebagai berikut



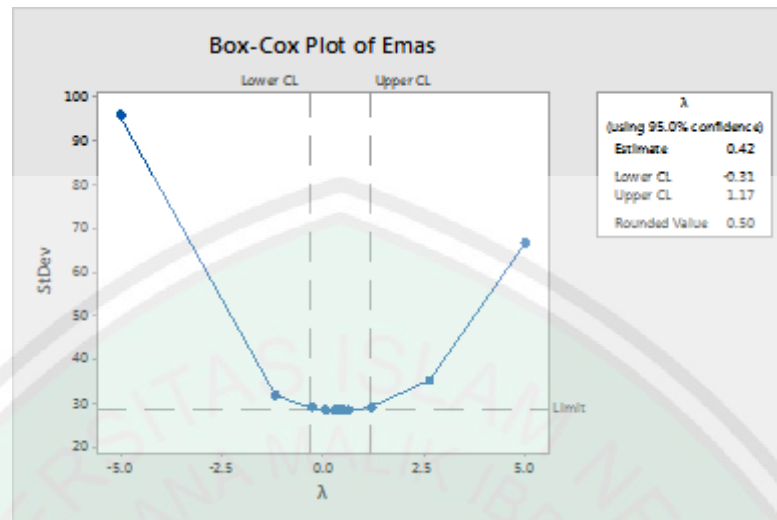
Gambar 4.1 Plot Data Asli Variabel Emas, Kurs, dan IHSG

Berdasarkan Gambar 4.1, terlihat bahwa *time series* plot pada ketiga variabel emas, kurs, dan IHSG masing-masing menunjukkan bahwa grafik mengalami kecenderungan *trend* naik, sehingga data belum stasioner. Dengan kata lain fluktuasi data tidak berada disekitar nilai rata-rata yang konstan. Oleh karena itu perlu dilakukan transformasi dan *differencing* supaya data menjadi stasioner.

4.2.2 Uji Stasioneritas

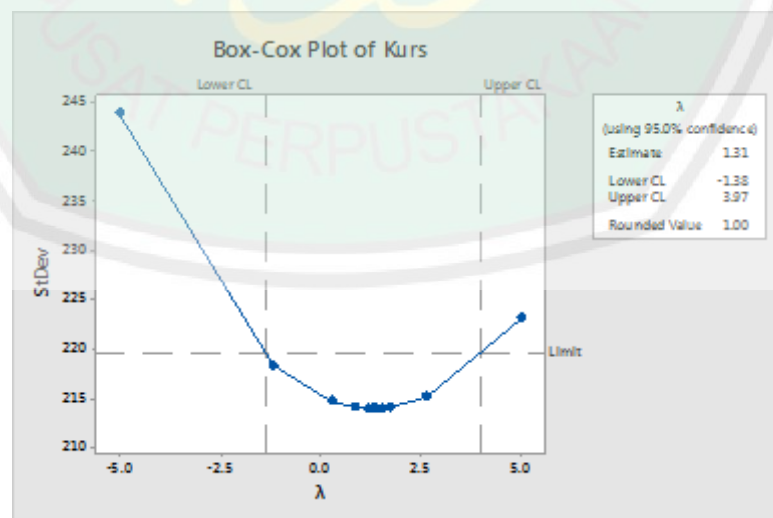
Pada uji stasioneritas data *time series* yang tidak stasioner akan distasionerkan dalam variansi dan rata-rata. Selanjutnya akan dilakukan pengecekan kestasioneran data dalam variansi. Data dikatakan stasioner terhadap variansi apabila nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00. Pengecekan tersebut

menggunakan *Box-Cox Transformation*. Berikut merupakan hasil pengecekan stasioneritas dalam variansi



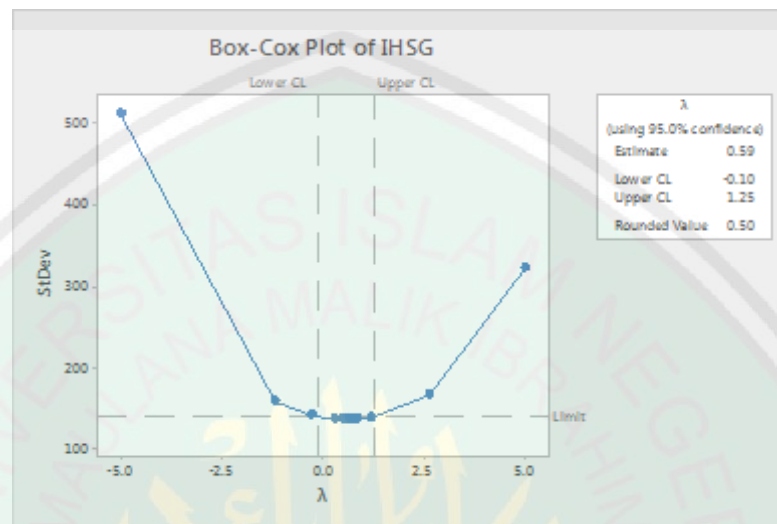
Gambar 4.2 Plot *Box-Cox* Variabel Emas Transformasi Pertama

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa variabel emas belum stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Value*nya sama dengan 0,05, sehingga variabel emas perlu dilakukan proses transformasi sampai data tersebut mencapai stasioner, dengan nilai batas atas dan batas bawah secara berturut-turut adalah $-1,38$ dan $3,97$.



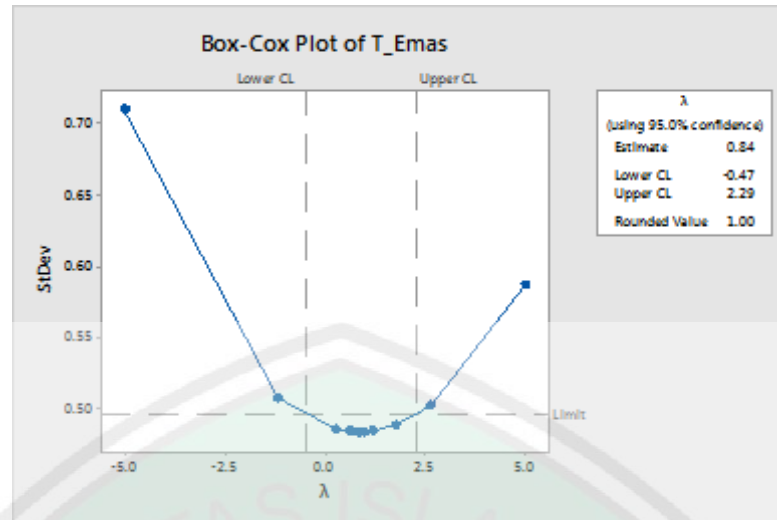
Gambar 4.3 Plot *Box-Cox* Variabel Kurs Transformasi Pertama

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa variabel kurs sudah stasioner dalam variansi pada transformasi pertama karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas dan batas bawah secara berturut-turut adalah $-1,38$ dan $3,97$.



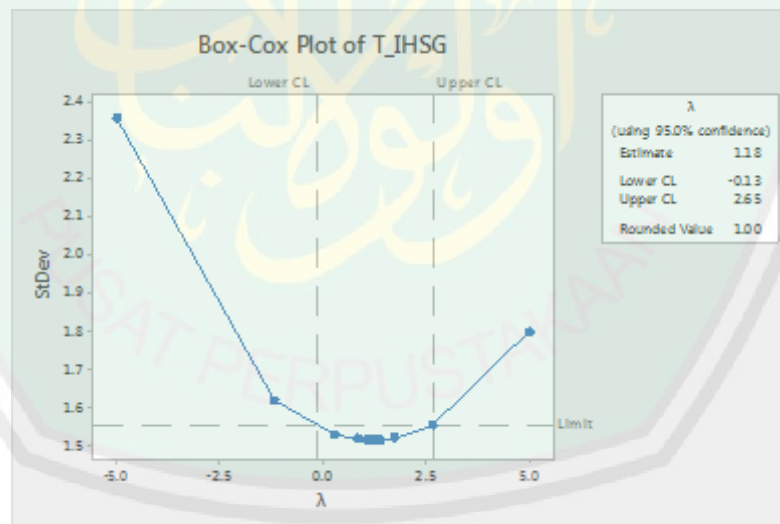
Gambar 4.4 Plot *Box-Cox* Variabel IHSG Transformasi Pertama

Berdasarkan Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa variabel IHSG belum stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 0,05, sehingga variabel IHSG perlu dilakukan proses transformasi sampai data tersebut mencapai stasioner, dengan nilai batas atas dan batas bawah secara berturut-turut adalah $-0,10$ dan $1,25$. Proses transformasi untuk menstasionerkan variabel emas dan IHSG dilakukan dengan bantuan *software* Minitab, sehingga diperoleh hasil sebagai berikut



Gambar 4.5 Plot *Box-Cox* Variabel Emas Transformasi Kedua

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa variabel emas sudah stasioner dalam variansi pada transformasi kedua karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas dan batas bawah secara berturut-turut adalah $-0,47$ dan $2,29$.



Gambar 4.6 Plot *Box-Cox* Variabel IHSG Transformasi Kedua

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa variabel IHSG sudah stasioner dalam variansi pada transformasi kedua karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas dan batas bawah secara berturut-turut

adalah $-0,13$ dan $2,65$. Adapun perhitungan transformasinya dapat diperoleh sebagai berikut

Tabel 4.2 Transformasi Data

Data	Transformasi 1		Transformasi 2	
	λ	Jenis Transformasi	λ	Jenis Transformasi
Emas	0,5	\sqrt{Y}	1	Y
Kurs	1	Y	-	-
IHSG	0,5	\sqrt{Y}	1	Y

Berdasarkan Tabel 4.2 di atas maka transformasi untuk masing-masing variabel dapat dihitung sebagai berikut

1. Transformasi pertama untuk variabel emas

$$a_1 = (Emas_1)^{\frac{1}{2}} = (424,47)^{\frac{1}{2}} = 20,60266973$$

2. Transformasi pertama untuk variabel kurs

$$b_1 = (Kurs_1)^1 = (7773)^1 = 7773$$

3. Transformasi pertama untuk variabel IHSG

$$c_1 = (IHSG_1)^{\frac{1}{2}} = (1131,17)^{\frac{1}{2}} = 33,63287083$$

4. Transformasi pertama untuk variabel emas

$$d_1 = (a_1)^1 = (20,60266973)^1 = 20,60266973$$

5. Transformasi kedua untuk variabel IHSG

$$e_1 = (c_1)^1 = (33,63287083)^1 = 33,63287083$$

Untuk perhitungan selanjutnya dengan bantuan *software Minitab* dapat dilihat pada lampiran 2. Selanjutnya untuk menstasionerkan data dalam rata-rata

dapat dilakukan dengan melihat plot *Matrix Autocorrelation Function* (MACF).

Dengan bantuan *software* SAS 9.1.3 didapatkan hasil sebagai berikut

Schematic Representation of Correlations											
Name/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Emas	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++
Kurs	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+.+
IHSG	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+.+	+.+	+.+

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Gambar 4.7 MACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa banyak *lag* yang mempunyai nilai korelasi melebihi 2 kali standar *error* yaitu ditunjukkan oleh banyaknya simbol (+) pada plot MACF yang berarti secara simultan ketiga variabel memiliki korelasi positif, sehingga dapat dikatakan bahwa data emas, kurs, dan IHSG tidak stasioner dalam rata-rata, sehingga perlu dilakukan *differencing*.

Schematic Representation of Correlations											
Name/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
D_Emas	+.+	..+-
D_Kurs	..+	+.+-
D_IHSG	..+	..-	..+-	...

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Gambar 4.8 MACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG Setelah *Differencing*

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa secara simultan data *differencing* dari emas, Kurs, dan IHSG sudah stasioner dalam rata-rata. Hal ini ditunjukkan dengan banyaknya simbol (.) pada plot MACF yang berarti nilai korelasi silang antar variabel pada beberapa *lag* berada di antara +2 dan -2 kali standar *error*. Sementara simbol (+) dan (-) pada plot MACF hanya keluar pada *lag-lag* tertentu. Selain itu, kestasioneran dalam rata-rata juga dapat dilihat melalui *unit root test* dengan menggunakan uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Dengan α sebesar 5%, kriteria tolak H_0 jika probabilitas $< \alpha$ atau nilai ADF hitung $<$ nilai tabel *Critical Value* ADF (5%). Berikut ini disajikan hasil uji ADF untuk masing-masing variabel adalah sebagai berikut

Tabel 4.3 Hasil *Output* Uji ADF

Variabel	ADF test	Critical Value 5%	Probabilitas	Keterangan
Emas	-0,192394	-2,902358	0,9339	Tidak Stasioner
Kurs	-1,446829	-2,902358	0,5546	Tidak Stasioner
IHSG	-0,931670	-2,902953	0,7727	Tidak Stasioner

Berdasarkan hasil pengolahan pada Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa nilai uji ADF dan *critical value* 5%. Nilai statistik uji ADF di atas akan dibandingkan dengan nilai *critical value* untuk mengukur stasioneritas suatu variabel serta dengan melihat probabilitasnya yaitu harus kurang dari 0,05. Pada pengujian stasioneritas data pada tingkat level terhadap seluruh variabel diketahui bahwa tidak ada variabel yang stasioner, karena nilai probabilitasnya lebih dari 0,05. Oleh karena itu perlu dilakukan proses *differencing* dimana data asli digeser oleh data satu periode sebelumnya.

Berikut merupakan perhitungan *differencing* untuk menstasionerkan setiap variabel, yaitu

$$\begin{aligned} Y'_{1,2} &= Y_{1,2} - Y_{1,1} \\ &= 14,5 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan cara yang sama, diperoleh hasil uji ADF *differencing* pertama sebagai berikut

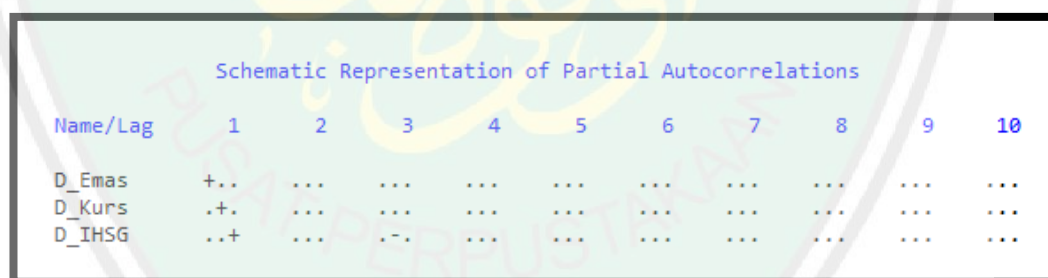
Tabel 4.4 Hasil *Output* Uji ADF *Differencing* Pertama

Variabel	ADF test	Critical Value 5%	Probabilitas	Keterangan
Emas	-8,132641	-2,902953	0,0000	Stasioner
Kurs	-8,587039	-2,902953	0,0000	Stasioner
IHSG	-11,08562	-2,903566	0,0000	Stasioner

Dengan membandingkan nilai statistik uji ADF dengan nilai *critical value* pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa nilai statistik uji ADF kurang dari nilai *critical value* sehingga dapat disimpulkan bahwa semua data pada *differencing* pertama dapat dikatakan stasioner terhadap rata-rata. Setelah data stasioner dalam variansi dan rata-rata, maka tahap selanjutnya dapat dilakukan.

4.2.3 Penentuan *Lag* Optimal

Penentuan *lag* optimal pada penelitian ini digunakan untuk penentuan model terbaik VAR(p), untuk mengetahui besarnya *lag p* dari proses autoregresi dapat ditentukan dengan menggunakan plot MPACF dan nilai AIC terkecil. seperti berikut:

Gambar 4.9 MPACF Data, Emas, Kurs, dan IHSG Setelah *Differencing*

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa *lag* yang keluar melebihi ± 2 kali standar *error* terdapat pada *lag* 1. Dari *lag-lag* yang keluar pada plot MPACF dicari *lag* dengan AIC terkecil yang akan menjadi orde model VAR. Nilai AIC dari *lag* 1 sampai dengan *lag* 10 dapat dilihat pada Gambar 4.9 sebagai berikut

Information Criterion for Autoregressive Models										
Lag=0	Lag=1	Lag=2	Lag=3	Lag=4	Lag=5	Lag=6	Lag=7	Lag=8	Lag=9	Lag=10
1325.688	1052.359	1062.425	1065.904	1078.675	1091.347	1104.432	1111.862	1124.59	1134.307	1141.773

Gambar 4.10 Nilai AIC

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil terdapat pada *lag* 1. Artinya model yang terbentuk adalah model VAR dengan orde $p = 1$ atau VAR(1) dengan *differencing* sebanyak satu kali.

4.2.4 Uji Granger Causality

Selanjutnya akan dilakukan uji *Granger Causality* untuk mengetahui keterhubungan antar variabel yang terkait. Uji *Granger Causality* bertujuan untuk menjelaskan apakah variabel yang terkait mempunyai hubungan dua arah (saling mempengaruhi), mempunyai hubungan satu arah atau tidak ada hubungan antar variabel. Uji ini berperan penting dalam pembentukan model VAR, sebab jika antar variabel tidak saling berhubungan maka model VAR tidak dapat dibentuk. Dengan menggunakan bantuan *software Eviews 10* diperoleh hasil sebagai berikut

Tabel 4.5 Hasil Uji Granger Causality

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
Kurs does not Granger Cause Emas	72	1.50935	0.2234
Emas does not Granger Cause Kurs		5.25599	0.0249
IHSG does not Granger Cause Emas	72	0.68298	0.4114
Emas does not Granger Cause IHSG		9.32999	0.0032
IHSG does not Granger Cause Kurs	72	4.67351	0.0341
Kurs does not Granger Cause IHSG		2.84294	0.0963

Berdasarkan hasil yang diperoleh di atas, dapat diketahui bahwa yang memiliki hubungan kausalitas adalah variabel yang memiliki nilai probabilitas

kurang dari 0,05. Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui hubungan kausalitas sebagai berikut

1. Variabel emas secara signifikan tidak mempengaruhi nilai kurs karena nilai probabilitasnya 0,2234 lebih dari 0,05, dan variabel kurs secara signifikan mempengaruhi variabel emas karena nilai probabilitasnya 0,0249 kurang dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terjadi kausalitas searah antara variabel kurs dan emas yaitu hanya variabel kurs yang secara signifikan mempengaruhi variabel emas dan tidak berlaku sebaliknya.
2. Variabel emas secara signifikan tidak mempengaruhi variabel IHSG karena nilai probabilitasnya 0,4114 lebih dari 0,05, sedangkan variabel IHSG secara statistik signifikan mempengaruhi variabel emas karena nilai probabilitasnya 0,0032 kurang dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terjadi kausalitas searah antara variabel emas dan IHSG yaitu hanya variabel IHSG yang secara signifikan mempengaruhi variabel emas dan tidak berlaku sebaliknya.
3. Variabel kurs secara signifikan mempengaruhi variabel IHSG karena nilai probabilitasnya 0,0341 kurang dari 0,05, sedangkan variabel IHSG secara signifikan tidak mempengaruhi variabel kurs karena nilai probabilitasnya 0,0963 lebih dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terjadi kausalitas searah antara variabel kurs dan IHSG yaitu hanya variabel kurs yang secara signifikan mempengaruhi variabel emas dan tidak berlaku sebaliknya.

4.2.5 Estimasi Parameter

Setelah diperoleh *lag* optimalnya, maka langkah selanjutnya adalah estimasi parameter yang digunakan dalam pembentukan model, maka terlebih

dahulu harus diketahui model sementara yang akan diestimasi parameternya. Pada langkah sebelumnya sudah diperoleh model VAR(1) sebagai berikut.

$$\begin{aligned}d_t &= \Phi_{10} + \Phi_{11}d_{t-1} + \Phi_{12}b_{t-1} + \Phi_{13}e_{t-1} \\b_t &= \Phi_{20} + \Phi_{21}d_{t-1} + \Phi_{22}b_{t-1} + \Phi_{23}e_{t-1} \\e_t &= \Phi_{30} + \Phi_{31}d_{t-1} + \Phi_{32}b_{t-1} + \Phi_{33}e_{t-1}\end{aligned}$$

Setelah diperoleh model sementara, maka langkah selanjutnya adalah estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada persamaan (4.12) dengan

$$\mathbf{Y}_3 = \begin{bmatrix} 424,47 & 7773 & 1131,17 \\ 437,92 & 7861 & 1162,8 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1550,5 & 9581 & 3938,01 \end{bmatrix}, \mathbf{W}_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 424,47 & 7773 & 1131,7 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1550,5 & 9581 & 3938,01 \end{bmatrix}$$

Sehingga diperoleh penduga parameter yang dapat dihitung menggunakan persamaan (4.18) sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} & \Phi_{30} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} & \Phi_{31} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \Phi_{32} \\ \Phi_{13} & \Phi_{23} & \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,83667 & 1163,914 & -0,718218 \\ 0,960037 & 8,604371 & 0,017508 \\ 11,588158 & 0,746812 & 13,834099 \\ 0,282043 & 0,000174 & 0,811652 \end{bmatrix}$$

Jadi model VAR (1) untuk data emas, kurs, dan IHSG setelah *differencing* pertama adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}d_t &= -8,83667 + 0,960037d_{t-1} + 11,588158b_{t-1} + 0,282043e_{t-1} \\b_t &= 1163,914 + 8,604371d_{t-1} + 0,746812b_{t-1} + 0,000174e_{t-1} \\e_t &= -0,718218 + 0,017508d_{t-1} + 13,834099b_{t-1} + 0,811652e_{t-1}\end{aligned}$$

Model VAR di atas merupakan model dari data transformasi, maka untuk mencari model VAR yang akan diuji kelayakan modelnya harus ditransformasikan ulang terlebih dahulu. Adapun langkah-langkah mentransformasikan ulang adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}\sqrt{Emas_t} &= -8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}} \\ Kurs_t &= 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}} \\ \sqrt{IHSG_t} &= -0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}}\end{aligned}$$

Jadi model VARIMA(1,1,0) untuk data emas, kurs, dan IHSG setelah ditransformasi ulang adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}Emas_t &= \left(-8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}}\right)^2 \\ Kurs_t &= 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}} \\ IHSG_t &= \left(-0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}}\right)^2\end{aligned}$$

4.2.6 Verifikasi Model

Pembahasan sebelumnya telah menjelaskan bahwa data sudah stasioner dan telah didapatkan model pada persamaan (2.29), maka tahap selanjutnya adalah pemeriksaan model melalui proses *white noise* yang residualnya tidak boleh berkorelasi. Uji *Portmanteau* dengan persamaan (2.29) diperoleh nilai-nilai Q-statistik sebagai berikut

Tabel 4.6 Hasil Uji *Portmanteau*

Lag	Q-Stat	Prob.*
1	3,917727	---
2	10,31868	0,3253
3	18,75519	0,4070
4	28,83320	0,3690
5	36,24740	0,4571
6	40,01588	0,6826
7	49,23989	0,6582
8	58,35246	0,6424
9	65,34060	0,6974
10	71,69816	0,7605
11	78,52839	0,8007
12	91,32551	0,6958

Berdasarkan Tabel 4.6 terlihat bahwa hingga *lag* kedua belas, tidak ada komponen autokorelasi yang signifikan pada *alpha* 5%, dan nilai probabilitas *lag*

1 sampai lag 12 lebih dari α 5%, artinya *error* tidak saling berkorelasi atau model sudah layak.

4.2.7 Estimasi dalam Al-Quran

Agama Islam memiliki sumber hukum diantaranya yaitu al-Quran dan hadits. Dua sumber tersebut tidak hanya mengajarkan hal-hal yang berkaitan dengan agama saja seperti beribadah kepada Allah, namun juga diajarkan tentang berbagai ilmu pengetahuan. Pada pembahasan BAB II telah disebutkan dalam al-Quran ayat yang berkaitan dengan ilmu pengetahuan yaitu estimasi. Surat ar-Ruum ayat 4 merupakan salah satu ayat dalam al-Quran yang membahas tentang estimasi.

Selain itu terdapat sebuah kisah perang Badar yang telah dijelaskan dalam hadits nabi Saw. mengenai nabi Muhammad Saw. yang menaksirkan jumlah tentara Quraisy dengan mengamati jumlah unta yang disembelih setiap harinya untuk sarapan mereka. Rasulullah bertanya kepada seorang budak dari Bani Habbab sebelum perang Badar “*Berapa banyak unta yang disembelih setiap harinya?*”. “*Terkadang Sembilan atau sepuluh unta setiap hari*”. Maka para sahabat pun mengartikan bahwa jumlah tentara Quraisy sebanyak 900 hingga 1000 tentara.

Berdasarkan pembahasan mengenai estimasi dalam kisah perang Badar di atas dapat disimpulkan bahwa dalam mengestimasi diperlukan data. Nabi Muhammad Saw. memperkirakan jumlah musuh berdasarkan banyaknya unta yang disembelih setiap harinya oleh tentara Quraisy. Begitu pula pada penelitian ini dibutuhkan data untuk melakukan estimasi. Data yang digunakan adalah data bulanan harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan indeks harga saham gabungan (IHSG) dari bulan Juli 2005 sampai bulan Juli 2011.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis pembahasan yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Estimasi parameter model VAR(1) dengan 3 variabel $\mathbf{Y}_3 = \mathbf{W}_3\Phi_3 + \mathbf{a}_3$ menggunakan metode *Maximum Likelihood* adalah

$$\hat{\Phi}_3 = (\mathbf{W}_3^T \mathbf{W}_3)^{-1} \mathbf{W}_3^T \mathbf{Y}_3$$

2. Implementasi parameter model VAR menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada data harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan IHSG diperoleh model yang terbaik adalah model VARIMA(1,1,0) karena pada *lag* 1 didapatkan nilai AIC terkecil dari semua *lag* dengan *differencing* sebanyak satu kali. Sehingga didapatkan model dari ketiga variabel sebagai berikut

$$\begin{aligned} Emas_t &= (-8,83667 + 0,960037\sqrt{Emas_{t-1}} + 11,588158Kurs_{t-1} + 0,282043\sqrt{IHSG_{t-1}})^2 \\ Kurs_t &= 1163,914 + 8,604371\sqrt{Emas_{t-1}} + 0,746812Kurs_{t-1} + 0,000174\sqrt{IHSG_{t-1}} \\ IHSG_t &= (-0,718218 + 0,017508\sqrt{Emas_{t-1}} + 13,834099Kurs_{t-1} + 0,811652\sqrt{IHSG_{t-1}})^2 \end{aligned}$$

5.2 Saran

Pada penelitian ini penulis menggunakan metode *Maximum Likelihood* dalam mencari nilai estimasi parameter pada model *time series multivariate* VAR. Oleh karena itu, penulis berharap kepada pembaca untuk mengembangkan penelitian dengan menggunakan metode lain pada estimasi parameter model VAR, sehingga dapat diketahui metode mana yang lebih efisien. Penulis juga menyarankan agar penelitian selanjutnya melakukan penelitian yang serupa

dengan menguji lagi tingkat signifikansi parameter dan melanjutkan sampai pada tahap peramalan.



DAFTAR RUJUKAN

- Abdussakir. 2007. *Ketika Kyai Mengajar Matematika*. Malang: UIN Malang Press.
- Abtokhi, A. 2007. *Fisika dan Al-Quran*. Malang: UIN Malang Press.
- Aziz, A. 2010. *Ekonometrika Teori & Praktik Eksperimen dengan MATLAB*. Malang: UIN-Maliki Press.
- Box, G. & Jenkins, G. 2008. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Desvina, A.P. & Ratnawati. 2014. Penerapan Model *Vector Autoregressive (VAR)* untuk Peramalan Curah Hujan Kota Pekanbaru. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*. 11 (2): 151-159.
- Firdaus, M. 2004. *Ekonometrika Satuan Pendekatan Aplikatif*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Gujarati, D.N. 2004. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Edisi 5. Jakarta: Erlangga.
- Gujarati, D.N. 2006. *Essentials of Econometrics Third Edition*. New York: McGraw-Hill Publishing Co.
- Hanke, J.E. & Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Hasan, M.I. 2005. *Pokok-pokok Materi Statistik 2 (Statistik Deskriptif)*. Jakarta: PT Bumi Aksara.
- Irdam, A. 2007. Hubungan Antara Inflasi dan Tingkat Pengangguran. *Jurnal EKUBANK*. 1: 1-14.
- Jalaluddin, R. 2005. *Tafsir Bil Ma'tsur*. Jakarta: Al-Huda.
- Johnson, R. & Wichern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6. Ed. New Jersey: Pearson Education Inc.
- Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J. & Neter, J. 2004. *Applied Linear Regression Models*. 4th ed. New York: McGraw-Hill Companies, Inc.
- Lestari, N. & Wahyuningsih, N. 2012. Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 1 (1): A29-A33.
- Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. New York: Springer Berlin Heidelberg.

- Makridakis, S. & Wheelwright. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid I. Edisi 2. Jakarta: Erlangga.
- Nawari. 2010. *Analisis Regresi dengan MS Excel dan SPSS 17*. Jakarta: Elex Media.
- Pankratz, A.1983. *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Models*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Paris, C.M. 2011. *Mathematical Models and Immune Cell Biology*. New York: Spinger.
- Putri, R.N. & Setiawan. 2015. Peramalan Indeks Harga Saham Perusahaan Finansial LQ45 Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Vector Autoregressive (VAR)*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 4 (2): D266-D271.
- Render, B. & Jay H. 2001. *Prinsip-Prinsip Manajemen Operasi*. Jakarta: Salemba Empat.
- Riani, N. 2016. *Perbandingan Metode Dekomposisi Klasik dan Metode ARIMA Untuk Pendugaan Parameter Data Runtun Waktu*. Skripsi tidak dipublikasikan. Yogyakarta: Universitas Sanata Dharma.
- Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: ANDI.
- Sa'diyah, E.L. 2013. *Forecasting Rice Procurement in Regional Divisions of East Java Using Vector Autoregressive (VAR) and Var-Nn Method*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Salam, N. 2013. Estimasi Likelihood Maximum Peneralized dari Model Regresi Semiparametrik. *Prosiding Seminar Nasional Statistika*. Universitas Diponegoro.
- Santoso, I. 2007. *Akuntansi Keuangan Menengah*. Buku 1. Jakarta: Salemba Empat.
- Shcochrul, R.A. 2011. *Cara Cerdas Menguasai Eviews*. Jakarta: Salemba Empat.
- Shihab, Q. 2016. Tafsir Al-Mishbah: Kisah Bangsa Romawi. (Online). <http://mediaindonesia.com/read/detail/54381-tafsir-al-mishbah-kisah-bangsa-romawi>, diakses 9 November 2018
- Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika.
- Steorts, R.C. 2010. *Multivariate Normal Distribution*. (Online), (<http://www.colorado.edu/economics/morey/7818/jointdensity/NotesOn>

[MultivariateNormal/Multivariate%Normal%20Distribution_Wakeman-LinnJennings.pdf](#)), diakses 30 Agustus 2018.

Subagyo, P. 1986. *Forecasting Konsep dan Aplikasi*. Yogyakarta: BPPE UGM.

Sugiyono. 2008. *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*. Bandung: Alfabeta.

Suharyadi & Purwanto. S.K. 2004. *Statistika Dasar*. Jakarta: PT. Raja Grafindo.

Sumodiningrat, G. 1994. *Ekonometrika Pengantar*. Edisi Pertama. Yogyakarta: Badan Penerbit Fakultas Ekonomi.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. New York: Addison Wesley Publishing Company.

Wibisono, Y. 2009. *Metode Statistik*. Yogyakarta: Gajah Mada University Press.

Widarjono, A. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Edisi kedua. Yogyakarta: Ekonisia.

Yani, Mochamad. 2014. *Analisis Hubungan Nilai Tukar Mata Uang, Harga Emas, dan Suku Bunga International Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Vector Autoregressive*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Universitas Airlangga.

LAMPIRAN- LAMPIRAN

Lampiran 1: Data Harga Emas (Emas), Nilai Tukar Uang Rupiah Terhadap Dollar (Kurs), dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Bulan Juli 2005 Sampai Bulan Juli 2011

Periode	Emas(\$)	IHSG	Kurs(Rp)
Juli 2005	424,47	1131,17	7773
Agustus 2005	437,92	1162,8	7861
September 2005	456,04	1051,59	8320
Oktober 2005	469,89	1101,17	8209
November 2005	476,66	1064,95	7948
Desember 2005	510,09	1123,44	7851
Januari 2006	549,86	1245,05	7509
Februari 2006	554,99	1259,36	7207
Maret 2006	557,09	1246,25	7174
April 2006	610,65	1344,6	6851
Mei 2006	670,39	1532,62	7106
Juni 2006	596,14	1316,94	7320
Juli 2006	633,7	1340,2	7160
Agustus 2006	632,59	1396,08	7307
September 2006	598,18	1468,24	7382
Oktober 2006	585,77	1544,98	7244
November 2006	627,85	1654,15	7432
Desember 2006	629,79	1782,12	7555
Januari 2007	631,16	1824,1	7507
Februari 2007	664,74	1761,29	7408
Maret 2007	654,89	1732,44	7508
April 2007	679,36	1895,61	7871
Mei 2007	666,85	2022,79	7786
Juni 2007	655,49	2093,81	7987
Juli 2007	665,29	2220,93	8143
Agustus 2007	665,41	2174,07	8410
September 2007	712,65	2220,93	8168
Oktober 2007	754,6	2523,7	8602
November 2007	806,24	1681,9	8928

Lampiran 1 (Lanjutan)

Desember 2007	803,2	2795,4	8490
Januari 2008	889,54	2785,62	8718
Februari 2008	922,29	2639,09	8737
Maret 2008	968,43	2656,46	8958
April 2008	909,7	2237,97	8882
Mei 2008	888,66	2371,83	9217
Juni 2008	889,46	2399,68	9379
Juli 2008	939,77	2286,61	9345
Agustus 2008	839,02	2185,62	8891
September 2008	829,93	2075,23	8091
Oktober 2008	806,61	1619,72	7312
November 2008	760,86	1307,9	7854
Desember 2008	816,09	1205,32	8151
Januari 2009	858,69	1421,47	8197
Februari 2009	943,16	1320,36	7894
Maret 2009	924,27	1289,38	7930
April 2009	890,2	1570,36	8499
Mei 2009	928,64	1772,07	8081
Juni 2009	946,67	2010,91	8822
Juli 2009	934,23	2075,3	8567
Agustus 2009	949,38	2317,06	8773
September 2009	996,59	2322,25	8887
Oktober 2009	1043,16	2480,41	8807
November 2009	1127,04	2371,86	9096
Desember 2009	1134,72	2500,04	9234
Januari 2010	1117,96	2063,3	8594
Februari 2010	1095,41	2593,22	8667
Maret 2010	1113,34	2565,65	8837
April 2010	1148,69	2880,97	8770
Mei 2010	1205,43	2846,24	8698
Juni 2010	1232,92	2810,98	8185
Juli 2010	1192,97	2877,3	8066

Lampiran 1 (Lanjutan)

Agustus 2010	1215,81	2983,25	8635
September 2010	1270,98	3164,28	8667
Oktober 2010	1342,02	3591,7	9132
November 2010	1369,89	3629,05	9451
Desember 2010	1390,55	3696,26	9282
Januari 2011	1386	3783,71	9520
Februari 2011	1355	3496,17	9709
Maret 2011	1427	3542,9	9411
April 2011	1450,5	3719,23	9578
Mei 2011	1489,5	3808,71	9549
Juni 2011	1537,75	3806,19	9549
Juli 2011	1550,5	3938,01	9581



Lampiran 2: Hasil Perhitungan Transformasi

Transformasi 1			Transformasi 2	
Emas	Kurs	IHSG	Emas	IHSG
20,6027	7773	7,03101	20,6027	1,34008
20,9265	7861	7,05859	20,9265	1,34087
21,3551	8320	6,95806	21,3551	1,33798
21,6769	8209	7,00413	21,6769	1,33931
21,8325	7948	6,97068	21,8325	1,33835
22,5852	7851	7,02415	22,5852	1,33988
23,4491	7509	7,12693	23,4491	1,34281
23,5582	7207	7,13836	23,5582	1,34313
23,6028	7174	7,12789	23,6028	1,34284
24,7113	6851	7,20385	24,7113	1,34497
25,8919	7106	7,33473	25,8919	1,34861
24,416	7320	7,18307	24,416	1,34439
25,1734	7160	7,20057	25,1734	1,34488
25,1513	7307	7,24142	25,1513	1,34602
24,4577	7382	7,29182	24,4577	1,34743
24,2027	7244	7,34277	24,2027	1,34884
25,0569	7432	7,41104	25,0569	1,35071
25,0956	7555	7,48556	25,0956	1,35274
25,1229	7507	7,50884	25,1229	1,35337
25,7826	7408	7,4738	25,7826	1,35242
25,5908	7508	7,45729	25,5908	1,35197
26,0645	7871	7,5473	26,0645	1,35441
25,8234	7786	7,61223	25,8234	1,35615
25,6025	7987	7,64674	25,6025	1,35707
25,7932	8143	7,70568	25,7932	1,35864
25,7955	8410	7,68436	25,7955	1,35807
26,6955	8168	7,70568	26,6955	1,35864
27,47	8602	7,83348	27,47	1,362
28,3944	8928	7,42768	28,3944	1,35116
28,3408	8490	7,93573	28,3408	1,36465
29,8252	8718	7,93223	29,8252	1,36456
30,3692	8737	7,87819	30,3692	1,36316
31,1196	8958	7,88475	31,1196	1,36333
30,1612	8882	7,71332	30,1612	1,35884
29,8104	9217	7,77142	29,8104	1,36037
29,8238	9379	7,78309	29,8238	1,36068
30,6557	9345	7,73483	30,6557	1,35941

Lampiran 2 (Lanjutan)

28,9658	8891	7,68965	28,9658	1,35821
28,8085	8091	7,63783	28,8085	1,35683
28,4009	7312	7,39001	28,4009	1,35013
27,5837	7854	7,17618	27,5837	1,3442
28,5673	8151	7,0945	28,5673	1,34189
29,3034	8197	7,25945	29,3034	1,34653
30,7109	7894	7,18566	30,7109	1,34446
30,4018	7930	7,16192	30,4018	1,3438
29,8362	8499	7,35906	29,8362	1,34928
30,4736	8081	7,4799	30,4736	1,35259
30,768	8822	7,60634	30,768	1,35599
30,5652	8567	7,63786	30,5652	1,35684
30,812	8773	7,74806	30,812	1,35976
31,5688	8887	7,75029	31,5688	1,35981
32,298	8807	7,81618	32,298	1,36154
33,5714	9096	7,77143	33,5714	1,36037
33,6856	9234	7,82406	33,6856	1,36175
33,4359	8594	7,63206	33,4359	1,35668
33,097	8667	7,86066	33,097	1,3627
33,3667	8837	7,84997	33,3667	1,36243
33,8923	8770	7,96588	33,8923	1,36543
34,7193	8698	7,95375	34,7193	1,36511
35,113	8185	7,94129	35,113	1,36479
34,5394	8066	7,96461	34,5394	1,36539
34,8685	8635	8,00077	34,8685	1,36632
35,6508	8667	8,05968	35,6508	1,36783
36,6336	9132	8,18638	36,6336	1,37103
37,012	9451	8,19673	37,012	1,37129
37,2901	9282	7,43618	37,2901	1,3514
37,229	9520	8,23846	37,229	1,37234
36,8103	9709	8,15942	36,8103	1,37035
37,7757	9411	8,1727	37,7757	1,37069
38,0854	9578	8,22127	38,0854	1,37191
38,594	9549	8,24505	38,594	1,3725
39,2142	9549	8,24438	39,2142	1,37249
39,3764	9581	8,27843	39,3764	1,37334

Lampiran 3: Uji ADF Emas Tidak Stasioner

Null Hypothesis: $_1_EMAS$ has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.192394	0.9339
Test critical values:		
1% level	-3.524233	
5% level	-2.902358	
10% level	-2.588587	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 4: Uji ADF Emas Stasioner

Null Hypothesis: $D(_1_EMAS)$ has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.132641	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.525618	
5% level	-2.902953	
10% level	-2.588902	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 5: Uji ADF Kurs Tidak Stasioner

Null Hypothesis: $_2_KURS$ has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.446829	0.5546
Test critical values:		
1% level	-3.524233	
5% level	-2.902358	
10% level	-2.588587	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 6: Uji ADF Kurs Stasioner

Null Hypothesis: D(_2_KURS) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.587039	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.525618	
5% level	-2.902953	
10% level	-2.588902	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 7: Uji ADF IHSG Tidak Stasioner

Null Hypothesis: _3_IHSG has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.931670	0.7727
Test critical values: 1% level	-3.524233	
5% level	-2.902358	
10% level	-2.588587	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 8: Uji ADF IHSG Stasioner

Null Hypothesis: D(_3_IHSG) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.08562	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.525618	
5% level	-2.902953	
10% level	-2.588902	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Lampiran 9: Hasil Uji Portmanteau

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	3.702089	---	3.754231	---	---
2	11.63956	0.2344	11.91849	0.2179	9
3	22.52776	0.2094	23.28009	0.1801	18
4	34.40738	0.1545	35.85851	0.1184	27
5	40.53039	0.2773	42.43846	0.2132	36
6	45.82413	0.4378	48.21344	0.3442	45
7	55.82009	0.4062	59.28589	0.2889	54
8	66.08378	0.3709	70.83255	0.2328	63
9	72.67028	0.4557	78.35997	0.2842	72
10	80.10963	0.5071	86.99922	0.3042	81
11	86.01427	0.5994	93.96863	0.3665	90
12	98.12737	0.5059	108.5044	0.2413	99

*Test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

RIWAYAT HIDUP



Roikhatul Jannah, lahir di Gresik pada tanggal 09 Juni 1998. Biasa dipanggil Roikh. Ia tinggal di Ds. Pelemwatu Kec. Menganti Kab. Gresik. Dia merupakan anak pertama dari bapak Muhammad Masyhabi dan ibu Kasmunik. Pendidikan dasarnya ditempuh di MI Bahrul Ulum dan lulus pada tahun 2009.

Kemudian dia melanjutkan sekolah tingkat pertama di MTs Al-Ibrohimi Manyar Gresik dan lulus pada tahun 2012. Setelah itu dia melanjutkan sekolah tingkat atas di MA Unggulan Amanatul Ummah Pacet Mojokerto dan lulus pada tahun 2014. Selanjutnya, pada tahun 2014 menempuh kuliah di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sambil menimba ilmu salafiyah di Ma'had Huffazh Bilingual Darul Hikmah Merjosari Malang. Email: roikhatuljannah698@gmail.com.



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

Nama : Roikhatul Jannah
NIM : 14610021
Fakultas/ Jurusan : Sains dan Teknologi/ Matematika
Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Maximum Likelihood*
Pembimbing I : Abdul Aziz, M.Si
Pembimbing II : Dr. Abdussakir, M.Pd

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	19 April 2018	Konsultasi Bab I dan Bab II	1.
2.	26 April 2018	Revisi Bab I dan II	2.
3.	4 Mei 2018	Konsultasi Kajian Agama Bab I dan II	3.
4.	10 Juli 2018	Revisi Kajian Agama Bab I	4.
5.	20 Juli 2018	Konsultasi Kajian Agama Bab II	5.
6.	25 Juli 2018	Revisi Bab II dan Bab III	6.
7.	01 Agustus 2018	Konsultasi Bab III dan IV	7.
8.	13 Agustus 2018	Revisi Bab III dan IV	8.
9.	27 Agustus 2018	Konsultasi Bab IV	9.
10.	03 September 2018	Revisi Bab IV	10.
11.	06 September 2018	ACC untuk diseminarkan	11.
12.	26 Oktober 2018	Konsultasi Bab IV	12.
13.	05 November 2018	Revisi Bab IV dan Konsultasi Bab V	13.
14.	07 November 2018	Konsultasi Kajian Agama Bab IV	14.
15.	08 November 2018	Revisi kajian Agama Bab IV	15.
16.	08 November 2018	ACC Kajian Agama Keseluruhan	16.
17.	08 November 2018	ACC Keseluruhan	17.

Malang, 7 November 2018
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si
NIP. 19650414 200312 1 001