

**IMPLEMENTASI PARAMETER  
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE DENGAN METODE *BOOTSTRAP***

**SKRIPSI**

**OLEH  
DURORIN KHUMAIROH  
NIM. 14610081**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2019**

**IMPLEMENTASI PARAMETER  
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE DENGAN METODE *BOOTSTRAP***

**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  
Durorin Khumairoh  
NIM. 14610081**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2019**

**IMPLEMENTASI PARAMETER  
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE DENGAN METODE *BOOTSTRAP***

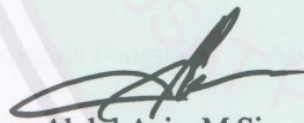
SKRIPSI

Oleh  
**Durorin Khumairoh**  
NIM. 14610081

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal 13 Mei 2018

Pembimbing I,

Pembimbing II,



Abdul Aziz, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001



Muhammad Nafie J., M.Si  
NIP. 20130902 1 318

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika



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

**IMPLEMENTASI PARAMETER  
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE DENGAN METODE BOOTSTRAP**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Durorin Khumairoh**  
**NIM. 14610081**

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

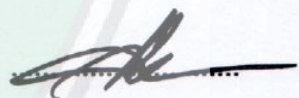
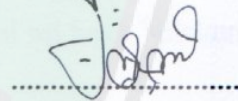
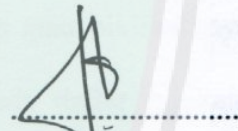
Tanggal 29 Mei 2019

Penguji Utama : Dr. Sri Harini, M.Si

Ketua Penguji : Ria Dhea L.N.K., M.Si

Sekretaris Penguji : Abdul Aziz, M.Si

Anggota Penguji : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si



Mengetahui  
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414200312 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Durorin Khumairoh  
NIM : 14610081  
Jurusan : Matematika  
Fakultas : Sains dan Teknologi  
Judul Skripsi : Implementasi Parameter Model *Vector Autoregressive*  
dengan Metode *Bootstrap*

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

Malang, 10 Mei 2019  
Yang membuat pernyataan,



Durorin Khumairoh  
NIM. 14610081

## MOTO

**“Bertahanlah”**



## **PERSEMBAHAN**

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ayahanda Suhari, ibunda Umamah, serta adik-adik tersayang Mohammad Dzikri

Darmawan dan Mohammad Nuril Fahmi yang senantiasa ikhlas mendoakan,

mendengarkan segala keluh kesah, serta kata-katanya selalu memberikan

semangat dalam pengerjaan skripsi ini.



## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Segala puji bagi Allah Swt atas rahmat, taufik dan hidayahNya, sehingga penulis dapat 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 tercurah kepada Rasulullah Muhammad Saw., yang telah membimbing manusia kepada ajaran yang paling benar, yakni ajaran agama Islam.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis banyak mendapat bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan juga doa agar segala sesuatu yang telah diberikan dibalas oleh Allah Swt dengan balasan yang sebaik-baiknya penulis sampaikan terutama 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, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Abdul Aziz, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan ilmu, nasihat, motivasi dan arahan kepada penulis.

5. Mohammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan ilmu, nasihat, motivasi dan arahan kepada penulis.
6. Seluruh dosen Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah ikhlas dan sabar dalam mendidik, dan memberikan ilmu kepada penulis.
7. Ibu dan Ayah yang dengan ikhlas dan sabar merawat, mendidik, membesarkan penulis dan selalu memberikan doa nasihat dan motivasi kepada penulis.
8. Teman-teman Marwan Desky Ismansyah, Muhdor, Rizadatul Milladiyah, Abdullah Azzam, Siti Khusnul Khotimah, Siti Maisaroh, Arbania Kabes, dan seluruh teman Matematika-C angkatan 2014, juga teman-teman Aktuaria angkatan 2014 yang telah memberikan dukungan.
9. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini.

Akhirnya penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi penulis dan bagi pembaca.

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Malang, 10 Mei 2019

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b>	
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b>	
<b>HALAMAN MOTO</b>	
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	viii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	x
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiv
<b>DAFTAR SIMBOL</b> .....	xv
<b>ABSTRAK</b> .....	xvii
<b>ABSTRACT</b> .....	xviii
ملخص.....	xix
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
 <b>BAB II KAJIAN PUSTAKA</b>	
2.1 Analisis <i>Time series</i> .....	6
2.2 <i>Forecasting</i> dan Estimasi Parameter.....	9
2.2.1 <i>Forecasting</i> .....	9
2.2.2 Estimasi Parameter .....	10
2.2.3 Perbedaan <i>Forecasting</i> dan Estimasi Parameter.....	12
2.3 <i>Autocorrelation Function</i> .....	12
2.4 <i>Partial Autocorrelation Function</i> .....	14

2.5	Analisis Regresi.....	18
2.5.1	Regresi Linier Sederhana.....	18
2.5.2	Regresi Linier Berganda.....	19
2.6	Stasioneritas Data.....	19
2.6.1	Pengertian Stasioner.....	19
2.7	Uji Asumsi Klasik.....	21
2.7.1	Uji Stasioneritas.....	21
2.7.2	White Noise.....	23
2.8	Model-model <i>Time Series</i> Stasioner.....	24
2.8.1	Model <i>Autoregressive</i> .....	24
2.8.2	Model <i>Vector Autoregressive</i> .....	26
2.9	Penentuan Lag Optimal VAR.....	27
2.10	Uji Kausalitas <i>Granger</i> .....	28
2.11	Estimasi Parameter Persamaan Regresi dengan Metode <i>Bootstrap</i> .....	29
2.12	Hasil Penelitian Sebelumnya.....	33
2.13	Kajian Al-Quran Tentang Perkiraan.....	39
 <b>BAB III METODE PENELITIAN</b>		
3.1	Pendekatan Penelitian.....	42
3.2	Jenis dan Data Sumber.....	42
3.2.1	Jenis Data.....	42
3.2.2	Sumber Data.....	42
3.3	Implementasi Parameter Model VAR dengan Metode <i>Bootstrap</i> .....	42
 <b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>		
4.1	Implementasi Parameter Model VAR dengan Metode <i>Bootstrap</i> .....	45
4.1.1	Identifikasi Data.....	45
4.1.2	Uji Stasioneritas Data.....	46
4.1.3	Penentuan Lag Optimal.....	53
4.1.4	Uji Kausalitas <i>Granger</i> .....	55
4.1.5	Estimasi Parameter Model VAR dengan Metode <i>Bootstrap</i> .....	56
4.1.6	Verifikasi Model VAR.....	64
4.2	Kajian Al-Qur'an Tentang Model VAR dan Metode <i>Bootstrap</i> .....	65
 <b>BAB V PENUTUP</b>		
5.1	Kesimpulan.....	67
5.2	Saran.....	67

<b>DAFTAR RUJUKAN .....</b>	<b>68</b>
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>RIWAYAT HIDUP</b>	



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Plot Pola Data Horizontal (Hanke, 2005) .....	6
Gambar 2.2	Plot Pola Data Trend (Hanke, 2005) .....	7
Gambar 2.3	Plot Pola Data Musiman (Hanke, 2005) .....	8
Gambar 2.4	Plot Pola Data Siklis (Hanke, 2005) .....	8
Gambar 2.5	Kolelogram Data Tidak Stasioner (Rosadi, 2012) .....	22
Gambar 4.1	Plot <i>Time Series</i> Data Cabai Merah, Cabai Rawit dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	47
Gambar 4.2	Plot ACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	49
Gambar 4.3	Plot PACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006.....	50
Gambar 4.4	Plot ACF Data Cabai Rawit Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	50
Gambar 4.5	Plot PACF Data Rawit Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	51
Gambar 4.6	Plot ACF Data Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006.....	51
Gambar 4.7	Plot PACF Data Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006.....	52
Gambar 4.8	Plot Uji Lag Optimal Data Cabai Merah, Cabai rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	54

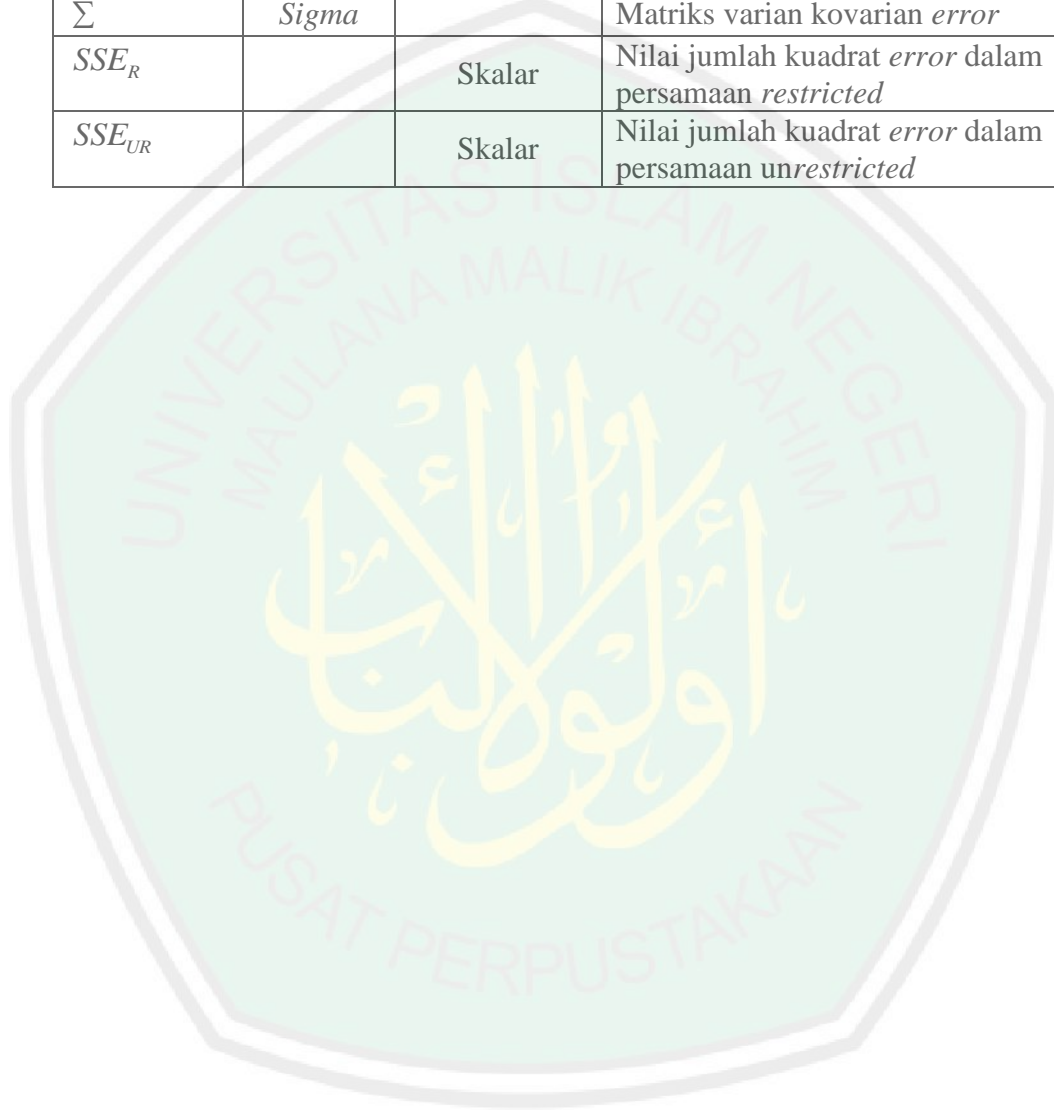
## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Statistik Deskriptif Data Data Harga Komoditas Cabai Merah, Cabai rawit, dan Bawang Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	46
Tabel 4.2	Nilai Koefisien ACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006 .....	48
Tabel 4.3	Uji <i>Unit Root</i> Harga Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya tahun 2004-2006 .....	52
Tabel 4.4	Uji Lag Optimal Data Cabai Merah, Cabai rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya tahun 2004-2006 .....	53
Tabel 4.5	Uji Kausalitas <i>Granger</i> Data Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006.....	55
Tabel 4.6	Hasil <i>Forecasting</i> Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya .....	63
Tabel 4.7	Hasil Uji <i>Portmanteau</i> .....	64

## 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 $y$
$\rho$	<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- $(t + k)$
$\gamma_k$	<i>gamma-k</i>	Skalar	Nilai kovariansi $\gamma$ pada lag ke- $k$
$\rho_k$	<i>rho-k</i>	Skalar	Nilai koefisien autokorelasi pada lag- $k$
$t$			Waktu pengamatan ke- $t$ , $t = 1, 2, \dots, n$
$\phi_{ki}$	<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>
$a$		$n \times 1$	Vektor <i>error</i>
$\beta$	<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 $t-d$
$\omega_t$		$k \times 1$	Selisih dari nilai variabel $Y_t$ dengan $\mu$
$\mu$	<i>Mu</i>	$k \times 1$	Rata-rata dari $Y_t$
$\Phi$	<i>Phi</i>	$k \times k$	Matriks koefisien <i>Vector Autoregressive</i>
$\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3$		$(k + 1) \times k$	Matriks koefisien <i>Vector Autoregressive</i>
$\varphi_3$		$12 \times 1$	Vektor koefisien <i>Vector Autoregressive</i>
$A_t$		$k \times 1$	Vektor <i>error</i> pada waktu $t$
$A_1, A_2, A_3$		$t \times k$	Matriks <i>error</i> pada waktu $t$
$a_3$		$3n \times 1$	Vektor <i>error</i> pada waktu $t$

$P$			Lag <i>Autoregressive</i>
$Z_t$		$k \times 1$	Vektor $Z$ pada waktu $t$
$Z_1, Z_2, Z_3$		$t \times k$	Matriks $Z$ pada waktu $t$
$z_3$		$3n \times 1$	Vektor $Z$ pada waktu $t$
$W_1, W_2, W_3$		$t \times (k + 1)$	Matriks Data $Z_k$ pada waktu $t - 1$
$w_3$		$3n \times 12$	Matriks Data $Z_4$ pada waktu $t - 1$
$\Sigma$	<i>Sigma</i>		Matriks varian kovarian <i>error</i>
$SSE_R$		Skalar	Nilai jumlah kuadrat <i>error</i> dalam persamaan <i>restricted</i>
$SSE_{UR}$		Skalar	Nilai jumlah kuadrat <i>error</i> dalam persamaan <i>unrestricted</i>



## ABSTRAK

Khumairoh, Durorin. 2019. **Implementasi Parameter Model *Vector Autoregressive* Dengan Metode *Bootstrap***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Abdul Aziz, M.Si, (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

**Kata Kunci:** Implementasi, *Vector Autoregressive* (VAR), *Bootstrap*

*Vector Autoregressive* (VAR) merupakan salah satu model *time series* untuk meramalkan data dua variabel atau lebih yang memiliki hubungan timbal balik yang saling terkait. *Bootstrap* merupakan suatu metode *resampling* atau penyampelan ulang data dengan pengembalian untuk mengestimasi parameter. *Resampling* bertujuan untuk memperkecil *error* baku parameter. Sampel *Bootstrap* dapat terdiri dari nilai yang sama yang diulang sebanyak  $n$  kali.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap* pada data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah kota Surabaya dari Januari 2004 hingga Desember 2006.

Implementasi parameter model VAR menggunakan metode *Bootstrap* terdiri dari beberapa tahap yaitu identifikasi data, uji stasioneritas data, uji lag optimal, uji kausalitas *granger*, estimasi parameter model dan verifikasi model.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model VAR dengan metode *Bootstrap* ketika diterapkan pada data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dengan *resampling*  $B = n$ , diperoleh model sebagai berikut:

$$KCM_t = 0.2376 + 0.2476KCM_{t-1} + 0.2561KCR_{t-1} + 0.2638KBM_{t-1}$$

$$KCR_t = 0.2384 + 0.2415KCM_{t-1} + 0.2708KCR_{t-1} + 0.2523KBM_{t-1}$$

$$KBM_t = 0.2507 + 0.2399KCM_{t-1} + 0.2615KCR_{t-1} + 0.2492KBM_{t-1}$$

dengan:

$KCM_t$ : harga komoditas cabai merah pada waktu  $t$

$KCR_t$  : harga komoditas cabai rawit pada waktu  $t$

$KBM_t$ : harga komoditas bawang merah pada waktu  $t$

## ABSTRACT

Khumairoh, Durorin. 2019. **Parameter Implementation of Vector Autoregressive Model with Bootstrap Method**. Thesis. Mathematics Department, Faculty of Science and technology, State Islamic University Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (1) Abdul Aziz, M.Si, (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

**Keywords:** Implementation, *Vector Autoregressive (VAR)*, *Bootstrap*

Vector Autoregressive (VAR) is one of the time series models to forecast data of two or more variables that have interrelated interrelationships. Bootstrap is a data resampling method with returns used to estimate parameters. Resampling of data is aimed to minimize standard error parameters. The Bootstrap sample could contain the same values repeated  $n$  times.

The purpose of this study is to determine the result of implementation the VAR model parameters using Bootstrap method on the data of commodity prices of red chili, cayenne pepper, and shallot in Surabaya from January 2004 to December 2006.

The parameter implementation of the VAR model using the Bootstrap method consists of several stages, namely data identification, data stationarity test, optimal lag test, granger causality test, model parameter estimation and model verification.

The results of this study indicate that applying VAR model with Bootstrap method to the commodity price data of red chili, cayenne, and shallot with resampling number  $B = n$ , resulting the following models:

$$KCM_t = 0.2376 + 0.2476KCM_{t-1} + 0.2561KCR_{t-1} + 0.2638KBM_{t-1}$$

$$KCR_t = 0.2384 + 0.2415KCM_{t-1} + 0.2708KCR_{t-1} + 0.2523KBM_{t-1}$$

$$KBM_t = 0.2507 + 0.2399KCM_{t-1} + 0.2615KCR_{t-1} + 0.2492KBM_{t-1}$$

with:

$KCM_t$ : commodity prices for red chili at time  $t$

$KCR_t$  : commodity prices of cayenne at time  $t$

$KBM_t$  : commodity prices of shallot at time  $t$

## ملخص

خوميرة ، دورين. ٢٠١٩. تقدير المعلمة لنموذج الانحدار التلقائي للمتجه بطريقة *Bootstrap*. ميث جامي شعبت. قسم الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، جامعة الدولة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المستشارون: (١) عبد العزيز ، ماجستير ، (٢) محمد نافع جوهرى ، ماجستير

الكلمات المفتاحية: التقدير، ناقل الانحدار التلقائي (VAR)، *Bootstrap*

*Vector Autoregressive (VAR)* التي تربطها علاقات متبادلة. *Bootstrap* هي طريقة لأخذ عينات البيانات مع الإرجاع المستخدمة لتقدير المعلمات. تهدف إعادة أخذ البيانات إلى تقليل معلمات الخطأ القياسية. يمكن أن تحتوي عينة *Bootstrap* على نفس القيم المتكررة مرات  $n$ .

الغرض من هذه الدراسة هو تحديد تطبيق معلمات نموذج VAR باستخدام طريقة *Bootstrap* على بيانات أسعار السلع الأساسية للفلفل الأحمر والفلفل الحار والكراث في سورابايا من يناير ٢٠٠٤ إلى ديسمبر ٢٠٠٦.

يتكون تنفيذ المعلمة لنموذج VAR باستخدام طريقة *Bootstrap* من عدة مراحل ، وهي: تحديد البيانات، واختبار تثبيط البيانات، واختبار التأخر الأمثل، واختبار العلاقة السببية للجران، وتقدير معلمة النموذج، والتحقق من النماذج:

$$KCM_t = 0.2376 + 0.2476KCM_{t-1} + 0.2561KCR_{t-1} + 0.2638KBM_{t-1}$$

$$KCR_t = 0.2384 + 0.2415KCM_{t-1} + 0.2708KCR_{t-1} + 0.2523KBM_{t-1}$$

$$KBM_t = 0.2507 + 0.2399KCM_{t-1} + 0.2615KCR_{t-1} + 0.2492KBM_{t-1}$$

مع:

$KCM_t$ : أسعار السلع الأساسية للفلفل الحار الأحمر في وقت  $t$

$KCR_t$ : أسعار السلع الأساسية من حريف في وقت  $t$

$KBM_t$ : أسعار السلع الأساسية من الكراث في وقت  $t$

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

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

*“Allah menganugerahkan Al Hikmah (kepahaman yang dalam tentang al-Quran dan as-Sunnah) kepada siapa yang dikehendaki-Nya. Dan barangsiapa yang dianugerahi hikmah, ia benar-benar telah dianugerahi karunia yang banyak. Dan hanya orang-orang yang barakallah yang dapat mengambil pelajaran (dari firman Allah)”*.

Ayat tersebut menegaskan bahwa mencari ilmu merupakan kewajiban bagi setiap muslim dan Allah Swt mengingatkan kepada manusia untuk mengkaji ilmu. Salah satunya adalah ilmu matematika.

Salah satu penerapan ilmu matematika adalah menggunakan statistika. Statistika yang biasa digunakan adalah deret berkala (*time series*). Data *time series* adalah suatu data yang dikumpulkan menurut urutan waktu suatu rentang tertentu (Fikriah, dkk, 2017). Dalam ekonometrika terdapat dua model data *time series* yaitu model data *time series* univariat diantaranya *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, *Autoregressive Moving Average (ARMA)*, *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, dan *Seasonal ARIMA (SARIMA)*. Sedangkan model data *time series* kedua yaitu model *time series* multivariat. Salah satu model *time series* multivariat yang paling sederhana adalah *Vector Autoregressive (VAR)*. *Vector Autoregressive (VAR)* merupakan salah satu model *time series* yang digunakan untuk meramalkan data dua variabel atau lebih

yang memiliki hubungan timbal balik yang saling terkait (Hayati dan Brodjol, 2016).

Menurut Sungkono (2013), metode *Bootstrap* merupakan suatu metode *resampling* atau penyampelan ulang dengan pengembalian pada data untuk mengestimasi koefisien dari persamaan. *Resampling* yang dilakukan bertujuan untuk memperkecil *error* baku parameter yang diduga tanpa menggunakan asumsi distribusi karena sampel data asli digunakan sebagai populasi. Pada prinsipnya, sampel *Bootstrap* dapat terdiri dari nilai yang sama yang diulang sebanyak  $n$  kali.

Merujuk pada penelitian sebelumnya, estimasi model VAR telah diterapkan oleh Retno, dkk (2011) yang menghasilkan model VAR(1) untuk wilayah 1 (Anjatan dan Sumurwatu), wilayah 2 (Salamdarma dan Gantar) dan wilayah 3 (Kedokan Bunder dan Sudimampir), masing-masing dengan *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP) sebesar 3.93; 5.03; 4.48; 5.3; 2.18; dan 3.53. Nilai korelasi curah hujan dengan pendugaannya masing-masing, 0.71; 0.62; 0.57; 0.59; 0.89; dan 0.91. Penelitian kedua oleh Desvina dan Maryam (2016) yang menjelaskan pada penelitiannya bahwa peramalan kualitas udara melalui *particulate matter* (PM10) yang menggunakan data bulanan dari bulan Januari 2010 hingga Desember 2014 menghasilkan model yang sesuai yaitu model VAR(1), dimana model VAR(1) ini merupakan model yang konstan dari keseluruhan data yang digunakan sebagai peramalan. Data peramalan mengikuti pola yang sama dengan pola data aktual pada bulan-bulan hingga tahun-tahun sebelumnya. Berdasarkan model VAR(1) ini dapat diperoleh kesimpulan bahwa unsur curah hujan, radiasi matahari, suhu udara, dan hotspot memiliki hubungan yang searah terhadap PM10. Penelitian ketiga oleh Ita Purwinda (2018) yang

menghasilkan model VAR(1) dengan 3 variabel yaitu total penjualan motor jenis *club*, jenis *matic*, dan jenis *sport* yang memiliki hasil estimasi parameter  $\varphi_3 = (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \mathbf{w}_3^T \mathbf{z}_3$  dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square*.

Penelitian-penelitian terdahulu di atas, dapat memberikan pengetahuan dari pengembangan ilmu peramalan bahwa hasil analisis akan berbeda untuk setiap pola data yang berbeda. Namun pada penelitian-penelitian tersebut tidak menjelaskan secara khusus yaitu bagaimana estimasi parameter model VAR menggunakan metode *Bootstrap*. Oleh karena itu dalam penelitian ini penulis menggunakan metode *Bootstrap* untuk mengestimasi parameter model VAR sehingga penulis memilih judul penelitian “Implementasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Bootstrap*”.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka dapat dirumuskan masalah yaitu bagaimana hasil implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap*?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap*.

#### 1.4 Batasan Masalah

Agar mendapatkan hasil yang signifikan maka dilakukan pembatasan masalah yaitu implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap* dan model VAR yang digunakan adalah model VAR(1) dengan tiga variabel.

#### 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat yaitu dapat mengetahui hasil implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap*.

#### 1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam skripsi ini terdiri dari lima bab, masing-masing dibagi ke dalam subbab yaitu sebagai berikut:

##### Bab I Pendahuluan

Pendahuluan tersusun atas latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

##### Bab II Kajian Pustaka

Pada bab ini dibahas mengenai teori-teori yang disamakan sebagai acuan di dalam pembahasan masalah yang diambil dari berbagai literatur seperti buku, jurnal, internal, dan lain-lain.

##### Bab III Metode Penelitian

Pada bab ini tersusun atas langkah-langkah penyelesaian penelitian yang berkaitan dengan implementasi parameter model VAR.

#### Bab IV Pembahasan

Pada bab ini penulis menjelaskan cara implementasi metode *Bootstrap* dan kajian agama Islam mengenai model VAR.

#### Bab V Penutup

Pada bab ini diuraikan tentang hasil pokok dan kesimpulan untuk menjawab rumusan masalah dan berisi tentang saran untuk pembaca dan peniti selanjutnya.



## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

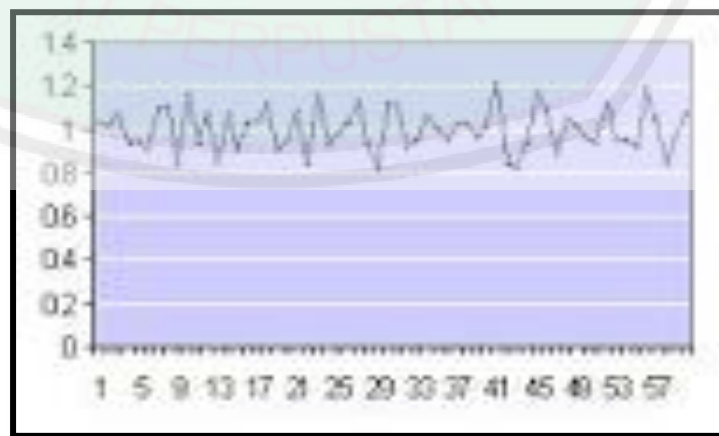
#### 2.1 Analisis *Time Series*

Model *time series* adalah pendugaan masa depan yang menggunakan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Tujuan model *time series* seperti itu adalah menemukan pola dalam deret data historis dan mengekstapolasikan pola tersebut ke masa depan (Makridakis, 1999).

Menurut Hanke (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:

##### 1. Pola Data Horizontal

Pola data horizontal terjadi saat data observasi berfluktuasi di sekitar suatu nilai konstan atau rata-rata yang membentuk garis horizontal. Data ini disebut juga dengan data stasioner. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode *single exponential smoothing*.

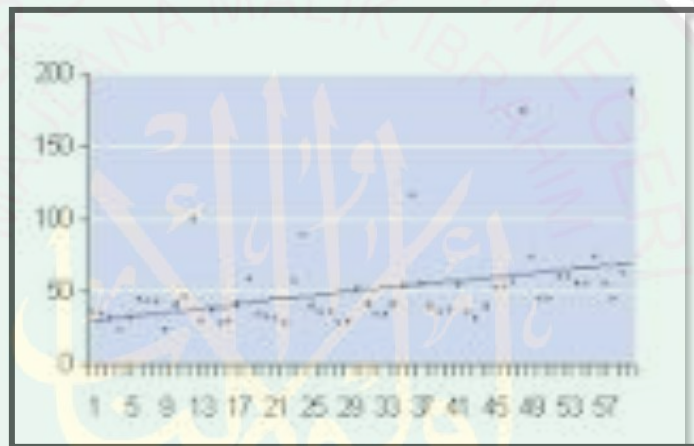


**Gambar 2.1** Pola Data Horizontal (Hanke, 2005)

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.

## 2. 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. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode regresi linier.



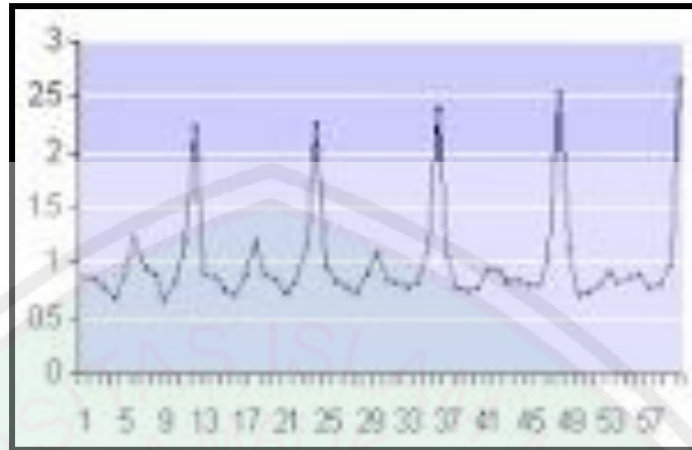
Gambar 2.2 Pola Data Trend (Hanke, 2005)

Jika plot tersebut dibagi menjadi beberapa bagian, maka setiap periode akan berubah dan berupa fungsi linier yang menaik atau menurun. Pola ini memiliki rata-rata yang berubah.

## 3. Pola Data Musiman

Pola data musiman terjadi jika suatu deret ketika dipengaruhi 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. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode *winter*.

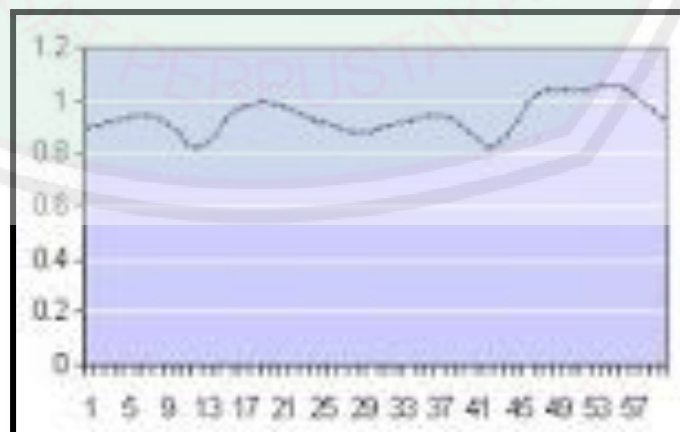


**Gambar 2.3** Pola Data Musiman (Hanke, 2005)

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

#### 4. Pola Data Siklis

Pola data siklis terjadi jika datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.



**Gambar 2.4** Pola Data Siklis (Hanke, 2005)

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

## **2.2 Forecasting dan Estimasi Parameter**

### **2.2.1 Forecasting**

*Forecasting* merupakan perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. *Forecasting* didasarkan pada data historis dan pengalaman (Makridakis, 1999).

*Forecasting* dapat dibedakan atas beberapa segi tergantung dari cara pendekatannya. Menurut Santoso (2009) jenis-jenis *forecasting*, antara lain:

1. *Forecasting* jangka pendek, yaitu *forecasting* yang jangka waktunya mulai dari satu hari sampai satu musim.
2. *Forecasting* jangka menengah, yaitu *forecasting* yang jangka waktunya mulai dari satu musim sampai dua tahun.
3. *Forecasting* jangka panjang, yaitu *forecasting* yang jangka waktunya lebih dari dua tahun.

Menurut Makridakis, dkk (1995) pada *forecasting* juga terdapat beberapa metode yang dapat dikelompokkan menjadi metode kuantitatif dan kualitatif yaitu:

#### 1. *Forecasting* Kuantitatif

*Forecasting* yang didasarkan atas data kuantitatif masa lalu yang diperoleh dari pengamatan nilai-nilai sebelumnya. Hasil *forecasting* yang dibuat tergantung pada metode yang digunakan, menggunakan metode yang berbeda akan diperoleh hasil *forecasting* yang berbeda.

## 2. *Forecasting* Kualitatif

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

### 2.2.2 Estimasi Parameter

Estimasi merupakan proses yang menggunakan data sampel yang diketahui untuk mengestimasi atau menaksir parameter populasi yang tidak diketahui. Jadi dengan estimasi ini keadaan parameter dapat diketahui (Supangat, 2007).

Harinaldi (2005) menggolongkan estimasi menjadi dua, yaitu:

#### 1. Estimasi Titik

Sebuah nilai tunggal yang digunakan untuk mengestimasi sebuah parameter disebut titik estimator, sedangkan proses untuk mengestimasi titik tersebut disebut estimasi titik.

#### 2. Estimasi Inteval

Sebuah estimasi inteval dari sebuah parameter  $\beta$  adalah suatu sebaran nilai-nilai yang digunakan untuk mengestimasi  $\beta$ . Proses mengestimasi dengan suatu sebaran nilai-nilai ini disebut estimasi interval.

Simbolan (2009) estimator merupakan suatu nilai atau besaran sebagai hasil penerapan estimasi terhadap data yang diperoleh dari sampel acak yang bisa diyakini mewakili atau mencirikan parameter (populasi).

Parameter merupakan karakteristik dari suatu populasi dari fungsi distribusi peluang. Nilai parameter secara eksak dapat diketahui pada penelitian yang mengamati keseluruhan anggota populasi, kegiatan ini dinamakan sensus.

Namun pada kenyataannya sensus jarang dilakukan karena banyak faktor yang dapat mempersulit di antaranya adalah biaya yang mahal, memerlukan waktu yang lama, dan tenaga yang banyak (Supranto, 1986).

Adapun menurut Spiegel, dkk (2004) sifat-sifat estimator yang baik diantaranya adalah:

1. Sifat tak bias (*unbiased*), merupakan sifat baik dari estimator yang diperoleh melalui pendekatan klasik, dalam pembahasan pemilihan estimator terbaik salah satunya harus memenuhi sifat tak bias. Suatu statistik disebut estimator tak bias dari suatu parameter populasi jika mean atau ekspektasi dari statistik tersebut sama dengan parameter yang ditaksir. Sehingga untuk suatu statistik  $\hat{\beta}$  dikatakan penaksir tak bias parameter  $\beta$  jika:

$$\mu_{\hat{\beta}} = E(\hat{\beta}) = \beta \quad (2.1)$$

2. Efisien, jika distribusi sampling dari dua statistik memiliki *mean* yang sama, statistik dengan variansi yang lebih kecil disebut estimator yang lebih efisien dari *mean*. Maka nilai statistik efisiennya disebut sebagai estimasi efisien (*efficient estimate*).
3. Konsisten, suatu estimator dapat dikatakan konsisten bila memenuhi syarat berikut (Hasan, 2005):
  - a. Jika ukuran sampel semakin bertambah maka estimator akan mendekati parameternya. Jika besarnya sampel menjadi tak terhingga maka estimator konsisten harus dapat memberi suatu estimator titik yang sempurna terhadap parameternya. Jadi ( $\hat{\beta}$ ) merupakan estimator yang konsisten jika dan hanya jika:

$$E\left(\hat{\beta} - E(\hat{\beta})\right)^2 \rightarrow 0 \text{ jika } n \rightarrow \infty \quad (2.2)$$

- b. Jika ukuran sampel bertambah besar maka distribusi sampling penduga akan mengecil menjadi suatu garis tegak lurus diatas parameter yang sama dengan probabilitas sama dengan 1.

### 2.2.3 Perbedaan *Forecasting* dan Estimasi Parameter

*Forecasting* adalah cara memprediksikan sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang. *Forecasting* menggunakan waktu sebagai rujukan dengan anggapan bahwa waktu-waktu tersebut saling berkorelasi. Selain itu, *forecasting* membutuhkan data historis di masa lampau yang diasumsikan pola tersebut akan berulang (Makridakis, 1995).

Menurut Hasan (1999) estimasi atau penaksiran digunakan dalam memperkirakan sesuatu yang terjadi saat ini sehingga tidak digunakan untuk memperkirakan kejadian di masa yang akan datang. Penaksiran tidak ada hubungannya dengan waktu di masa lalu.

### 2.3 *Autocorrelation Function*

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 (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).

Koefisien autokorelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  yang dapat dinyatakan sebagai berikut (Makridakis, 1999):

$$r_{Y_t Y_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_t)(Y_{i+1} - \bar{Y}_{t+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_t)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{i+1} - \bar{Y}_{t+1})^2}} \quad (2.3)$$

Data  $Y_t$  diasumsikan stasioner rata-rata dan variansinya. Jadi, kedua rata-rata  $Y_t$  dan  $Y_{t+1}$  dapat diasumsikan bernilai sama (dan kita dapat 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 (2.3) menjadi:

$$r_{Y_t Y_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(Y_{i+1} - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.4)$$

Pada deret berkala,  $\gamma_k$  merupakan fungsi autokovariansi dan  $\rho_k$  merupakan fungsi autokorelasi (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 dan Jenkins (2008) mengatakan bahwa autokovariansi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  adalah sebagai berikut:

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

#### 2.4 Partial Autocorrelation Function

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association*) antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$ , apabila pengaruh dari *time lag* 1, 2, 3, ... dan seterusnya sampai  $k - 1$  dianggap terpisah (Makridakis, 1999). Ada beberapa prosedur untuk menentukan bentuk *Partial Autocorrelation Function* (PACF) yang salah satunya akan dijelaskan sebagai berikut.

Autokorelasi parsial dapat diturunkan sebagai berikut, dengan variabel *dependent*  $Y_{t+k}$  dari proses stasioner rata-rata nol yang diregresikan dengan sejumlah  $k$  variabel  $Y_{t+k-1}, Y_{t+k-2}, \dots, Y_t$ , maka (Wei, 2006):

$$Y_{t+k} = \phi_{k1} Y_{t+k-1} + \phi_{k2} Y_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk} Y_{t+k-k} + a_{t+k} \quad (2.5)$$

dengan  $\phi_{ki}$  merupakan parameter regresi dan  $a_{t+k}$  adalah nilai *error* dengan rata-rata 0, dan tidak berkorelasi dengan  $\mathbf{Y}_{t+k-j}$  untuk  $j=1,2,\dots,k$ . Langkah pertama yang dilakukan adalah mengalikan persamaan (2.5) dengan  $\mathbf{Y}_{t+k-j}$  pada kedua ruas sehingga diperoleh:

$$\mathbf{Y}_{t+k}\mathbf{Y}_{t+k-j} = \phi_{k1}\mathbf{Y}_{t+k-1}\mathbf{Y}_{t+k-j} + \phi_{k2}\mathbf{Y}_{t+k-2}\mathbf{Y}_{t+k-j} + \dots + \phi_{kk}\mathbf{Y}_{t+k-k}\mathbf{Y}_{t+k-j} + a_{t+k}\mathbf{Y}_{t+k-j} \quad (2.6)$$

Selanjutnya, nilai ekspektasi dari persamaan (2.6) adalah (Wei, 2006):

$$E[\mathbf{Y}_{t+k}\mathbf{Y}_{t+k-j}] = \phi_{k1}E[\mathbf{Y}_{t+k-1}\mathbf{Y}_{t+k-j}] + \phi_{k2}E[\mathbf{Y}_{t+k-2}\mathbf{Y}_{t+k-j}] + \dots + \phi_{kk}E[\mathbf{Y}_{t+k-k}\mathbf{Y}_{t+k-j}] + E[a_{t+k}\mathbf{Y}_{t+k-j}] \quad (2.7)$$

dimisalkan nilai  $E[\mathbf{Y}_{t+k}\mathbf{Y}_{t+k-j}] = \gamma_j$ , maka diperoleh:

$$\gamma_j = \phi_{k1}\gamma_{j-1} + \phi_{k2}\gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\gamma_{j-k} \quad (2.8)$$

Persamaan (2.8) dibagi dengan  $E[\mathbf{Y}_{t+k}] = \gamma_0$  sehingga menjadi

$$\frac{\gamma_j}{\gamma_0} = \phi_{k1}\frac{\gamma_{j-1}}{\gamma_0} + \phi_{k2}\frac{\gamma_{j-2}}{\gamma_0} + \dots + \phi_{kk}\frac{\gamma_{j-k}}{\gamma_0} \quad (2.9)$$

atau dapat disederhanakan menjadi bentuk

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (2.10)$$

Untuk  $j=1,2,\dots,k$ , diperoleh sistem persamaan berikut:

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

dengan menggunakan aturan *Cramer* (metode untuk menyelesaikan sistem persamaan linier dengan menggunakan determinan matriks), berturut-turut untuk  $k=1,2,\dots$  diperoleh (Wei, 2006):

- a. Untuk lag pertama ( $k = 1$ ) diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\rho_1 = \phi_{11}\rho_0, \text{ karena } \rho_0 = \frac{\gamma_0}{\gamma_0} = 1 \text{ sehingga } \rho_1 = \phi_{11}, \text{ yang berarti bahwa nilai}$$

fungsi autokorelasi parsial pada lag pertama akan sama dengan koefisien lag pertama.

- b. Untuk lag kedua ( $k = 2$ ) diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{21}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_{21}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.11)$$

Persamaan (2.11) jika ditulis dalam 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  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{bmatrix}$ , dan dengan menggunakan aturan

Cramer diperoleh

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

- c. Untuk lag ketiga ( $k = 3$ ) diperoleh sistem persamaan berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{31}\rho_0 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_2 \\ \rho_2 &= \phi_{31}\rho_1 + \phi_{32}\rho_0 + \phi_{33}\rho_1 \\ \rho_3 &= \phi_{31}\rho_2 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.12)$$

Persamaan (2.12) jika dinyatakan dalam bentuk matriks 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  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{A}_3 = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{bmatrix}$  dan dengan menggunakan

aturan *Cramer* diperoleh

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

d. Untuk lag ke-  $k$  diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.13)$$

Persamaan (2.13) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi:

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix}$$

dengan menggunakan aturan *Cramer* diperoleh

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

sehingga nilai fungsi autokorelasi parsial  $k$  adalah sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\det(\mathbf{A}_k)}{\det(\mathbf{A})}$$

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

karena  $\phi_{kk}$  merupakan fungsi atas  $k$ , maka  $\phi_{kk}$  disebut fungsi autokorelasi parsial (PACF).

## 2.5 Analisis Regresi

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

### 2.5.1 Regresi Linier Sederhana

Analisis regresi menurut Supranto (2009) adalah suatu analisis yang bertujuan untuk menunjukkan hubungan matematis antara variabel endogen dengan variabel eksogen. Secara umum, model regresi dengan satu variabel eksogen adalah sebagai berikut :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + a \quad (2.14)$$

dengan:

$\beta$  : koefisien regresi

$a$  : error

## 2.5.2 Regresi Berganda

Dalam menentukan nilai variabel terikat  $y$ , perlu diperhatikan variabel bebas  $x$  yang mempengaruhinya terlebih dahulu, dengan demikian harus diketahui hubungan antara satu variabel endogen dengan beberapa variabel eksogen. Untuk meramalkan  $y$ , apabila semua variabel bebas diketahui, maka dapat dipergunakan model persamaan regresi linier berganda sebagai berikut (Supranto, 2009):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + a_i \quad (2.15)$$

apabila dinyatakan dalam bentuk matriks:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$$

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
- $a_i$  : *error* pada pengamatan ke- $i$

## 2.6 Stasioneritas Data

### 2.6.1 Pengertian Stasioner

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 diklarifikasi menjadi dua, yaitu stasioner dan non stasioner.

Stasioneritas data berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut (Makridakis, 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:

#### 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. Dari bentuk data plot seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Ciri data tidak stasioner dalam rata-rata antara lain pola diagramnya terdapat adanya *trend* naik atau turun lambat. Untuk menstasionerkan data nonstasioner dalam rata-rata dapat dilakukan proses pembedaan (*differencing*).

#### 2. Stasioneritas dalam Variansi

Suatu data *time series* 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 variansi dapat dilakukan proses transformasi data.

## 2.7 Uji Asumsi Klasik

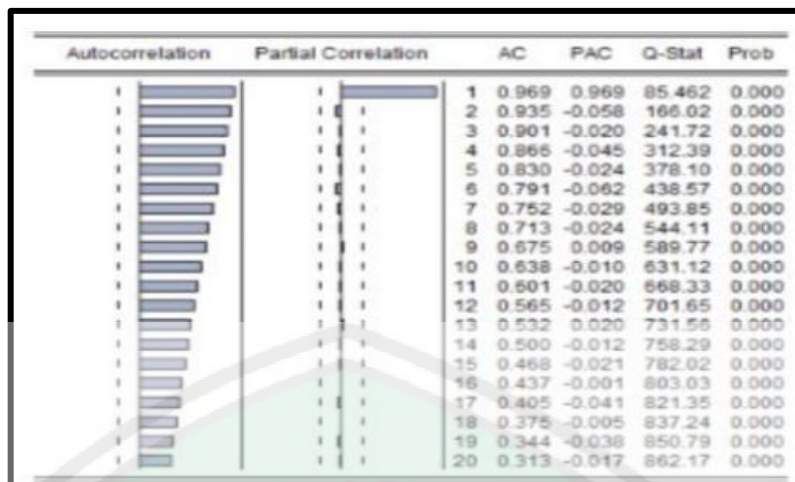
### 2.7.1 Uji Stasioneritas

Pengujian stasioneritas dari suatu deret waktu dapat dilakukan dengan melakukan uji korelogram dan uji *Augmented Dickey Fuller* (Gujarati, 2004). Uji *Augmented Dickey Fuller* merupakan salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas dari data, yakni dengan melihat apakah terjadi akar satuan di dalam model. Selain uji ADF, uji stasioneritas dapat dilakukan dengan uji korelogram. Adapun penjelasan dari uji-uji tersebut adalah sebagai berikut:

#### 1. Uji Korelogram

Bentuk visual dari suatu plot deret berkala seringkali 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, 1999).

Uji korelogram merupakan metode pengujian yang digunakan untuk melihat kestasioneran data. Pada korelogram, suatu data dikatakan stasioner apabila plot autokorelasi dari data tidak keluar dari garis *bartlett* (garis putus-putus). Nilai probabilitas dari lag pertama hingga lag terakhir akan bergerak mendekati nol atau lebih kecil dari nilai taraf signifikansi  $\alpha$  (Rosadi, 2012). Contoh plot grafik dan korelogram data tidak stasioner diberikan pada gambar (2.5) sebagai berikut:



Gambar 2.5 Korelogram Data Tidak Stasioner (Rosadi, 2012)

Gambar 2.5 merupakan data triwulanan *Gross Domestic Product United States* dari triwulan pertama tahun 1970 sampai dengan triwulan keempat tahun 1991. Dari Gambar 2.5, dapat dilihat bahwa plot autokorelasi dari data seluruhnya keluar dari garis bartlett sehingga dapat disimpulkan data tidak stasioner (Gujarati, 2004).

## 2. Uji *Augmented Dickey Fuller*

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*), varian dan kovarian deret tersebut tidak dipengaruhi oleh berubahnya waktu pengamatan, sehingga proses berada dalam keseimbangan statistik (Soejoeti, 1987).

Uji stasioner dengan *Augmented Dickey Fuller* 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):

$$\mathbf{Y}_t = \hat{\phi}\mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{a}_t \quad (2.16)$$

dengan  $t = 1, \dots, n$ ,  $\mathbf{Y}_0 = 0$ , dan  $\mathbf{a}_t$  berdistribusi normal  $N(0, \sigma^2)$  proses *white noise*. Hal ini memberikan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006):

$H_0 : \hat{\phi} = 1$  (variabel  $\mathbf{Y}_t$  tidak stasioner dalam model)

$H_1 : \hat{\phi} < 1$  (variabel  $\mathbf{Y}_t$  stasioner dalam model)

dengan statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{S_{\hat{\phi}}}$$

dan kriteria keputusan : tolak  $H_0$ , jika  $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ , pada taraf signifikan  $\alpha$ .

### 2.7.2 White Noise

Wei (2006) menjelaskan bahwa suatu proses ( $\mathbf{a}_t$ ) disebut proses *white noise* jika korelasi deretnya terdiri dari variabel random yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan yaitu  $E(\mathbf{a}_t) = 0$ , varian konstan  $Var(\mathbf{a}_t) = \sigma_t^2$  dan  $cov(\mathbf{a}_t, \mathbf{a}_{t-k}) = \gamma_k$  untuk  $k \neq 0$ . Dengan demikian fungsi akan stasioner dengan autokovariansi ( $\gamma_k = 0_k$ )

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

fungsi autokorelasi ( $\rho_k$ )

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

dan fungsi autokorelasi parsial ( $\phi_{kk}$ )

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

Proses *white noise* dapat dideteksi menggunakan uji autokorelasi residual pada analisis *error*-nya. Uji korelasi residual digunakan untuk mendeteksi ada

tidaknya korelasi residual antar lag. Langkah-langkah pengujian korelasi residual, yaitu (Wei, 2006):

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

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

dengan statistik uji yaitu:

$$Q_k = T \sum_{j=1}^k \text{tr} \left( \bar{\Sigma}_j' \bar{\Sigma}_0^{-1} \bar{\Sigma}_j \bar{\Sigma}_0^{-1} \right) \quad (2.17)$$

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- $k$

Kriteria pengujian:

1. Jika  $Q \leq \chi_{\alpha, db}^2$ ,  $H_0$  diterima dengan derajat kebebasan ( $db$ ) =  $k - p$  atau  $p\text{-value} > \alpha$  dengan  $p$  adalah banyaknya parameter.
2. Jika  $Q > \chi_{\alpha, db}^2$ ,  $H_0$  ditolak.

## 2.8 Model-model *Time Series* Stasioner

Model *time series* dibagi menjadi dua macam yakni model *Autoregressive* dan model *Vector Autoregressive*.

### 2.8.1 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.

Model AR secara umum dapat dituliskan sebagai berikut ( $AR(p)$ )(Wei, 2006):

$$\phi_p(B)z_t = \mathbf{a}_t \quad (2.18)$$

atau dapat ditulis sebagai,

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)z_t = \mathbf{a}_t$$

$$z_t - \phi_1 z_{t-1} - \dots - \phi_p z_{t-p} = \mathbf{a}_t$$

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + \mathbf{a}_t \quad (2.19)$$

Karena  $\omega_t = Y_t - \mu$  diasumsikan bahwa stasioner, maka persamaan (2.19) dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut (Wei, 2006):

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

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

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \mathbf{a}_t \quad (2.20)$$

untuk  $t = 1, 2, \dots, n$ , persamaan (2.20) dapat diuraikan menjadi:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \phi_0 + \phi_1 Y_0 + \dots + \phi_p Y_{1-p} + \mathbf{a}_1 \\ Y_2 &= \phi_0 + \phi_1 Y_1 + \dots + \phi_p Y_{2-p} + \mathbf{a}_2 \\ Y_3 &= \phi_0 + \phi_1 Y_2 + \dots + \phi_p Y_{3-p} + \mathbf{a}_3 \\ &\vdots \\ Y_n &= \phi_0 + \phi_1 Y_{n-1} + \dots + \phi_p Y_{n-p} + \mathbf{a}_n \end{aligned}$$

atau dalam bentuk matriks

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{Y}_0 & \cdots & \mathbf{Y}_{1-p} \\ 1 & \mathbf{Y}_1 & \cdots & \mathbf{Y}_{2-p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \mathbf{Y}_{n-1} & \cdots & \mathbf{Y}_{n-p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix}$$

dengan

$\mathbf{Y}_t$  : vektor data  $\mathbf{Y}$  pada periode ke- $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$\mathbf{Y}_{t-i}$  : vektor data  $\mathbf{Y}$  pada periode ke- $(t - i)$ ,  $t = 1, 2, \dots, p$

$\mathbf{a}_t$  : *error* pada periode ke- $t$

$\mu$  : rata-rata dari  $\mathbf{Y}_t$

$\phi_0$  : konstanta rata-rata

$\phi_i$  : koefisien *Autoregressive* ke- $i$

$\omega_t$  : selisih dari nilai variabel  $\mathbf{Y}_t$  dengan  $\mu$

### 2.8.2 Model *Vector Autoregressive*

Model VAR merupakan salah satu pemodelan dalam analisis *time series* yang bersifat multivariat 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) menjelaskan bahwa salah satu keunggulan model VAR, yaitu tidak perlu membedakan mana variabel terikat maupun variabel bebas karena semua variabel VAR adalah variabel terikat.

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

$$\mathbf{Z}_t = \Phi_0 + \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \cdots + \Phi_p \mathbf{Z}_{t-p} + \mathbf{a}_t \quad (2.21)$$

dimana  $\mathbf{z}_t = (\mathbf{z}_{1,t}, \mathbf{z}_{2,t}, \dots, \mathbf{z}_{k,t})^T$  adalah vektor  $\mathbf{Z}_t$  berukuran  $k \times 1$ ,  $\Phi_i$  adalah matriks berukuran  $k \times k$ ,  $\Phi_0 = (\Phi_{10}, \Phi_{20}, \dots, \Phi_{k0})^T$  adalah vektor dengan dimensi  $k$  dan  $\mathbf{a}_t = (\mathbf{a}_{1,t}, \mathbf{a}_{2,t}, \dots, \mathbf{a}_{k,t})^T$  merupakan vektor *error* berukuran  $k \times 1$  yang diasumsikan sebagai multivariat normal dengan  $E(\mu_t) = \mathbf{0}$ ,  $E(\mu_t \mu_t^T) = \Sigma_\mu$  dan  $E(\mu_t \mu_s^T) = 0$  untuk  $s \neq t$ . Matriks kovarian ( $\Sigma_\mu$ ) harus definit positif (Lutkepohl, 2005).

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

$$\mathbf{Z}_t = \Phi_0 + \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{a}_t \quad (2.22)$$

kemudian dengan operator *Backwardshift*  $B$ , model VAR(1) pada persamaan (2.22) dapat ditulis sebagai berikut:

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

diasumsikan bahwa model VAR(1) adalah model stasioner, dengan  $E(\mathbf{a}_t) = \mathbf{0}$ , sehingga diperoleh:

$$E(\mathbf{Z}_t) = \Phi_0 + \Phi_1 E(\mathbf{Z}_{t-1}) \quad (2.23)$$

## 2.9 Penentuan Lag Optimal VAR

Shcochrul, dkk (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 (Shcochrul, dkk, 2011):

$$AIC = -2 \left( \frac{SSE}{T} \right) + 2 \frac{\log(k - SSE)}{T} \quad (2.24)$$

$$SIC = -2 \left( \frac{SSE}{T} \right) + k \frac{\log(T)}{T} \quad (2.25)$$

$$HQ = -2 \left( \frac{SSE}{T} \right) + 2k \log \left( \frac{\log(T)}{T} \right) \quad (2.26)$$

dengan:

$SSE$  : jumlah kuadrat *error*

$T$  : jumlah observasi

$k$  : parameter yang diestimasi

Dalam penentuan lag optimal digunakan jumlah dari AIC, SIC, dan HQ yang paling kecil diantara berbagai lag yang diajukan.

## 2.10 Uji Kausalitas *Granger*

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 bahkan tidak ada hubungan antar variabel tersebut (Shcochrul, 2011).

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

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

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

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 (Irdam, 2007):

$$F = \frac{\frac{(SSE_R - SSE_{UR})}{p}}{\frac{SSE_{UR}}{(n - k)}} \quad (2.27)$$

dengan:

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

$SSE_{UR}$  : *Sum Square Error* tidak terbatas =  $\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_{iUR})^2$

$n$  : banyaknya data observasi

$k$  : banyaknya parameter yang diestimasi

$p$  : panjangnya lag

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

## 2.11 Estimasi Parameter Persamaan Regresi Dengan Metode *Bootstrap*

Metode *Bootstrap* merupakan metode berbasis pengembalian sampel (*resampling*) data sampel dengan syarat pengembalian untuk menyelesaikan statistik ukuran sampel dengan harapan sampel tersebut mewakili data populasi

sebenarnya. Biasanya ukuran *resampling* diambil secara ribuan kali agar dapat mewakili data populasinya (Topuz dan Sahinler, 2007).

*Bootstrap* dapat digunakan untuk estimasi *standard error* dari suatu estimasi parameter  $\beta$  dikalkulasi dari himpunan data  $\mathbf{a}$  yang terdiri dari  $n$ . Dihasilkan  $B$  yang merupakan banyaknya sampel *Bootstrap*. Misalkan sebuah sampel acak  $\mathbf{a} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n)$  berukuran  $n$  dari suatu populasi dengan distribusi yang tidak diketahui  $F$ . Misalkan juga  $\beta = s(F)$  parameter populasi yang ditaksir  $\hat{\beta}$  (Efron, 1993).

Metode *Bootstrap* bergantung pada suatu sampel *Bootstrap*. Misalkan  $\hat{F}$  berdistribusi empiris, dan nilai peluang dari masing-masing percobaan  $\mathbf{a}_i, i = 1, 2, \dots, n$  adalah  $1/n$ . Sampel *Bootstrap* didefinisikan sebagai suatu sampel acak berukuran  $n$  dari  $\hat{F}$ , sehingga dapat dikatakan bahwa  $\mathbf{a}^* = (\mathbf{a}_1^*, \mathbf{a}_2^*, \dots, \mathbf{a}_n^*)$ . Notasi bintang mengindikasikan bahwa  $\mathbf{a}^*$  bukan merupakan data yang sebenarnya dari  $\mathbf{a}$ , tetapi merupakan data secara acak atau *resampling* dari data asli  $\mathbf{a}$  (Efron, 1993).

Secara umum langkah-langkah dasar metode *Bootstrap* menurut Efron (1993) adalah sebagai berikut:

1. Menentukan distribusi empiris  $\hat{F}_n(\mathbf{a})$  bagi sampel dengan peluang  $\frac{1}{n}$  untuk masing-masing  $\mathbf{a}_i$  di mana  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ .
2. Menentukan sampel *Bootstrap*  $\mathbf{a}_1^*, \mathbf{a}_2^*, \mathbf{a}_3^*, \dots, \mathbf{a}_n^*$  yang diambil dari  $\mathbf{a}_i$  dengan pengembalian.
3. Menentukan replikasi *Bootstrap*  $\hat{\beta}^*$  berdasarkan sampel *Bootstrap*.
4. Ulangi langkah 2 dan 3 sebanyak  $B$  kali, untuk  $B$  yang cukup besar.

5. Berikan probabilitas untuk  $B\hat{\beta}^*$  dengan menempatkan peluang  $1/B$  bagi masing-masing  $\hat{\beta}^{*1}, \hat{\beta}^{*2}, \hat{\beta}^{*3}, \dots, \hat{\beta}^{*B}$ . Distribusi ini adalah estimasi *Bootstrap* untuk distribusi sampling  $\hat{\beta}$ .

Metode *Bootstrap* pada dasarnya berbasis *resampling* data, maka merujuk pada persamaan (2.15) akan diperoleh

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \beta + \mathbf{a} \quad (2.28)$$

dimana  $x_i = [1 \quad x_{1i} \quad x_{2i} \quad \dots \quad x_{ki}]$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$

Persamaan (2.28) jika dijabarkan bentuknya menjadi

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1 \beta + \mathbf{a}_1 \\ y_2 &= x_2 \beta + \mathbf{a}_2 \\ &\vdots \\ y_n &= x_n \beta + \mathbf{a}_n \end{aligned} \quad (2.29)$$

sehingga persamaan (2.29) dapat dipergumum bentuknya menjadi

$$y_i = x_i \beta + \mathbf{a}_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.30)$$

Pada persamaan (2.30) telah diperoleh parameter  $\beta$  melalui proses OLS, sehingga diketahui *error* pada persamaan (2.30) menjadi

$$\mathbf{a}_i = y_i - x_i \hat{\beta}_{(OLS)} \quad (2.31)$$

Jika diambil sampel *Bootstrap* berukuran sama dengan sampel asli yaitu  $n$  yang diambil dengan pengembalian sebanyak  $B$  kali percobaan, maka dapat diperoleh nilai *error* dari sampel *Bootstrap* yaitu (Efron, 1993).

$$\mathbf{a}^* = \mathbf{a}_1^*, \mathbf{a}_2^*, \mathbf{a}_3^*, \dots, \mathbf{a}_n^* \quad (2.32)$$

Selanjutnya dihitung nilai *Bootstrap* dengan menambahkan variabel *error* hasil *resampling* ke dalam persamaan (2.31), sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut (Efron, 1993).

$$y_i^* = x_i \hat{\beta}^* + a_i^* \quad (2.33)$$

Kemudian diperoleh estimasi metode kuadrat terkecil untuk sampel *Bootstrap* sebagai berikut

$$\hat{\beta}^* = (x^T x)^{-1} x^T y^* \quad (2.34)$$

Proses yang telah dijelaskan di atas dilakukan sebanyak  $B$  kali percobaan sehingga diperoleh  $\hat{\beta}^{*1}, \hat{\beta}^{*2}, \hat{\beta}^{*3}, \dots, \hat{\beta}^{*B}$ .

Selanjutnya dihitung nilai rata-rata parameter estimasi dengan

$$\bar{\beta}^* = \frac{1}{B} \sum_{t=1}^B \hat{\beta}^{*t} \quad (2.35)$$

Setelah parameter *Bootstrap* didapatkan, selanjutnya akan dihitung tingkat akurasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan bias dan standar deviasi dari *Bootstrap* sebagai berikut (Chernick, 2008)

$$\text{Bias}^* = \hat{\beta}^* - \hat{\beta} \quad (2.36)$$

dengan

$\text{Bias}^*$  : bias dari *Bootstrap*

$\hat{\beta}^*$  : penaksir dari metode *Bootstrap*

$\hat{\beta}$  : penaksir sebenarnya

dan variansinya sebagai berikut (Efron, 1993).

$$\text{Var}(\hat{\beta}^*) = \frac{1}{(B-1)} \sum_{t=1}^B [(\hat{\beta}^{*t} - \bar{\beta}^*)(\hat{\beta}^{*t} - \bar{\beta}^*)] \quad (2.37)$$

## 2.12 Hasil Penelitian Sebelumnya

Model yang terkait dalam penelitian ini diambil dari beberapa penelitian terdahulu, yaitu penelitian yang dilakukan oleh Retno, dkk (2011) yang memberikan kesimpulan bahwa penelitian yang telah dilakukannya menghasilkan model VAR(1) untuk wilayah 1 (Anjatan dan Sumurwatu), wilayah 2 (Salamdarma dan Gantar) dan wilayah 3 (Kedokan Bunder dan Sudimampir), masing-masing dengan *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP) sebesar 3.93; 5.03; 4.48; 5.3; 2.18; dan 3.53. Nilai korelasi curah hujan dengan pendugaannya masing-masing, 0.71; 0.62; 0.57; 0.59; 0.89; dan 0.91.

Demikian juga dengan studi yang dilakukan oleh Desvina dan Maryam (2016) yang berkesimpulan bahwa peramalan kualitas udara melalui *particulate matter* (PM10) yang menggunakan data bulanan dari bulan Januari 2010 hingga Desember 2014 menghasilkan model yang sesuai yaitu model VAR(1), dimana model VAR(1) ini merupakan model yang konstan dari keseluruhan data yang digunakan sebagai peramalan. Data peramalan mengikuti pola yang sama dengan pola data aktual pada bulan-bulan, hingga tahun-tahun sebelumnya. Berdasarkan model VAR(1) ini dapat diperoleh kesimpulan bahwa unsur curah hujan, radiasi matahari, suhu udara, dan hotspot memiliki hubungan yang searah terhadap PM10.

Dan penelitian semacam ini juga pernah dilakukan oleh Ita Purwinda (2018) yang berkesimpulan bahwa peramalan pada data total penjualan motor jenis *cub*, *matic*, dan *sport* wilayah Blitar dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2012 menghasilkan model VAR(1) dengan 3 variabel yaitu  $z_3 = w_3\phi_3 + a_3$  dan memiliki hasil estimasi parameter dengan metode *Ordinary*

*Least Square* yaitu  $\boldsymbol{\varphi}_3 = (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \mathbf{w}_3^T \mathbf{z}_3^*$ . Dimana hasil estimasi parameter tersebut diperoleh dari langkah-langkah sebagai berikut:

1. Penentuan Model VAR(1) dengan 3 variabel

Telah diperoleh model VAR(1) dengan 3 variabel sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Z}_{3,1} &= \Phi_{30} + \Phi_{31} \mathbf{Z}_{1,1-1} + \Phi_{32} \mathbf{Z}_{2,1-1} + \Phi_{33} \mathbf{Z}_{3,1-1} + \mathbf{a}_{3,1} \\
 \mathbf{Z}_{3,2} &= \Phi_{30} + \Phi_{31} \mathbf{Z}_{1,2-1} + \Phi_{32} \mathbf{Z}_{2,2-1} + \Phi_{33} \mathbf{Z}_{3,2-1} + \mathbf{a}_{3,2} \\
 \mathbf{Z}_{3,3} &= \Phi_{30} + \Phi_{31} \mathbf{Z}_{1,3-1} + \Phi_{32} \mathbf{Z}_{2,3-1} + \Phi_{33} \mathbf{Z}_{3,3-1} + \mathbf{a}_{3,3} \\
 &\vdots \\
 \mathbf{Z}_{3,n} &= \Phi_{30} + \Phi_{31} \mathbf{Z}_{1,n-1} + \Phi_{32} \mathbf{Z}_{2,n-1} + \Phi_{33} \mathbf{Z}_{3,n-1} + \mathbf{a}_{3,n}
 \end{aligned} \tag{2.38}$$

Misalkan:

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

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

$$\Phi_3 = \begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} & \Phi_{30} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} & \Phi_{31} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \Phi_{32} \\ \Phi_{13} & \Phi_{23} & \Phi_{33} \end{bmatrix}_{4 \times 3}$$

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

sehingga, persamaan (2.38) disederhanakan dalam bentuk matriks menjadi:

$$\mathbf{Z}_3 = \mathbf{W}_3 \Phi_3 + \mathbf{A}_3 \quad (2.39)$$

## 2. Penentuan Fungsi Jumlah Kuadrat *Error*

Fungsi jumlah kuadrat *error* dapat dilakukan dengan mengubah matriks

$\mathbf{Z}_3$ ,  $\mathbf{W}_3 \Phi_3$ , dan  $\mathbf{A}_3$  ke dalam bentuk vektor, dengan mendefinisikan:

$$\mathbf{z}_3 = \text{vec}(\mathbf{Z}_3) = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{1,1} \\ \mathbf{Z}_{1,2} \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_{1,n} \\ \mathbf{Z}_{2,1} \\ \mathbf{Z}_{2,2} \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_{2,n} \\ \mathbf{Z}_{3,1} \\ \mathbf{Z}_{3,2} \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_{3,n} \end{bmatrix}_{3n \times 1} \quad (2.40)$$

$$\boldsymbol{\varphi}_3 = \text{vec}(\Phi_3) = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix}_{12 \times 1} \quad (2.41)$$

$$\mathbf{a}_3 = \text{vec}(\mathbf{A}_3) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{1,1} \\ \mathbf{a}_{1,2} \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{1,n} \\ \mathbf{a}_{2,1} \\ \mathbf{a}_{2,2} \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{2,n} \\ \mathbf{a}_{3,1} \\ \mathbf{a}_{3,2} \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{3,n} \end{bmatrix}_{3n \times 1} \quad (2.42)$$

$$\mathbf{w}_3 = \mathbf{I}_3 \otimes \mathbf{W}_3$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{Z}_{1,1-1} & \mathbf{Z}_{2,1-1} & \mathbf{Z}_{3,1-1} \\ 1 & \mathbf{Z}_{1,2-1} & \mathbf{Z}_{2,2-1} & \mathbf{Z}_{3,2-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \mathbf{Z}_{1,n-1} & \mathbf{Z}_{2,n-1} & \mathbf{Z}_{3,n-1} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{Z}_{1,1-1} & \mathbf{Z}_{2,1-1} & \mathbf{Z}_{3,1-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & \mathbf{Z}_{1,2-1} & \mathbf{Z}_{2,2-1} & \mathbf{Z}_{3,2-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \mathbf{Z}_{1,n-1} & \mathbf{Z}_{2,n-1} & \mathbf{Z}_{3,n-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,1-1} & \mathbf{Z}_{2,1-1} & \mathbf{Z}_{3,1-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,2-1} & \mathbf{Z}_{2,2-1} & \mathbf{Z}_{3,2-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,n-1} & \mathbf{Z}_{2,n-1} & \mathbf{Z}_{3,n-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,1-1} & \mathbf{Z}_{2,1-1} & \mathbf{Z}_{3,1-1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,2-1} & \mathbf{Z}_{2,2-1} & \mathbf{Z}_{3,2-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{Z}_{1,n-1} & \mathbf{Z}_{2,n-1} & \mathbf{Z}_{3,n-1} \end{bmatrix}_{3n \times 12} \quad (2.43)$$

maka persamaan (2.43) dapat ditulis menjadi:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{Z}_3) &= \text{vec}(\mathbf{W}_3\Phi_3) + \text{vec}(\mathbf{A}_3) \\ &= (\mathbf{I}_3 \otimes \mathbf{W}_3)\text{vec}(\Phi_3) + \text{vec}(\mathbf{A}_3) \end{aligned}$$

yang dapat disederhanakan menjadi:

$$z_3 = w_3\phi_3 + a_3 \quad (2.44)$$

atau

$$a_3 = z_3 - w_3\phi_3 \quad (2.45)$$

Selanjutnya mencari fungsi jumlah kuadrat *error* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S &= \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n a_{i,j}^2 \\ &= \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} & a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} & a_{3,1} & a_{3,2} & \cdots & a_{3,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{1,1} \\ a_{1,2} \\ \vdots \\ a_{1,n} \\ a_{2,1} \\ a_{2,2} \\ \vdots \\ a_{2,n} \\ a_{3,1} \\ a_{3,2} \\ \vdots \\ a_{3,n} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{a}_3^T \mathbf{a}_3 \\ &= z_3^T (z_3 - w_3\phi_3)^T (z_3 - w_3\phi_3) \\ &= (z_3^T - \phi_3^T w_3^T) (z_3 - w_3\phi_3) \\ &= z_3^T z_3 - z_3^T w_3\phi_3 - \phi_3^T w_3^T z_3 + \phi_3^T w_3^T w_3\phi_3 \\ &= z_3^T z_3 - z_3^T w_3\phi_3 - (\phi_3^T w_3^T z_3)^T + \phi_3^T w_3^T w_3\phi_3 \\ &= z_3^T z_3 - z_3^T w_3\phi_3 - z_3^T w_3\phi_3 + \phi_3^T w_3^T w_3\phi_3 \end{aligned}$$

$$= \mathbf{z}_3^T \mathbf{z}_3 - 2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 \boldsymbol{\varphi}_3 + \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \boldsymbol{\varphi}_3 \quad (2.46)$$

### 3. Penentuan Turunan Pertama

Dengan diperolehnya  $S$  pada persamaan (2.46), maka pada tahap ini  $S$  diturunkan parsial terhadap  $\boldsymbol{\varphi}_3^T$ , sehingga diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial \boldsymbol{\varphi}_3^T} &= \frac{\partial (\mathbf{z}_3^T \mathbf{z}_3 - 2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 \boldsymbol{\varphi}_3 + \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \boldsymbol{\varphi}_3)}{\partial \boldsymbol{\varphi}_3^T} \\ &= 0 - 2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 + (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \boldsymbol{\varphi}_3)^T + \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \\ &= -2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 + \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 + \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \\ &= -2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 + 2\boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \end{aligned} \quad (2.47)$$

### 4. Pendugaan Parameter

Dalam tahap ini dilakukan cara menyamakan turunan pertama terhadap parameter dengan nol, maka persamaan (2.47) diperoleh:

$$\begin{aligned} -2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 + 2\boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 &= 0 \\ 2\boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 &= 2\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 \\ \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 &= \mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 \\ \boldsymbol{\varphi}_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} &= \mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \\ \boldsymbol{\varphi}_4^T \mathbf{I} &= \mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \\ (\boldsymbol{\varphi}_3^T)^T &= (\mathbf{z}_3^T \mathbf{w}_3 (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1})^T \\ \hat{\boldsymbol{\varphi}}_3 &= (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \mathbf{w}_3^T \mathbf{z}_3 \end{aligned}$$

Jadi estimasi parameter  $\boldsymbol{\varphi}_3$  secara OLS adalah:

$$\boldsymbol{\varphi}_{3OLS} = (\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)^{-1} \mathbf{w}_3^T \mathbf{z}_3 \quad (2.48)$$

## 5. Penentuan Turunan Kedua

Untuk menjamin fungsi jumlah kuadrat *error* minimum, maka turunan kedua dari fungsi tersebut harus bernilai positif, maka persamaan (2.47) diturunkan parsial terhadap  $\phi_3$ , sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 S}{\partial \phi_3 \partial \phi_3^T} &= \frac{\partial}{\partial \phi_3} \left( \frac{\partial S}{\partial \phi_3^T} \right) \\ &= \frac{\partial (-2z_3^T \mathbf{w}_3 + 2\phi_3^T \mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3)}{\partial \phi_3} \\ &= -0 + 2\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \\ &= 2\mathbf{w}_3^T \mathbf{w}_3 \end{aligned}$$

karena turunan kedua fungsi jumlah kuadrat *error* terhadap parameter bernilai positif, maka turunan pertama menghasilkan estimasi parameter yang meminimumkan fungsi *error*.

### 2.13 Kajian Al-Qur'an Tentang Perkiraan

Manusia sebagai makhluk ciptaan Allah Swt hanya mampu merencanakan apa yang mereka inginkan, dan hanya Allah Swt lah yang Maha Mengetahui atas segala apa yang terjadi bahkan sesuatu yang masih direncanakan sekalipun. Tidak satupun yang terjadi di dunia ini tanpa sepengetahuan-Nya. Namun untuk merencanakan apa yang mereka inginkan, mereka menggunakan ilmu statistika untuk mengumpulkan, menganalisis, menginterpretasi, dan mempresentasikan data (Turmudzi dan Harini, 2008). Sebagian besar konsep dasar statistika bertolak pada cara berfikir probabilistik, hasil pengolahan data yang menggunakan metode statistika bukanlah hasil pasti, tetapi merupakan hasil taksiran dari suatu kejadian tertentu. Salah satu teknik pengambilan tentang suatu parameter yaitu melalui perkiraan (*estimation*).

Perkiraan (estimasi) telah disinggung dalam Al-Qur'an, yaitu dalam surat Al-Imron ayat 24 yang artinya:

*“Hal itu adalah karena mereka mengaku: ‘Kami tidak akan disentuh oleh api neraka kecuali beberapa hari yang dapat dihitung’. Mereka diperdayakan dalam agama mereka oleh apa yang selalu mereka ada-adakan”.*

Surat Al-Imron ayat 24 ini menjelaskan tentang orang-orang yahudi yang berpaling dari Allah Swt terdapat kalimat *“Ayyamamma’duudat”* yang artinya “beberapa hari yang dihitung” ini ditafsirkan sebagai perkiraan waktu berapa lama orang-orang yahudi tersebut mendapatkan balasan dari Allah Swt karena telah berpaling dari-Nya. Dari kata tersebut terdapat ketidakpastian mengenai waktu peristiwa yang akan terjadi.

Shiddieqy (2003) menafsirkan firman Allah Swt dalam al-Quran surat al-Hasyr ayat 18-19 yang artinya:

*“Hai orang-orang yang beriman, bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap diri memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat); dan bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah Maha Mengetahui apa yang kamu kerjakan. Dan janganlah kamu seperti orang-orang yang lupa kepada Allah, lalu Allah menjadikan mereka lupa kepada mereka sendiri. Mereka itulah orang-orang yang fasik”.*

Ayat di atas mengajarkan kita bahwa manusia haruslah mengerjakan apa yang diperintahkan dan meninggalkan apa yang dilarang serta memperhatikan apa yang telah dikerjakan untuk hari esok (akhirat) agar memberi manfaat pada hari hisab (perhitungan amal) dan pembalasan sebelum Allah Swt nanti memperhitungkannya. Manusia harus berusaha mengumpulkan bekal untuk hari kiamat, yang tidak dapat mereka ketahui kapan hari itu akan terjadi.

Peneliti menggunakan surat al-Hasyr ayat 18-19 di atas untuk memberikan penguatan mengenai perkiraan dalam penelitian ini, yang mana esok (akhirat)

dalam ayat tersebut memiliki arti dalam konteks penelitian ini adalah harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah untuk setiap tahunnya naik. Sehingga perlu dilakukan perkiraan (estimasi) untuk harga ketiga barang tersebut di tahun berikutnya dengan menggunakan data harga ketiga barang tersebut pada tahun sebelumnya. Peneliti melakukan perkiraan harga dengan memilih model yang sederhana dengan metode yang sesuai yaitu metode sampling yang dapat membantu dan memberikan hasil yang lebih akurat dalam mengestimasi model yang telah dipilih.



## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dan data yang digunakan berupa angka atau data numerik. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah  $Z_{1,t}$  untuk data harga komoditas cabai merah,  $Z_{2,t}$  untuk data harga komoditas cabai rawit, dan  $Z_{3,t}$  untuk data harga komoditas bawang merah.

#### 3.2 Jenis dan Sumber Data

##### 3.2.1 Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah kota Surabaya dari bulan Januari 2004 hingga Desember 2006.

##### 3.2.2 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang diambil dari lampiran skripsi yang dibuat oleh Suhartono (2014) yang berjudul “Peramalan Harga Komoditas Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Menggunakan *Vector Autoregressive* (VAR) di Kota Surabaya”.

#### 3.3 Implementasi Parameter Model VAR dengan Metode *Bootstrap*

Implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap* dapat dilakukan dengan bantuan aplikasi *Eviews*, *Matlab*, dan *Minitab*. Variabel yang digunakan terdiri dari variabel cabai merah, cabai rawit, serta bawang merah. Adapun langkah-langkah analisis data dengan model VAR sebagai berikut:

### 1. Mengidentifikasi data

Identifikasi data adalah langkah untuk mengetahui statistik deskriptif dari masing-masing data.

### 2. Melakukan uji stasioneritas data

Uji stasioneritas data adalah langkah awal untuk memastikan data dapat digunakan untuk peramalan atau tidak. Pengujian ini dapat dilakukan dengan uji ADF yaitu berupa uji *unit root*.

### 3. Menentukan lag optimal

Tahap ini merupakan tahap penentuan lag optimal yang akan digunakan untuk estimasi parameter dari model VAR dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC), dan *Humman-Quinn Information Creiterion* (HQ).

### 4. Melakukan uji kausalitas *granger*

Uji kausalitas Granger digunakan untuk menguji apakah ada kausalitas antar variabel yang diamati.

### 5. Mengestimasi parameter model

Tahapan ini yaitu mengestimasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap*. Adapun langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

- a. Membentuk distribusi empiris yaitu menentukan ruang sampel *error* yang akan *di-resampling*.
- b. Mendapatkan sampel *error* setelah dilakukan langkah *resampling* dengan metode *Bootstrap*.
- c. Mendapatkan penaksir model yaitu  $\hat{z}$  sampel setelah dilakukan langkah *resampling*.

- d. Memperoleh estimasi sampel *Bootstrap*.
  - e. Mengulangi langkah b, c, d sebanyak B kali.
  - f. Menentukan rata-rata parameter *Bootstrap*.
  - g. Menghitung tingkat akurasi estimasi *Bootstrap*
6. Melakukan verifikasi model VAR

Tahapan ini dilakukan untuk memeriksa kelayakan model yaitu dengan uji *Portmanteau*.



## BAB IV PEMBAHASAN

### 4.1 Implementasi Parameter Model VAR dengan Metode *Bootstrap*

Implementasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap* dapat dilakukan dengan bantuan aplikasi *Eviews*, *Matlab*, dan *Minitab*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dari bulan Januari 2004 hingga Desember 2006 yang dapat dilihat pada lampiran 1. Adapun langkah-langkah implementasi metode *Bootstrap* pada parameter model VAR adalah sebagai berikut:

#### 4.1.1 Identifikasi data

Identifikasi data adalah langkah untuk mengetahui statistik deskriptif dari sebuah data. Adapun statistik deskriptif untuk data harga komoditas cabai merah adalah sebagai berikut:

a. Mean

$$\bar{Z}_{1,t} = \frac{\sum_{t=1}^{36} Z_{1,t}}{36} = \frac{331412}{36} \approx 9206$$

b. Standar deviasi

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{36} (Z_{1,t} - \bar{Z}_{1,t})^2}{n-1}} = \sqrt{\frac{475752848}{35}} = \sqrt{13592939} \approx 3687$$

c. Variansi

$$s^2 = \frac{\sum_{t=1}^{36} (Z_{1,t} - \bar{Z}_{1,t})^2}{n-1} = \frac{475752848}{35} = 13592939$$

sedangkan statistik deskriptif selengkapnya untuk ketiga harga komoditas tersebut adalah sebagai berikut:

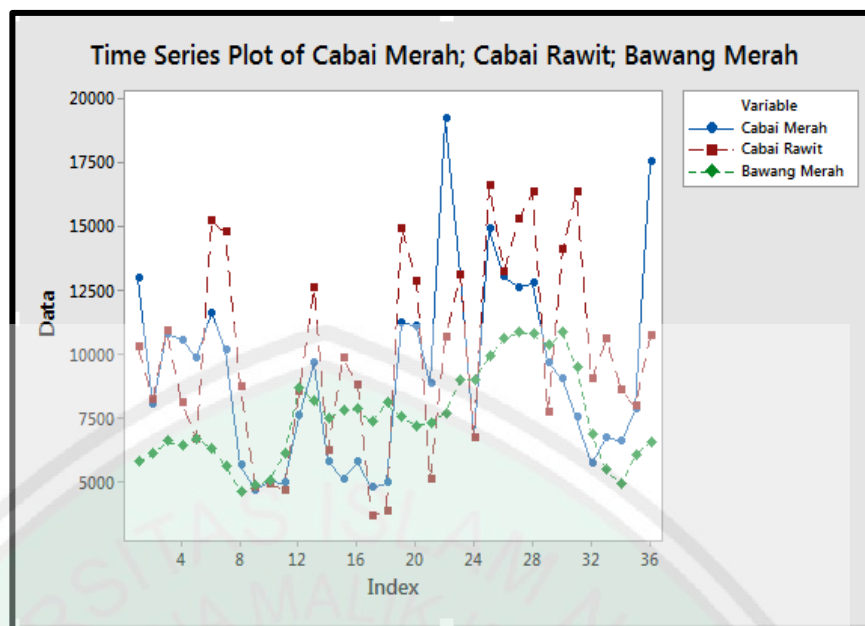
**Tabel 4.1** Statistik Deskriptif Data Harga Komoditas Cabai Merah, Cabai rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Variabel	Cabai Merah	Cabai Rawit	Bawang Merah
<i>Mean</i>	9206	9999	7477
<i>Median</i>	8907	9400	7313
<i>Maximum</i>	19175	16579	10850
<i>Minimum</i>	4675	3650	4600
<i>Std. Dev</i>	3687	3862	1833
<i>Variansi</i>	13592939	14916564	3360187
<i>SE Mean</i>	614	644	306
<i>Observasi</i>	36	36	36

Standar deviasi merupakan perhitungan statistik yang menunjukkan keheterogenan yang terjadi dalam data, sedangkan variansi dari data komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah adalah 13592939, 14916564, dan 3360187. Variansi digunakan untuk melihat keberagaman data yang dibuat, sehingga data tersebut layak digunakan untuk penelitian. Semakin besar nilai variansi maka semakin beragam datanya. Untuk nilai *mean*, median, nilai maksimal dan minimal dapat dilihat pada tabel 4.1 di atas.

#### 4.1.2 Uji Kestasioneran Data

Uji kestasioneran data merupakan langkah awal pengolahan data *time series* untuk mengetahui pola data sesuai dengan asumsi-asumsi *time series*. Berikut ini adalah plot *time series* untuk data asli yaitu data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dengan menggunakan aplikasi *Minitab*:



**Gambar 4.1** Plot *Time Series* Data Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Berdasarkan gambar 4.1 plot *time series* untuk data harga cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata dan variansi. Hal ini terjadi karena masih ada unsur *trend* di dalam data tersebut yang dapat dilihat dari data yang tidak berjalan di sekitar rata-rata, sehingga perlu di stasionerkan dahulu dengan cara *differencing* pada data tersebut jika data masih belum stasioner.

Perhitungan ACF untuk data asli yaitu cabai merah adalah sebagai berikut:

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

dengan

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n} = \frac{331412}{36} = 9206$$

misal

$$a = (12950 - 9206)(8000 - 9206) + \dots + (7812 - 9206)(17503 - 9206)$$

$$b = (12950 - 9206)^2 + \dots + (17503 - 9206)^2$$

Sehingga diperoleh

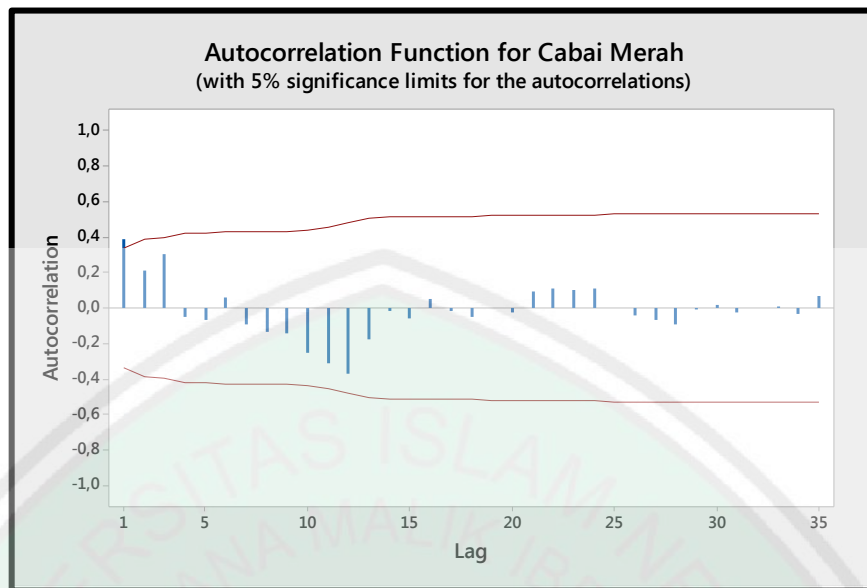
$$\hat{\rho}_1 = \frac{a}{b} = 0.388289$$

dengan cara serupa diperoleh nilai ACF seperti pada Tabel 4.2 berikut, yang dapat dilihat pada lampiran 2.

**Tabel 4.2** Nilai Koefisien ACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Lag	ACF	T	LBQ				
1	0,388289	2,33	5,89	19	0,006317	0,02	33,23
2	0,209804	1,10	7,66	20	-0,022357	-0,09	33,27
3	0,306441	1,56	11,56	21	0,094736	0,37	34,09
4	-0,047353	-0,23	11,65	22	0,108535	0,42	35,24
5	-0,070737	-0,34	11,87	23	0,098408	0,38	36,26
6	0,056927	0,27	12,02	24	0,109697	0,42	37,63
7	-0,091147	-0,43	12,41	25	0,000328	0,00	37,63
8	-0,131826	-0,62	13,26	26	-0,046269	-0,18	37,92
9	-0,139773	-0,65	14,25	27	-0,069585	-0,27	38,66
10	-0,250012	-1,15	17,54	28	-0,093078	-0,36	40,14
11	-0,314690	-1,40	22,96	29	-0,010022	-0,04	40,16
12	-0,368956	-1,56	30,72	30	0,019897	0,08	40,25
13	-0,177529	-0,70	32,59	31	-0,022665	-0,09	40,39
14	-0,016412	-0,06	32,61	32	0,005612	0,02	40,40
15	-0,059570	-0,23	32,84	33	0,010123	0,04	40,45
16	0,049454	0,19	33,01	34	-0,032000	-0,12	41,15
17	-0,014837	-0,06	33,02	35	0,065297	0,25	46,98
18	-0,051048	-0,20	33,22				

Untuk plot ACF dari data asli cabai merah adalah sebagai berikut:



**Gambar 4.2** Plot ACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

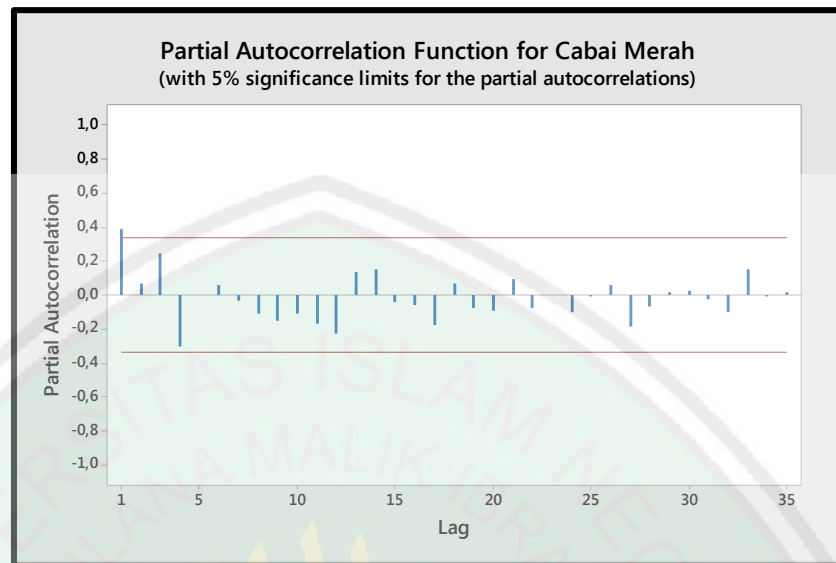
Berdasarkan Gambar 4.2 dan Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa nilai koefisien ACF menurun secara lambat menuju nol sehingga dapat dikatakan bahwa data belum stasioner terhadap rata-rata.

Sedangkan hasil dari perhitungan PACF dari data harga komoditas cabai adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{\phi}_{11} &= \hat{\rho}_1 = 0.388289 \\ \hat{\phi}_{22} &= \frac{\hat{\rho}_2 - \hat{\rho}_1^2}{1 - \hat{\rho}_1^2} = \frac{0.209804 - (0.388289)^2}{1 - (0.388289)^2} \\ &= 0.069517\end{aligned}$$

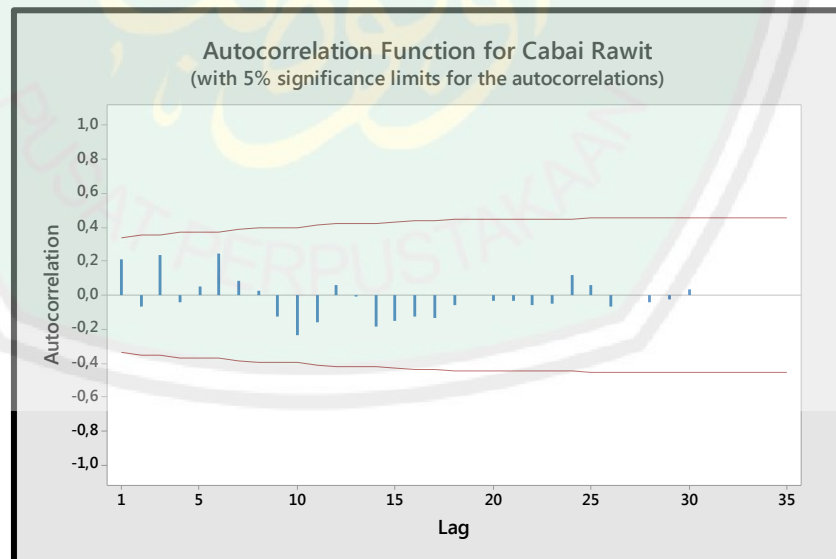
Nilai koefisien PACF yang selanjutnya didapatkan dengan menggunakan langkah yang serupa dan lebih lengkapnya dapat dilihat pada lampiran 3.

Adapun untuk plot PACF data asli cabai merah yang telah stasioner adalah sebagai berikut:

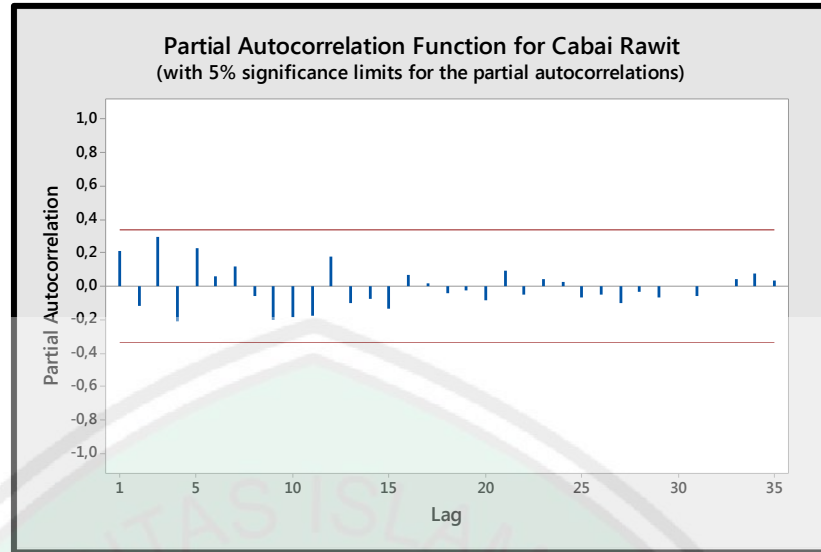


**Gambar 4.3** Plot PACF Data Cabai Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Sedangkan untuk plot ACF dan PACF untuk data asli cabai rawit yang telah stasioner adalah sebagai berikut:



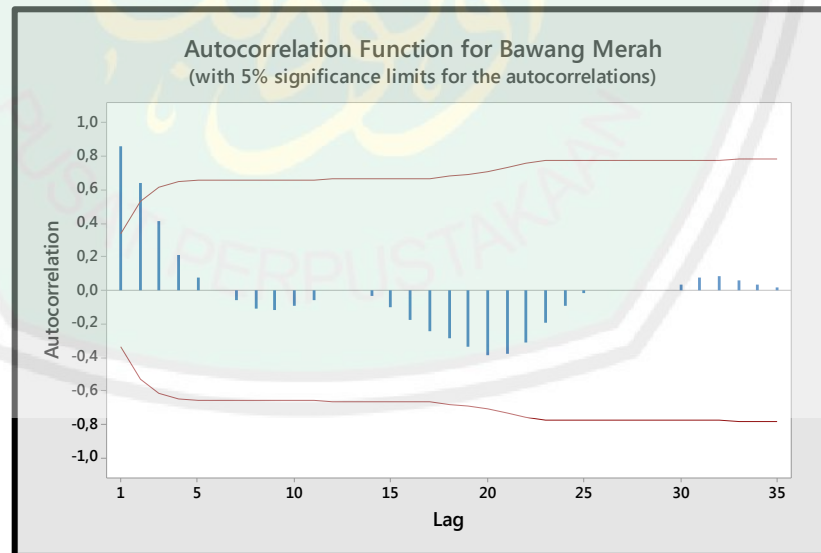
**Gambar 4.4** Plot ACF Data Cabai Rawit Kota Surabaya Tahun 2004-2006



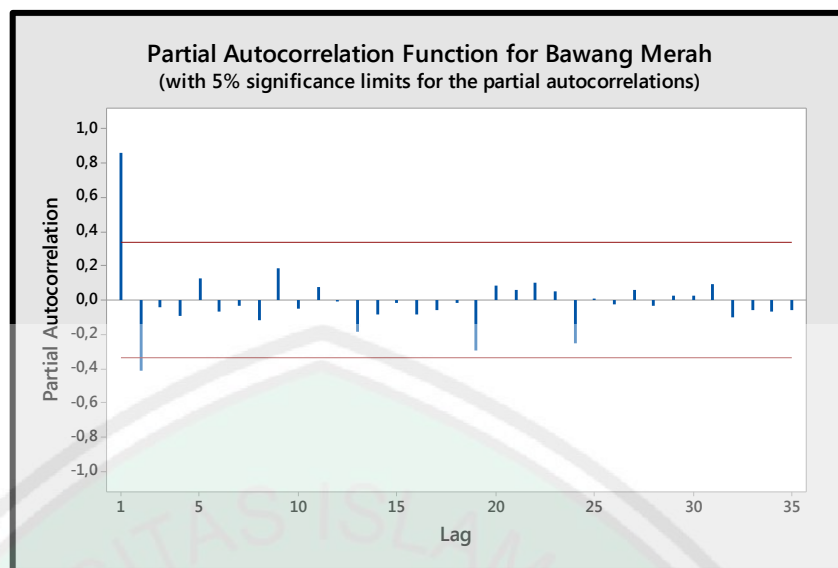
**Gambar 4.5** Plot PACF Data Cabai Rawit Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Untuk nilai koefisien ACF dari data asli cabai rawit dapat dilihat pada lampiran 2 dan nilai koefisien PACF dari data asli cabai rawit dapat dilihat pada lampiran 3.

Selanjutnya untuk plot ACF dan PACF dari data asli bawang merah yang telah stasioner adalah sebagai berikut:



**Gambar 4.6** Plot ACF Data Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006



**Gambar 4.7** Plot PACF Data Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Untuk nilai koefisien ACF dari data asli bawang merah dapat dilihat pada lampiran 2 dan nilai koefisien PACF dari data asli bawang merah dapat dilihat pada lampiran 3.

Kestasioneran data juga dapat dilihat melalui uji *unit root* dengan bantuan *Eviews* yang dapat dilihat pada lampiran 4. Berikut merupakan hasil uji *unit root* untuk data asli dari harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dengan  $\alpha = 0,05$ .

**Tabel 4.3** Uji *Unit Root* Data Harga Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Variabel	T-Statistik	Critical Value 5%	Probabilitas	Keterangan
Cabai merah	-3.246983	-2.948404	0.0255	Stasioner
Cabai rawit	-4.637539	-2.948404	0.0007	Stasioner
Bawang merah	-2.318159	-2.951125	0.1723	Stasioner

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa ketiga komoditas tersebut memiliki nilai mutlak dari *t*-statistik untuk *test critical value* 5% sudah lebih besar dari *t*-tabel dengan alfa sebesar 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa

keputusan yang diambil adalah menolak  $H_0$  yang berarti ketiga komoditas tersebut tidak terdapat *unit root* atau data komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah tersebut sudah stasioner sebelum dilakukan proses *differencing*.

#### 4.1.3 Penentuan Lag Optimal

Penentuan lag optimal digunakan untuk mengetahui panjang lag yang akan digunakan dalam memodelkan VAR. Penentuan lag optimal ini dapat ditentukan melalui perhitungan *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC), dan *Hannan-Quinn Information Criterion* (HQ) yang terkecil diantara lag-lag yang dihitung. Adapun perhitungannya menurut persamaan (2.24), (2.25), dan (2.26) diperoleh sebagai berikut:

$$AIC = -2 \left( \frac{-936,4776}{36} \right) + 2 \frac{\log(12 - (-936,4776))}{36} = 53.1839$$

$$SIC = -2 \left( \frac{-936,4776}{36} \right) + 12 \frac{\log(36)}{36} = 53.2210$$

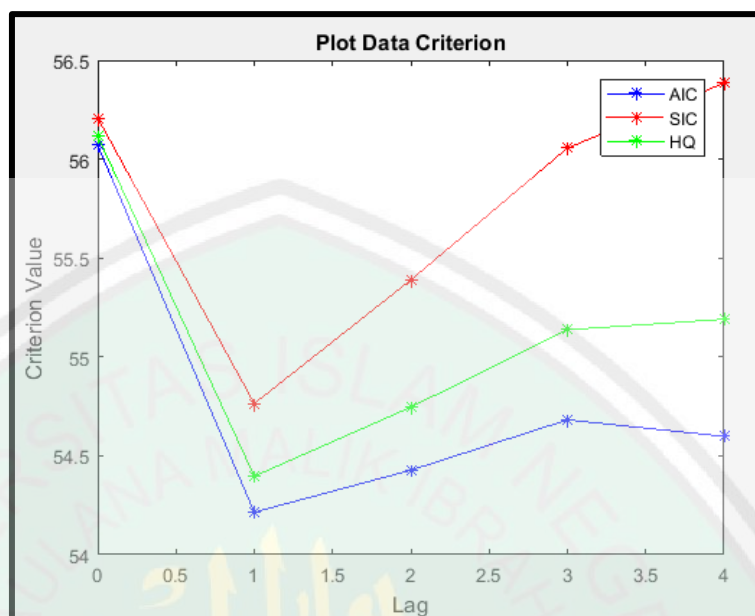
$$HQ = -2 \left( \frac{-936,4776}{36} \right) + 2(12) \log \left( \frac{\log(36)}{36} \right) = 54.4155$$

sedangkan untuk nilai AIC, SIC, dan HQ dengan menggunakan aplikasi *Eviews* dapat diperoleh hasil sebagai berikut:

**Tabel 4.4** Uji Lag Optimal Data Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Lag	AIC	SIC	HQ
0	56.07067	56.20808	56.11622
1	54.21457*	54.76422*	54.39676*
2	54.42708	55.38897	54.74592
3	54.68178	56.05591	55.13727
4	54.59819	56.38455	55.19032

Berdasarkan Tabel 4.4 jika dibuat plot maka diperoleh plot sebagai berikut:



**Gambar 4.8** Plot Uji Lag Optimal Data Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Nilai AIC, SIC, dan HQ adalah nilai yang menyatakan banyaknya informasi yang hilang pada saat menerjemahkan data asli menjadi suatu model melalui proses estimasi. Berdasarkan Tabel 4.3 dan plot uji lag optimal pada Gambar 4.8 dapat dilihat bahwa nilai AIC, SIC, dan HQ adalah tinggi pada lag ke-0, sedangkan AIC, SIC, dan HQ yang paling kecil adalah pada lag 1, dan dapat diamati bahwa pada lag ke-2, ke-3, dan ke-4, nilai dari AIC, SIC, dan HQ kemudian terus naik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa lag optimal dalam pembentukan model VAR yang tepat adalah lag 1 atau VAR(1) karena lag 1 paling optimum sehingga bisa meminimumkan kesalahan. Penentuan nilai AIC, SIC, dan HQ yang menggunakan bantuan *Eviews* ini cocok digunakan untuk mencari lag optimal model. Adapun untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 4.

#### 4.1.4 Uji Kausalitas *Granger*

Uji kausalitas *granger* dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel apakah terdapat hubungan searah atau dua arah. Sebelum dilakukan uji kausalitas *granger*, data harus memenuhi asumsi yaitu kestasioneran data untuk masing-masing variabel. Berikut ini merupakan hasil pengujian kausalitas *granger* dengan menggunakan data asli yaitu antara cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dengan menggunakan persamaan (2.27) dengan bantuan *Eviews* yang dapat dilihat pada Lampiran 4, maka diperoleh hasil uji kausalitas *granger* sebagai berikut:

**Tabel 4.5** Uji Kausalitas *Granger* Data Cabai Merah, Cabai Merah, dan bawang Merah Kota Surabaya Tahun 2004-2006

Hipotesis	Obs	F-Statistik	P-Value
Cabai merah tidak mempengaruhi bawang merah	35	0.60047	0.4441
Bawang merah tidak mempengaruhi cabai merah		0.31885	0.5762
Cabai rawit tidak mempengaruhi bawang merah	35	7.36806	0.0106
Bawang merah tidak mempengaruhi cabai rawit		9.58380	0.0041
Cabai rawit tidak mempengaruhi cabai merah	35	4.70189	0.0377
Cabai merah tidak mempengaruhi cabai rawit		2.48796	0.1246

Berdasarkan Tabel 4.4 dengan  $\alpha = 0,05$ , dapat disimpulkan bahwa:

- Cabai merah tidak signifikan mempengaruhi bawang merah dan bawang merah tidak signifikan mempengaruhi cabai merah, sehingga tidak ada hubungan timbal balik antara cabai merah dan bawang merah.
- Cabai rawit signifikan mempengaruhi bawang merah dan bawang merah signifikan mempengaruhi cabai rawit. Hal ini dikarenakan nilai *p-value* lebih

kecil dari alpa 5%, sehingga komoditas cabai rawit dengan bawang merah memiliki hubungan timbal balik atau saling berpengaruh.

- c. Cabai rawit tidak signifikan mempengaruhi cabai merah dan cabai merah tidak signifikan mempengaruhi cabai rawit, sehingga tidak ada hubungan timbal balik antara jenis cabai rawit dan cabai merah.

#### 4.1.5 Estimasi Parameter Model VAR dengan Metode *Bootstrap*

Estimasi parameter merupakan langkah dalam pembentukan model. Pada penelitian ini penulis membentuk model VAR terlebih dahulu sebelum melakukan estimasi parameter. Model VAR yang digunakan adalah VAR dengan panjang lag 1 atau VAR(1) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} KCM_t &= \Phi_{10} + \Phi_{11}KCM_{t-1} + \Phi_{12}KCR_{t-1} + \Phi_{13}KBR_{t-1} + a \\ KCR_t &= \Phi_{20} + \Phi_{21}KCM_{t-1} + \Phi_{22}KCR_{t-1} + \Phi_{23}KBM_{t-1} + a \\ KBM_t &= \Phi_{30} + \Phi_{31}KCM_{t-1} + \Phi_{32}KCR_{t-1} + \Phi_{33}KBM_{t-1} + a \end{aligned}$$

dengan:

$KCM_t$  : harga komoditas cabai merah pada waktu  $t$

$KCR_t$  : harga komoditas cabai rawit pada waktu  $t$

$KBM_t$  : harga komoditas bawang merah pada waktu  $t$

Estimasi parameter model VAR dengan metode *Bootstrap* dapat dilakukan dengan menggunakan aplikasi *Matlab* yang dapat dilihat pada lampiran 5. Adapun langkah-langkahnya sebagai berikut:

Merujuk pada persamaan (2.51), maka akan diperoleh *error* dari proses OLS dimana *error* ini didapatkan dengan cara menentukan selisih dari data asli dengan data model regresinya, sehingga diperoleh hasil sebagai berikut:

$$a_3 = \begin{bmatrix} -0.036379788070917 \\ 0 \\ \vdots \\ -0.036379788070917 \\ -0.145519152283669 \\ -0.054569682106376 \\ \vdots \\ -0.181898940354586 \\ -0.009094947017729 \\ 0 \\ \vdots \\ -0.009094947017729 \end{bmatrix}$$

Adapun untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 5.

Selanjutnya, sampel *error*  $a_3$  di atas akan dibootstrapkan sebanyak ukuran  $n$ , akan tetapi dengan nilai yang berbeda untuk setiap pengambilan dari sampel *error*  $a_3$  dan dilakukan secara acak dengan pengembalian. Sehingga diperoleh  $a_3^*$  yang pertama sebagai berikut:

$$a_3^{*1} = \begin{bmatrix} -0.036379788070917 \\ -0.036379788070917 \\ \vdots \\ -0.01819894035459 \\ 0.045474735088646 \\ 0.009094947017729 \\ \vdots \\ -0.072759576141834 \\ 0.145519152283669 \\ 0 \\ \vdots \\ -0.054569682106376 \end{bmatrix}$$

Adapun untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 5.

Langkah selanjutnya, merujuk pada persamaan (2.50), maka akan diperoleh  $z$  sampel yang pertama setelah dilakukan *resampling* sebagai berikut:

$$z_3^{*1} = \begin{bmatrix} 1.295000000000002 \\ 1.800000000000002 \\ \vdots \\ 1.750300000000003 \\ -0.000000000003383 \\ -0.000000000002365 \\ \vdots \\ -0.000000000004112 \\ 1.025100000000002 \\ 0.822600000000001 \\ \vdots \\ 1.070000000000002 \end{bmatrix}$$

dengan:

$$w_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1950 & 10250 & 5750 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 8000 & 8225 & 6075 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 17503 & 10699 & 6550 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 12950 & 10250 & 5750 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 8000 & 8225 & 6075 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 17503 & 10699 & 6550 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 2950 & 10250 & 5750 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 8000 & 8225 & 6075 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 17503 & 10699 & 6550 \end{bmatrix}$$

$$\phi_3^{*1} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.000000000005198 \\ 1.000000000000001 \\ 0.000000000000002 \\ 1.000000000000000 \\ 0.000000000000002 \\ 0.000000000000002 \\ 0.000000000000001 \\ 1.000000000000001 \\ 0.000000000000002 \\ -0.000000000007805 \\ 1.000000000000000 \\ 1.000000000000000 \end{bmatrix}$$

$$a_3^{*1} = \begin{bmatrix} 0.054569682106376 \\ 0.018189894035459 \\ \vdots \\ 0.145519152283669 \\ -0.054569682106376 \\ 0.054569682106376 \\ \vdots \\ 0.018189894035459 \\ 0.072759576141834 \\ -0.018189894035459 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

Adapun untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 5.

Pada pembahasan sebelumnya, telah diperoleh hasil estimasi sampel melalui proses OLS yaitu pada persamaan (2.54), sehingga untuk mencari nilai estimasi sampel *Bootstrap* yang pertama dapat dilihat pada lampiran 5. Adapun hasil estimasi sampel *Bootstrap* adalah sebagai berikut:

$$\varphi_3^{*1} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.000000000005006 \\ 1.000000000000001 \\ 0.000000000000006 \\ 1.000000000000002 \\ -0.000000000005256 \\ 0.000000000000003 \\ 0.000000000000002 \\ 1.000000000000002 \\ 0.000000000000689 \\ -0.000000000007801 \\ 1.000000000000000 \\ 1.000000000000000 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Setelah diperoleh estimasi parameter yang pertama seperti di atas, dengan cara yang sama maka langkah-langkah seperti di atas dapat diulang-ulang untuk

mencari  $\varphi_3^{*2}, \varphi_3^{*3}, \dots, \varphi_3^{*B}$ , dimana dalam penelitian ini diambil  $B = n$ , maka diperoleh:

$$\varphi_3^{*2} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.000000000001222 \\ 1.000000000000001 \\ 1.000000000000003 \\ 0.000000000000005 \\ 0.000000000004679 \\ 0.000000000000002 \\ -0.000000000007805 \\ -0.000000000007805 \\ 0.000000000003276 \\ -0.000000000001458 \\ 0.000000000000002 \\ -0.000000000000001 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\varphi_3^{*3} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.000000000007983 \\ 1.000000000000000 \\ 0.000000000000003 \\ -0.000000000007804 \\ -0.000000000004182 \\ 0.000000000000002 \\ 0.000000000000002 \\ 0.000000000000004 \\ -0.000000000002181 \\ 0.000000000000002 \\ 0.000000000005198 \\ 0.000000000000002 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

dan sampai diperoleh  $\varphi_3^*$  yang terakhir sebagai berikut:

$$\varphi_3^{*B} = \begin{bmatrix} \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{20} \\ \Phi_{21} \\ \Phi_{22} \\ \Phi_{23} \\ \Phi_{30} \\ \Phi_{31} \\ \Phi_{32} \\ \Phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.0000000000003901 \\ 1.0000000000000000 \\ 0.0000000000000002 \\ 0.0000000000000004 \\ -0.0000000000005942 \\ -0.0000000000001458 \\ -0.0000000000001458 \\ 0.0000000000000002 \\ 1.00000000000010319 \\ 0.0000000000000002 \\ 1.0000000000000000 \\ 0.0000000000000001 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Adapun untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 5. Dari hasil persamaan (4.1), (4.2), (4.3), dan (4.4) dapat dicari nilai rata-rata parameternya sebagai hasil akhir model, dan diperoleh sebagai berikut:

$$\overline{\varphi_3^*} = \frac{\sum_{t=1}^B \varphi_3^{*t}}{B} = \begin{bmatrix} 0.237654320987459 \\ 0.247685185184865 \\ 0.256172839505786 \\ 0.263888888888495 \\ 0.238425925925508 \\ 0.241512345678703 \\ 0.270833333332951 \\ 0.252314814814531 \\ 0.250771604937936 \\ 0.239969135802168 \\ 0.261574074073819 \\ 0.249228395061421 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2376 \\ 0.2476 \\ 0.2561 \\ 0.2638 \\ 0.2384 \\ 0.2415 \\ 0.2708 \\ 0.2523 \\ 0.2507 \\ 0.2399 \\ 0.2615 \\ 0.2492 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Untuk nilai variansinya diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\text{Var}(\overline{\varphi_3^*}) = \frac{\sum_{t=1}^B \varphi_3^{*t} - \varphi_3^*}{B} = 1.1464$$

Sehingga untuk model VAR(1) setelah dilakukan estimasi dengan menggunakan metode *Bootstrap* untuk data harga jenis komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah sebagai berikut:

$$KCM_t = 0.2376 + 0.2476KCM_{t-1} + 0.2561KCR_{t-1} + 0.2638KBM_{t-1} \quad (4.6)$$

$$KCR_t = 0.2384 + 0.2415KCM_{t-1} + 0.2708KCR_{t-1} + 0.2523KBM_{t-1} \quad (4.7)$$

$$KBM_t = 0.2507 + 0.2399KCM_{t-1} + 0.2615KCR_{t-1} + 0.2492KBM_{t-1} \quad (4.8)$$

Model (4.6) didapatkan bahwa model matematis yang sesuai adalah harga komoditas cabai merah dipengaruhi oleh harga komoditas cabai merah sebelumnya sebesar 24%, dipengaruhi oleh harga komoditas cabai rawit sebelumnya sebesar 25%, dipengaruhi oleh harga komoditas bawang merah sebelumnya sebesar 26%, dan dengan konstanta sebesar 23%. Model (4.7) didapatkan bahwa model matematis yang sesuai adalah harga komoditas cabai rawit dipengaruhi oleh data harga komoditas cabai merah sebelumnya sebesar 24%, dipengaruhi oleh harga komoditas cabai rawit sebelumnya sebesar 27%, dipengaruhi oleh harga komoditas bawang merah sebelumnya sebesar 25%, dan dengan konstanta sebesar 23%. Model (4.8) didapatkan bahwa model matematis yang sesuai adalah harga komoditas bawang merah dipengaruhi oleh data harga komoditas cabai merah sebelumnya sebesar 23%, dipengaruhi oleh data harga komoditas cabai rawit sebelumnya sebesar 26%, dipengaruhi oleh harga komoditas bawang merah sebelumnya sebesar 24%, dan dengan konstanta sebesar 25%.

Selanjutnya, dengan menggunakan model VAR(1) untuk data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah yang telah diestimasi

seperti di atas, kita dapat meramalkan harga cabai merah, cabai rawit, dan bawang dengan mengambil 5% dari data asli dengan bantuan *Matlab* yang dapat dilihat pada lampiran 6. Berikut merupakan hasil *forecasting* pada data cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah di kota Surabaya dari bulan Januari 2019 hingga Desember 2020:

**Tabel 4.6** Hasil *Forecasting* Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah dalam Satuan Kilogram di Kota Surabaya

Bulan	Cabai Merah	Cabai Rawit	Bawang Merah
Jan-19	21610	17104	9595
Feb-19	12318	12336	12537
Mar-19	9581	9594	9863
Apr-19	12173	12215	12470
Mei-19	10822	10799	11089
Jun-19	10074	10019	10351
Jul-19	14429	14577	14744
Agu-19	13378	13543	13674
Sep-19	8370	8448	8618
Okt-19	6360	6344	6597
Nop-19	6688	6668	6936
Des-19	7050	7004	7351
Jan-20	11562	11133	11597
Feb-20	13717	13876	14145
Mar-20	8866	8825	9251
Apr-20	10406	10460	10854
Mei-20	10283	10302	10715
Jun-20	7281	7186	7652
Jul-20	7854	7747	8267
Agu-20	15578	15707	15981
Sep-20	14465	14548	14834
Okt-20	12711	11239	11691
Nop-20	17468	17391	17730
Des-20	16570	16603	17018

Hasil estimasi sebelumnya yang didapatkan persamaan model dengan menggunakan metode *Bootstrap* seperti persamaan (4.6), (4.7), (4.8), dapat dikatakan bahwa model tersebut tepat digunakan pada harga komoditas data cabai

merah, cabai rawit, dan bawang merah di kota Surabaya karena berdasarkan hasil *forecasting* pada tabel 4.6 menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda pada data asli periode sebelumnya. Diperoleh bias dengan menggunakan persamaan (2.42) sebagai berikut:

$$\text{Bias} = \begin{bmatrix} 0.000000000013003 \\ -0.999999999999998 \\ 0.999999999999997 \\ 0 \\ -0.000000000005196 \\ -0.000000000000001 \\ -0.999999999999999 \\ 1.000000000000001 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -0.000000000000001 \end{bmatrix}$$

Dari hasil perhitungan di atas dapat dilihat bahwa nilai bias estimator yang pertama sebesar 0.000000000013003 menjelaskan bahwa selisih dari data yang mengalami estimasi dengan metode *Bootstrap* dengan data asli memberikan *error* yang yang lebih besar dibandingkan dengan nilai bias estimator yang kedua yaitu sebesar  $-0.999999999999998$ . Sehingga dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai biasnya, maka semakin besar juga *error*nya. Sehingga dapat memberikan pengaruh yang lebih besar.

#### 4.1.6 Verifikasi Model VAR

Tahap sebelumnya telah menunjukkan bahwa data sudah stasioner dan telah didapatkan model pada persamaan (4.6), (4.7), dan (4.8), maka untuk tahap selanjutnya adalah memeriksa model melalui proses *white noise* yang artinya

residualnya tidak boleh berkorelasi. Uji *portmanteau* dengan persamaan (2.17) diperoleh nilai-nilai  $q$ -statistik sebagai berikut:

**Tabel 4.6** Hasil Uji *Portmanteau*

Lag	Q-Stat	Prob.
1	6.269615	---
2	12.77974	0.1728
3	25.42089	0.1138
4	32.58491	0.2111
5	36.52152	0.4444
6	48.40998	0.3370
7	58.70318	0.3072
8	63.18392	0.4698
9	69.54426	0.5601
10	83.97096	0.3886
11	89.59442	0.4922
12	95.10409	0.5921

Berdasarkan tabel di atas terlihat bahwa hingga lag kedua belas, tidak terdapat komponen autokorelasi yang signifikan pada  $\alpha = 0,05$ , semua nilai  $p$ -value pada setiap lag lebih besar dari  $\alpha$ , artinya menunjukkan bahwa *error* tidak saling berkorelasi atau model sudah layak.

#### 4.2 Kajian Al-Qur'an Tentang Model VAR dan Metode *Bootstrap*

Metode *Bootstrap* merupakan metode *resampling* yang mengacu pada penggunaan data amatan secara berulang-ulang dalam suatu analisis simulasi yang digunakan untuk menarik kesimpulan. Selanjutnya sampel tersebut dimasukkan ke dalam suatu mesin pengocok sehingga dari mesin tersebut ditarik suatu sampel berukuran tertentu dan dilakukan dengan pengembalian. Sampel tersebut dilakukan terus menerus sampai nilai dugaan tersebut konvergen. Hal ini sesuai

dengan salah satu ajaran dalam al-Quran yaitu istiqomah yang berarti bersikap teguh pendirian dan selalu konsekuen. Allah Swt telah menjamin kebahagiaan untuk orang-orang yang istiqomah, sebagaimana terdapat pada al-Quran surat Fussilat ayat 30, yang artinya:

*“Sesungguhnya orang-orang yang mengatakan: ‘Tuhan kami adalah Allah’ kemudian mereka meneguhkan pendirian mereka, maka malaikat-malaikat akan turun kepada mereka (dengan berkata); ‘Janganlah kamu merasa takut dan janganlah bersedih hati; dan bergembiralah kamu dengan (memperoleh) surga yang telah dijanjikan kepadamu’”.*

Dari ayat al-Quran tersebut dijelaskan bahwa istiqomah merupakan suatu kondisi stabil dan kontinu. Hal tersebut sesuai dengan syarat yang dibutuhkan dalam model VAR yaitu data harus stasioner. Sedangkan dalam hal istiqomah, seseorang dikatakan baik jika mampu menata niat dan menjaga hawa nafsu.

Dari pembahasan integrasi antara istiqomah dan model VAR tersebut, dapat diketahui bahwa Allah Swt menciptakan segala sesuatu tanpa ada yang sia-sia, semua tentu ada kaitannya satu dengan yang lainnya.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

Implementasi model VAR dengan metode *Bootstrap* dalam data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah dengan *resampling*  $B = n$ , diperoleh model sebagai berikut:

$$KCM_t = 0.2376 + 0.2476KCM_{t-1} + 0.2561KCR_{t-1} + 0.2638KBM_{t-1}$$

$$KCR_t = 0.2384 + 0.2415KCM_{t-1} + 0.2708KCR_{t-1} + 0.2523KBM_{t-1}$$

$$KBM_t = 0.2507 + 0.2399KCM_{t-1} + 0.2615KCR_{t-1} + 0.2492KBM_{t-1}$$

dengan:

$KCM_t$  : harga komoditas cabai merah pada waktu  $t$

$KCR_t$  : harga komoditas cabai rawit pada waktu  $t$

$KBM_t$  : harga komoditas bawang merah pada waktu  $t$

#### 5.2 Saran

Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menganalisis model VAR dengan metode dan data yang berbeda. Untuk penelitian selanjutnya disarankan menganalisis model *time series multivariate* yang sama dengan metode yang berbeda.

## DAFTAR RUJUKAN

- Adiningsih, S. 2009. *Statistik*. Yogyakarta: BPFE.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., dan Reinsel, G.C. 1970. *Time Series Analysis: Forecasting and Control Third Edition*. San Fransisco: Golden Day.
- Box, G dan Jenkins, G. 2008. *Time Series Analysis*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Chernick, Michael R. 2008. *Bootstrap Methods: a Guide for Practitioners and Researchers Second Edition*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Chrisdayanti, B., dkk. 2015. *Peramalan Kandungan Particulate Matter (PM10) dalam Udara Ambien Kota Surabaya Menggunakan Double Seasonal ARIMA (DSARIMA)*. Jurnal Sains dan Seni ITS Vol.4, No.2.
- Dajan, A. 1986. *Pengantar Metode Statistik Jilid II*. Jakarta: LP3ES.
- Desvina dan Maryam. 2016. *Pemodelan Pencemaran Udara Menggunakan Metode Vector Autoregressive (VAR) di Provinsi Riau*. Jurnal Sains, Teknologi dan Industri, Vol.13, No.2.
- Efron, B. dan R.J. Tibshirani. 1993. *An Introduction to the Bootstrap*. United States of America: CRC press LCC.
- Fikriah, dkk. 2017. *Pendekatan Metode VAR-GARCH pada Pemodelan Keterkaitan Indeks Harga Saham Tabungan (ISHG), Kurs Dollar Amerika dan Harga Emas Dunia*. Jurnal Logika Jilid 7. No. 2.
- Gujarati, D.N. 2004. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Jakarta: Erlangga.
- Hanke, J.E. dan Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prenticehall.
- Harinaldi, M.Eng. 2005. *Prinsip-prinsip Statistik untuk Teknik dan Sains*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Hasan, M.I. 1999. *Pokok-pokok Materi Statistik 1 (Statistik Deskriptif)*. Jakarta: UI-Press.
- Hasan, M.I. 2005. *Pokok-pokok Materi Statistik 2 (Statistik Deskriptif)*. Jakarta: PT. Bumi Aksara.
- Hayati, Farida Nur, dan Brodjol Sutijo S.U. 2016. *Peramalan Harga Saham Jakarta Islami Menggunakan Metode Vector Autoregressive*. Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 5 No. 2.

- Irdam, A. 2007. *Hubungan Antara Inflasi dan Tingkat Pengangguran*. Jurnal EKUBANK Vol.1.
- Luketpohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. New York: Springer Berlin Heidelberg.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Pankratz, A. 1983. *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Model*. Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Paris, Carmen Monila. 2011. *Mathematical Models and Immune Cell Biology*. New York: Spinger.
- Pratama, I.P.A.E. 2014. *Sistem Informasi dan Implementasinya*. Bandung: Inforamtika Bandung.
- Purwanto, dan Suharyadi. 2004. *Statistika untuk Ekonomi & Keuangan Modern*. Jakarta: PT. Salemba Emban Patria.
- Purwinda, Ita. 2018. *Estimasi Parameter Model Vector Autoregressive Menggunakan Metode Ordinary Least Square*. Skripsi tidak dipublikasikan. Malang: UIN Malang.
- Retno, dkk. 2011. *Model Vector Autoregressive Untuk Peramalan Curah Hujan Di Indramayu*. Jurnal Forum Statistika dan Komputasi, Vol.16, No.2.
- Riduwan, M.B.A. 2009. *Dasar-Dasar Statistika*. Bandung: ALFABETA.
- Rosadi, D. 2012. *Pengantar Analisis Runtun Waktu*. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada.
- Santoso, S. 2009. *Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. Jakarta: Gramedia.
- Sembiring, R.K. 1995. *Analisis Regresi*. Bandung: Penerbit ITB.
- Shochrul, dkk. 2011. *Cara Cerdas Menguasai Eviews*. Jakarta: Salemba Empat.
- Shao, J dan Tu, D. 1995. *The Jackknife and Bootstrap*. New York: Spinger-Verlag.
- Shiddieqy, T.M.H.A. 2003. *Tafsir Al-n-Qur'anul Majid An-Nuur*. Semarang: PT. Pustaka Rizki Putra.
- Simbolan, H. 2009. *Statistika*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika.

- Spiegel, Murray R., Dkk. 2004. *Statistika*. Jakarta: PT. Erlangga.
- Sugiyono, A. 2008. *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*. Bandung: Alfabeta.
- Suhartono, Eko Oktiningrum. 2014. *Peramalan Harga Komoditas Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah Menggunakan Vector Autoregressive (VAR)*. Skripsi tidak dipublikasikan. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Sumodiningrat, Gunawan. 1994. *Ekonometrika Pengantar*, Edisi Pertama. Yogyakarta: Badan Penerbit Fakultas Ekonomi.
- Sungkono, J. 2013. *Resampling Bootstrap pada R*. Jurnal FKIP.
- Supangat, Andi. 2007. *Statistik dalam Kajian Deskriptif, Inferensi dan Nonparametrik*. Jakarta: Kencana Prenada Media Group.
- Supranto, J. 1986. *Pengantar Probabilitas dan Statistik Induktif*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Supranto, J. 2009. *Statistik Teori dan Aplikasi*. Jilid II. Jakarta: Erlangga.
- Suprihatin, B., Guritno, S dan Haryatmi, S. 2011. Estimasi Parameter Bootstrap Pada Proses AR(1). Prosiding Seminar Nasional Statistika, 9(1):38-50.
- Turmudzi dan Harini, S. 2008. *Metode Statistika*. Malang: UIN Malang Press.
- Topuz, D dan Sahinler, J. 2007. *Bootstrap and Jackknife Resampling Algorithm Estimation of Regression Parameters*. Journal of Applied quantitative Method, 2(2): 188-199.
- Wibisono, Y. 2009. *Metode Statistik*. Yogyakarta: Gadjah Mada Press.
- Widarjono, A. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Edisi Kedua. Yogyakarta: Ekonisia.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1.** Data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah pada tahun 2004-2006

Tahun	Bulan	Harga Jenis Komoditas (Rp/kg)		
		Cabai Merah	Cabai Rawit	Bawang Merah
2004	Januari	12950	10250	5750
	Februari	8000	8225	6075
	Maret	10780	10900	6580
	April	10525	8100	6400
	Mei	9850	6674	6650
	Juni	11600	15179	6280
	Juli	10150	14750	5600
	Agustus	5620	8719	4600
	September	4675	4800	4825
	Oktober	5000	4925	5050
	November	4940	4660	6080
	Desember	7575	8500	8650
2005	Januari	9625	12550	8175
	Februari	5775	6200	7475
	Maret	5100	9800	7800
	April	5750	8775	7825
	Mei	4750	3650	7325
	Juni	4950	3850	8075
	Juli	11225	14900	7500
	Agustus	11075	12850	7175
	September	8825	5075	7300
	Oktober	19175	10625	7650
	November	13100	13100	8950
	Desember	6700	6700	8975
2006	Januari	14866	16579	9880
	Februari	12989	13204	10550
	Maret	12601	15273	10850
	April	12761	16298	10750
	Mei	9671	7679	10320
	Juni	8988	14099	10825
	Juli	7517	16298	9475
	Agustus	5706	8999	6860
	September	6728	10550	5450
	Oktober	6555	8579	4880
	November	7812	7949	6000
	Desember	17503	10699	6550

**Lampiran 2.** Nilai Koefisien ACF Data Asli Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah

Nilai Koefisien ACF CM				Nilai Koefisien ACF CR				Nilai Koefisien ACF BM			
Autocorrelations				Autocorrelations				Autocorrelations			
Lag	ACF	T	LBQ	Lag	ACF	T	LBQ	Lag	ACF	T	LBQ
1	0,388289	2,33	5,89	1	0,210244	1,26	1,73	1	0,864382	5,19	29,20
2	0,209804	1,10	7,66	2	-0,067928	-0,39	1,91	2	0,641914	2,44	45,78
3	0,306441	1,56	11,56	3	0,235872	1,35	4,22	3	0,416579	1,37	52,98
4	-0,047353	-0,23	11,65	4	-0,041519	-0,23	4,29	4	0,211202	0,66	54,88
5	-0,070737	-0,34	11,87	5	0,052300	0,28	4,41	5	0,076515	0,24	55,14
6	0,056927	0,27	12,02	6	0,242676	1,32	7,10	6	-0,006889	-0,02	55,14
7	-0,091147	-0,43	12,41	7	0,085900	0,45	7,45	7	-0,061259	-0,19	55,32
8	-0,131826	-0,62	13,26	8	0,023482	0,12	7,47	8	-0,110343	-0,34	55,92
9	-0,139773	-0,65	14,25	9	-0,123186	-0,64	8,24	9	-0,115393	-0,36	56,59
10	-0,250012	-1,15	17,54	10	-0,239269	-1,22	11,26	10	-0,095341	-0,29	57,07
11	-0,314690	-1,40	22,96	11	-0,164777	-0,81	12,74	11	-0,055677	-0,17	57,24
12	-0,368956	-1,56	30,72	12	0,058137	0,28	12,93	12	0,001416	0,00	57,24
13	-0,177529	-0,70	32,59	13	-0,010905	-0,05	12,94	13	0,008136	0,02	57,24
14	-0,016412	-0,06	32,61	14	-0,185134	-0,89	15,07	14	-0,034634	-0,11	57,32
15	-0,059570	-0,23	32,84	15	-0,149515	-0,70	16,53	15	-0,099514	-0,30	57,96
16	0,049454	0,19	33,01	16	-0,125511	-0,58	17,61	16	-0,176017	-0,54	60,08
17	-0,014837	-0,06	33,02	17	-0,135808	-0,62	18,93	17	-0,245646	-0,74	64,43
18	-0,051048	-0,20	33,22	18	-0,062492	-0,28	19,23	18	-0,284273	-0,85	70,57
19	0,006317	0,02	33,23	19	-0,001819	-0,01	19,23	19	-0,341066	-1,00	79,93
20	-0,022357	-0,09	33,27	20	-0,030823	-0,14	19,31	20	-0,388365	-1,10	92,82
21	0,094736	0,37	34,09	21	-0,030628	-0,14	19,40	21	-0,378808	-1,04	105,91
22	0,108535	0,42	35,24	22	-0,059533	-0,27	19,74	22	-0,313165	-0,84	115,49
23	0,098408	0,38	36,26	23	-0,050434	-0,23	20,01	23	-0,192884	-0,51	119,41
24	0,109697	0,42	37,63	24	0,120960	0,55	21,68	24	-0,090900	-0,24	120,35
25	0,000328	0,00	37,63	25	0,055771	0,25	22,07	25	-0,020758	-0,05	120,40
26	-0,046269	-0,18	37,92	26	-0,065716	-0,29	22,66	26	-0,000384	-0,00	120,40
27	-0,069585	-0,27	38,66	27	-0,007955	-0,04	22,67	27	-0,002377	-0,01	120,41
28	-0,093078	-0,36	40,14	28	-0,038508	-0,17	22,92	28	-0,004358	-0,01	120,41
29	-0,010022	-0,04	40,16	29	-0,028088	-0,13	23,07	29	-0,001669	-0,00	120,41
30	0,019897	0,08	40,25	30	0,032544	0,15	23,32	30	0,037028	0,10	120,72
31	-0,022665	-0,09	40,39	31	-0,001806	-0,01	23,32	31	0,073022	0,19	122,18
32	0,005612	0,02	40,40	32	-0,000994	-0,00	23,32	32	0,080430	0,21	124,39
33	0,010123	0,04	40,45	33	0,007491	0,03	23,34	33	0,062777	0,16	126,19
34	-0,032000	-0,12	41,15	34	-0,003364	-0,01	23,35	34	0,032718	0,08	126,92
35	0,065297	0,25	46,98	35	0,000337	0,00	23,35	35	0,013602	0,04	127,18

**Lampiran 3.** Nilai Koefisien PACF Cabai Merah, Cabai Rawit, dan Bawang Merah

Nilai Koefisien PACF CM			Nilai Koefisien PACF CR			Nilai Koefisien PACF BM		
Partial Autocorrelations			Partial Autocorrelations			Partial Autocorrelations		
Lag	PACF	T	Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	0,388289	2,33	1	0,210244	1,26	1	0,864382	5,19
2	0,069517	0,42	2	-0,117316	-0,70	2	-0,416236	-2,50
3	0,240966	1,45	3	0,293318	1,76	3	-0,045186	-0,27
4	-0,305029	-1,83	4	-0,208188	-1,25	4	-0,096771	-0,58
5	0,002644	0,02	5	0,226387	1,36	5	0,123599	0,74
6	0,058953	0,35	6	0,062743	0,38	6	-0,067865	-0,41
7	-0,034537	-0,21	7	0,116977	0,70	7	-0,037946	-0,23
8	-0,111160	-0,67	8	-0,058321	-0,35	8	-0,116300	-0,70
9	-0,150209	-0,90	9	-0,206538	-1,24	9	0,184623	1,11
10	-0,112255	-0,67	10	-0,189410	-1,14	10	-0,049682	-0,30
11	-0,165958	-1,00	11	-0,176743	-1,06	11	0,074974	0,45
12	-0,231662	-1,39	12	0,174226	1,05	12	-0,010271	-0,06
13	0,138025	0,83	13	-0,102791	-0,62	13	-0,183667	-1,10
14	0,155298	0,93	14	-0,073456	-0,44	14	-0,085188	-0,51
15	-0,044473	-0,27	15	-0,135901	-0,82	15	-0,018912	-0,11
16	-0,062894	-0,38	16	0,070970	0,43	16	-0,085695	-0,51
17	-0,176910	-1,06	17	0,014392	0,09	17	-0,062369	-0,37
18	0,071334	0,43	18	-0,040560	-0,24	18	-0,019488	-0,12
19	-0,075922	-0,46	19	-0,028839	-0,17	19	-0,292648	-1,76
20	-0,090274	-0,54	20	-0,087145	-0,52	20	0,081326	0,49
21	0,094006	0,56	21	0,095819	0,57	21	0,056567	0,34
22	-0,073641	-0,44	22	-0,054443	-0,33	22	0,103418	0,62
23	0,004878	0,03	23	0,044974	0,27	23	0,053624	0,32
24	-0,103491	-0,62	24	0,023234	0,14	24	-0,254230	-1,53
25	-0,008571	-0,05	25	-0,071104	-0,43	25	0,012186	0,07
26	0,055251	0,33	26	-0,051303	-0,31	26	-0,021642	-0,13
27	-0,184937	-1,11	27	-0,103784	-0,62	27	0,063001	0,38
28	-0,068493	-0,41	28	-0,037659	-0,23	28	-0,033580	-0,20
29	0,014435	0,09	29	-0,069324	-0,42	29	0,028604	0,17
30	0,024598	0,15	30	-0,008439	-0,05	30	0,023211	0,14
31	-0,024946	-0,15	31	-0,057704	-0,35	31	0,093498	0,56
32	-0,103530	-0,62	32	0,001144	0,01	32	-0,102112	-0,61
33	0,149261	0,90	33	0,044527	0,27	33	-0,061591	-0,37
34	-0,010005	-0,06	34	0,073707	0,44	34	-0,065437	-0,39
35	0,013231	0,08	35	0,030202	0,18	35	-0,062686	-0,38

**Lampiran 4.** Hasil uji ADF, uji lag optimal, estimasi parameter, uji *portmanteau* dengan *E-Views*

1. Uji ADF

a. Cabai Merah

Null Hypothesis: CABAI_MERAH has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=1)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.246983	0.0255
Test critical values:	1% level	-3.632900
	5% level	-2.948404
	10% level	-2.612874

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

b. Cabai Rawit

Null Hypothesis: CABAI_RAWIT has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=1)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.637539	0.0007
Test critical values:	1% level	-3.632900
	5% level	-2.948404
	10% level	-2.612874

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

c. Bawang Merah

Null Hypothesis: BAWANG_MERAH has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=1)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.318159	0.1723
Test critical values:	1% level	-3.639407
	5% level	-2.951125
	10% level	-2.614300

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

## 2. Uji lag optimal

VAR Lag Order Selection Criteria  
 Endogenous variables: BAWANG\_MERAH CABAI\_MERAH  
 CABAI\_RAWIT  
 Exogenous variables: C  
 Date: 11/03/18 Time: 21:47  
 Sample: 1 36  
 Included observations: 33

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-894.1307	NA	4.51e+20	56.07067	56.20808	56.11622
1	-855.4331	67.72087*	7.07e+19*	54.21457*	54.76422*	54.39676*
2	-849.8333	8.749596	8.90e+19	54.42708	55.38897	54.74592
3	-844.9085	6.771600	1.20e+20	54.68178	56.05591	55.13727
4	-834.5710	12.27579	1.20e+20	54.59819	56.38455	55.19032

\* indicates lag order selected by the criterion  
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
 FPE: Final prediction error  
 AIC: Akaike information criterion  
 SC: Schwarz information criterion  
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

## 3. Uji kausalitas Granger

Pairwise Granger Causality Tests  
 Date: 04/04/19 Time: 22:25  
 Sample: 1 36  
 Lags: 1

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
CABAI_MERAH does not Granger Cause BAWANG_MERAH	35	0.60047	0.4441
BAWANG_MERAH does not Granger Cause CABAI_MERAH		0.31885	0.5762
CABAI_RAWIT does not Granger Cause BAWANG_MERAH	35	7.36806	0.0106
BAWANG_MERAH does not Granger Cause CABAI_RAWIT		9.58380	0.0041
CABAI_RAWIT does not Granger Cause CABAI_MERAH	35	4.70189	0.0377
CABAI_MERAH does not Granger Cause CABAI_RAWIT		2.48796	0.1246

#### 4. Estimasi parameter

Vector Autoregression Estimates			
Date: 04/04/19 Time: 22:39			
Sample (adjusted): 2 36			
Included observations: 35 after adjustments			
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]			
	BAWANG_M...	CABAI_MERAH	CABAI_RAWIT
BAWANG_MERAH(-1)	0.944595 (0.07513) [12.5722]	0.449122 (0.33453) [1.34255]	1.055865 (0.36144) [2.92369]
CABAI_MERAH(-1)	0.153136 (0.04649) [ 3.29395]	0.704777 (0.20700) [ 3.40479]	0.299766 (0.22346) [1.34146]
CABAI_RAWIT(-1)	-0.188368 (0.04262) [-4.42016]	-0.474402 (0.18974) [-2.50021]	-0.191290 (0.20484) [-0.93386]
C	944.8269 (526.694) [ 1.79388]	4142.169 (2345.08) [ 1.76632]	1289.970 (2531.64) [ 0.50954]
R-squared	0.862880	0.325092	0.304870
Adj. R-squared	0.849610	0.259778	0.237600
Sum sq. resids	15705800	3.11E+08	3.63E+08
S.E. equation	711.7856	3169.197	3421.319
F-statistic	65.02640	4.977388	4.531996
Log likelihood	-277.4112	-329.6822	-322.3614
Akaike AIC	16.08064	19.06755	19.22065
Schwarz SC	16.25840	19.24531	19.39840
Mean dependent	7525.857	9098.914	9991.800
S.D. dependent	1835.439	3683.564	3918.339
Determinant resid covariance (dof adj.)		4.03E+19	
Determinant resid covariance		2.80E+19	
Log likelihood		-932.6210	
Akaike information criterion		53.97834	
Schwarz criterion		54.51161	
Number of coefficients		12	

#### 5. Uji portmanteau

VAR Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations					
Null Hypothesis: No residual autocorrelations up to lag h					
Date: 04/04/19 Time: 23:08					
Sample: 1 36					
Included observations: 35					
Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	6.269615	---	6.454016	---	---
2	12.77974	0.1728	13.35869	0.1470	9

3	25.42089	0.1138	27.18495	0.0756	18
4	32.58491	0.2111	35.27336	0.1321	27
5	36.52152	0.4444	39.86607	0.3021	36
6	48.40998	0.3370	54.21421	0.1633	45
7	58.70318	0.3072	67.08071	0.1089	54
8	63.18392	0.4698	72.88908	0.1848	63
9	69.54426	0.5601	81.45107	0.2088	72
10	83.97096	0.3886	101.6485	0.0602	81
11	89.59442	0.4922	109.8493	0.0761	90
12	95.10409	0.5921	118.2336	0.0911	99

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



## Lampiran 5. Program *Bootstrapping* dengan *Matlab*

### PROGRAM BOTSTRAPPING

```
%Hasil estimasi dari Model VAR:

clc, clear

Zts=xlsread('Book2.xlsx'); %sementara
Ztss=Zts(:,3:5);
n=length(Ztss(:,1));
Zt=Ztss';

display(Zt)
%Menyusun W3 dan w3:
W3=[ones(n,1), Ztss];

% I3=eye(3);

for j=1:n
    for i=1:4
        w3(j,i)=W3(j,i);
        w3(j+n,i+4)=W3(j,i);
        w3(j+2*n,i+8)=W3(j,i);
    end
end
display(w3)

%Menyusun z3:
z3=[Ztss(:,1);Ztss(:,2);Ztss(:,3)];
display(z3)

%Menyusun Ephi3 (Phi3 Topi) secara OLS
Ephi3=(w3'*w3)\w3'*z3;

format long
display(Ephi3)
EPhi3=[Ephi3(1:4),Ephi3(5:8), Ephi3(9:12)];
display(EPhi3)

%Error
a3=z3-w3*Ephi3;
display(a3)

%Estimasi Model VAR dengan metode Bootstrap
for ind=1:n %B kali...
display(ind) %iterasi ke ...

%Langkah b
%-----//
[bootstat1, a3_bootsam]=bootstrp(n, @mean, a3);
s_a3=size(a3);
s_a3_bo=size(a3_bootsam);
```

```

for k=1:s_a3_bo(2)
    for j=1:s_a3_bo(1)
        a3_bootsampresult(j,k)=a3(a3_bootsam(j,k));
    end
end
a3_bootsampresultend=a3_bootsampresult(:,end);
a3_boot=a3_bootsampresultend;
display(a3_boot);

%Langkah c
%-----//
%Ephi3:
Ephi3=inv(w3'*w3)*w3'*z3;
[bootstat2, Ephi3_bootsam]=bootstrp(n, @mean, Ephi3);
s_Ephi3=size(Ephi3);
s_Ephi3_bo=size(Ephi3_bootsam);

for k=1:s_Ephi3_bo(2)
    for j=1:s_Ephi3_bo(1)
        Ephi3_bootsampresult(j,k)=Ephi3(Ephi3_bootsam(j,k));
    end
end
Ephi3_bootsampresultend=Ephi3_bootsampresult(:,end);
Ephi3_boot1=Ephi3_bootsampresultend;
display(Ephi3_boot1);

z3_bootsampresult=w3*Ephi3_bootsampresultend+a3_bootsampresultend;
z3_b(:,ind)=z3_bootsampresult;
z3_boot=z3_b(:,ind);
display(z3_boot)

%Langkah d
%-----//
Ephi3_bb(:,ind)=inv(w3'*w3)*w3'*z3_bootsampresult;
Ephi3_boot2=Ephi3_bb(:,ind);
display(Ephi3_boot2);

%Pengamanan Variabel
%.....//
a3_b(:, :, ind)=a3_bootsampresult;
Ephi3_b(:, :, ind)=Ephi3_bootsampresult;
%.....//
end

%Displaying
%-----//
sEphi3_b=size(Ephi3_b);

display('Hasil Rata-rata Ephi3_b:')
for l=1:sEphi3_b(1)
    Ephi3_bmean(l,1)=mean(Ephi3_b(l, :));
end

display(Ephi3_bmean)

%Substitusi Nilai Ephi3_bmean ke Model:
%-----//

```

```
disp('Ini disubstitusi ke Model')
EPhi3_bmean=[EPhi3_bmean(1:4),EPhi3_bmean(5:8),
EPhi3_bmean(9:12)];
display(EPhi3_bmean)
```

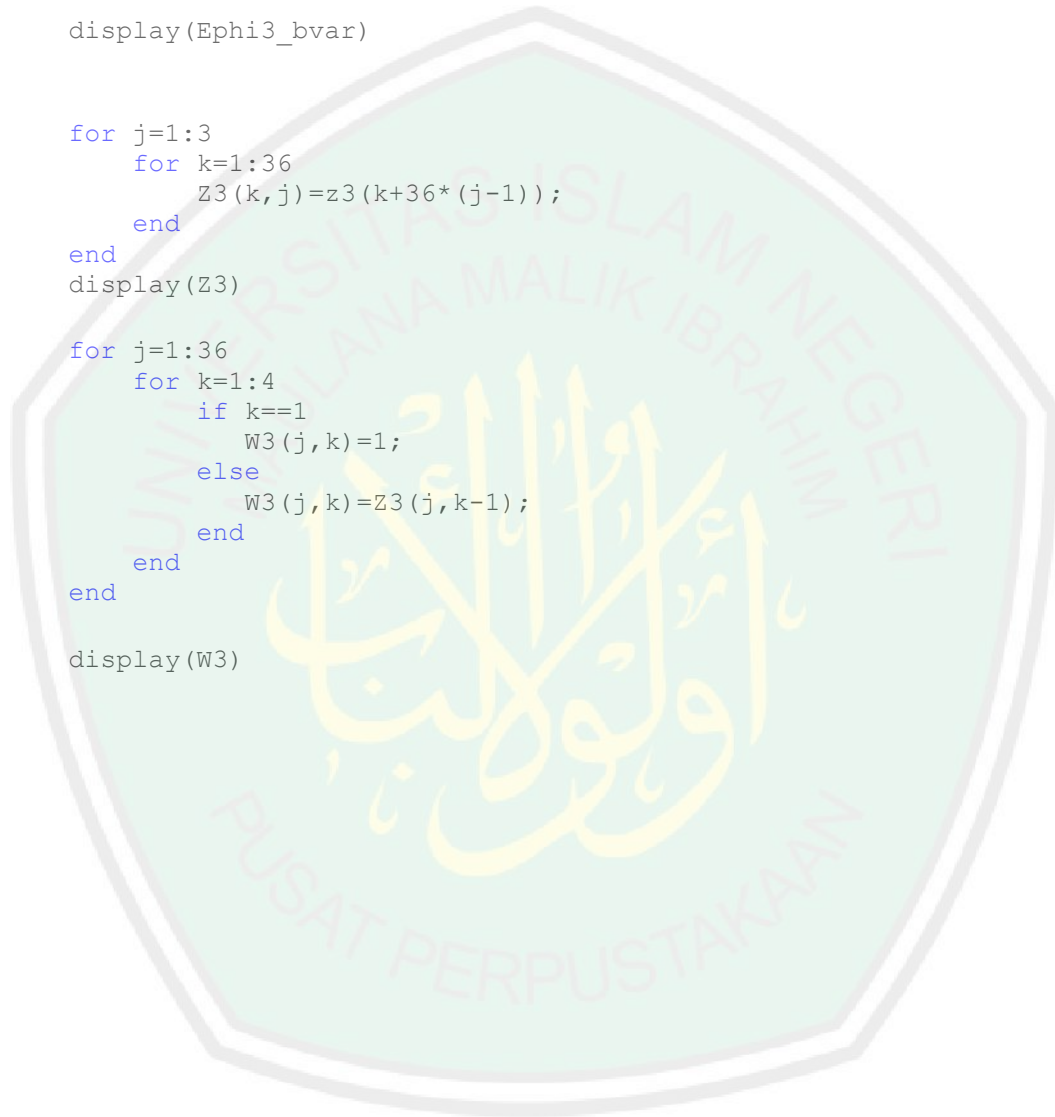
```
display('Hasil Variansi Ephi3_b:')
```

```
EPhi3_bvar=(std(EPhi3_bmean))^2;
```

```
display(EPhi3_bvar)
```

```
for j=1:3
    for k=1:36
        Z3(k,j)=z3(k+36*(j-1));
    end
end
display(Z3)
```

```
for j=1:36
    for k=1:4
        if k==1
            W3(j,k)=1;
        else
            W3(j,k)=Z3(j,k-1);
        end
    end
end
display(W3)
```



**Lampiran 6. Program untuk Perbandingan Plot Data Model dengan Data Asli menggunakan Matlab**

```
%Plot perbandingan data model dengan data asli

clc, clear

tend=input('t_end=')
%import data
Zts=xlsread('Book2.xlsx'); %sementara
Ztss=Zts(:,3:5);
n=length(Ztss(:,1));
Zt=Ztss';

tdata=1:length(Zt(1,:)); %waktu untuk data asli
tmodel=1:tend; %waktu untuk data model

display(Zt)

KCM(1)=Zt(1,1); %Nilai Awal
KCR(1)=Zt(2,1);
KBM(1)=Zt(3,1);
KCM(2)=Zt(1,1);
KCR(2)=Zt(2,1);
KBM(2)=Zt(3,1);

for t=2:tend
    KCM(t)=2376e-4+2476e-4*KCMc(t-1)+ 2561e-4*KCRc(t-1)+2638e-
        4*KBMc(t-1);
    KCR(t)=2384e-4+2415e-4*KCMc(t-1)+ 2708e-4*KCRc(t-1)+2532e-
        4*KBMc(t-1);
    KBM(t)=2507e-4+2399e-4*KCMc(t-1)+ 2615e-4*KCRc(t-1)+2942e-
        4*KBMc(t-1);
end
```

## RIWAYAT HIDUP



Durorin Khumairoh dilahirkan di Gresik pada tanggal 02 September 1995, anak pertama dari tiga bersaudara, pasangan Bapak Suhari dan Ibu Umamah. Pendidikan dasarnya ditempuh di SD Muhammadiyah 2 Dukun yang ditamatkan pada tahun 2008. Pada tahun yang sama melanjutkan pendidikan menengah pertama di MTs. YKUI Maskumambang Sembungan. Pada tahun 2011 dia menamatkan pendidikannya, kemudian melanjutkan pendidikan menengah atas di MAN Gresik 1 dan menamatkan pendidikan tersebut pada tahun 2014. Pendidikan berikutnya dia tempuh di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang dengan mengambil Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi.



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

### BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Durorin Khumairoh  
NIM : 14610081  
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/ Matematika  
Judul Skripsi : Implementasi Parameter Model *Vector Autoregressive*  
dengan Metode *Bootstrap*  
Pembimbing I : Abdul Aziz, M.Si  
Pembimbing II : Mohammad Nafie Juhari, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	19 April 2018	Konsultasi Bab I dan II	1.
2.	30 Juni 2018	Konsultasi Agama Bab I dan II	2.
3.	05 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	3.
4.	13 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	4.
5.	19 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	5.
6.	20 Juli 2018	Revisi Agama Bab I dan II	6.
7.	24 Juli 2018	ACC Agama Bab I dan II	7.
8.	25 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	8.
9.	27 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	9.
10.	30 Juli 2018	Revisi Bab I dan II	10.
11.	13 Agustus 2018	Revisi Bab I dan Bab II, dan Konsultasi Bab III dan IV	11.
12.	14 Agustus 2018	Revisi Bab III dan IV	12.
13.	29 Agustus 2018	Revisi IV	13.
14.	01 Oktober 2018	Revisi IV	14.
15.	04 Oktober 2018	Revisi IV	15.
16.	15 Oktober 2018	Revisi IV	16.
17.	16 Oktober 2018	Revisi IV	17.
18.	17 Oktober 2018	Revisi IV	18.
19.	25 April 2019	Konsultasi Agama Bab IV dan ACC	19.
20.	30 April 2019	Revisi IV	20.
21.	3 Mei 2019	Revisi IV	21.
22.	6 Mei 2019	Revisi IV	22.
23.	7 Mei 2019	Revisi IV	23.
24.	8 Mei 2019	Revisi IV dan Konsultasi Bab V	24.
25.	9 Mei 2019	ACC Keseluruhan	25.

26.	10 Mei 2019	ACC Keagamaan	26. <del>26</del>
-----	-------------	---------------	-------------------

Malang, 10 Mei 2019  
Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika



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

