ESTIMASI PARAMETER
MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* DENGAN METODE *JACKKNIFE*

SKRIPSI

OLEH
MOCH. ULIN NUHA
NIM. 14610068

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020

ESTIMASI PARAMETER
MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* DENGAN METODE *JACKKNIFE*

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
Moch. Ulin Nuha
NIM. 14610068

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020

ESTIMASI PARAMETER
MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* DENGAN METODE *JACKKNIFE*

SKRIPSI

Oleh
Moch. Ulin Nuha
NIM. 14610068

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 31 Maret 2020

Pembimbing I,

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

Pembimbing II,

Muhammad Khudzaifah, M.Si
NIP. 19900511 20160801 1 057

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

ESTIMASI PARAMETER
MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE* DENGAN METODE *JACKKNIFE*

SKRIPSI

Oleh
Moch. Ulin Nuha
NIM. 14610068

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji
Skripsi Dan Dinyatakan Diterima sebagai
Salah Satu Persyaratan untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Matematika (S.Mat) Tanggal 15
Mei 2020

PengujiUtama	: Dr. Sri Harini,M.Si	…………………....
KetuaPenguji	: Angga Dwi Mulyanto,M.Si	…………………....
SekretarisPenguji	: Abdul Aziz,M.Si	…………………....
AnggotaPenguji	: Muhammad Khudzaifah, M.Si	………………………..

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Moch. Ulin Nuha
NIM	: 14610068
Jurusan	: Matematika
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Judul Skripsi	: Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* dengan Metode *Jackknife*

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, 31 Maret 2020
Yang membuat pernyataan,

METERAI TEMPEL
47704ADF599455910
6000
ENAM RIBU RUPIAH

Moch. Ulin Nuha
NIM. 14610068

MOTO

“Jika yang datang padamu itu tak membunuhmu, maka itu akan menguatkanmu”

PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ayahanda Buchori, ibunda Inayatul Karimah, serta saudara-saudara tersayang Moh Birrul Walid, M Zainul Fuad, Nafkhah Qurrota A'ini 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. Muhammad Khudzaifah, 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 Kidjang coffee Saifudin, Fahmi, Yudha, Qoim, Bana, Yusuf, Febri, Eky, Dhofar, 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, 31Maret 2020

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

DAFTAR SIMBOL

Simbol	Nama	Ukuran	Keterangan
x		Skalar	Variabel x
Y		Skalar	Variabel y
x_i		Skalar	Data pengamatan x ke-i, $i = 1, 2, \cdots, n$
y_i		Skalar	Data pengamatan y ke-i, $i = 1, 2, \cdots, n$
$\bar{x}$		Skalar	Nilai rata-rata data X
$\bar{y}$		Skalar	Nilai rata-rata data Y
n			Banyaknya data
S_x		Skalar	Nilai simpangan baku x
Cov_{xy}		Skalar	Nilai kovariansi x dan y
ρ	*Rho*	Skalar	Nilai koefisien korelasi
S_x^2		Skalar	Nilai variansi data x
r_{xy}		Skalar	Nilai koefisien korelasi antara variabel x dan y
Y_{t+k}			Variabel Y pada waktu ke$-(t+k)$
γ_k	*gamma-k*	Skalar	Nilai kovariansi γ pada *lag* ke$-k$
ρ_k	*rho-k*	Skalar	Nilai koefisien autokorelasi pada *lag*$-k$
t			Waktu pengamatan ke$-t$, $t = 1,2, \ldots, n$
ϕ_{ki}	*phi-ki*		Nilai koefisien autokorelasi parsial ke$-i$
$\boldsymbol{Y}$		$n \times 1$	Vektor variabel regresi
$\boldsymbol{X}$		$n \times (n+1)$	Matriks variabel regresi
B			Operator *backward shift*
a		$n \times 1$	Vektor *error*
β	*Beta*		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*
ω_t		$k \times 1$	Selisih dari nilai variabel Y_t dengan μ
μ	*Mu*	$k \times 1$	Rata-rata dari Y_t
$\boldsymbol{\Phi}$	*Phi*	$k \times k$	Matriks koefisien *Vector Autoregressive*
$\boldsymbol{\Phi}_1, \boldsymbol{\Phi}_2, \boldsymbol{\Phi}_3$		$(k+1) \times k$	Matriks koefisien *Vector Autoregressive*
$\boldsymbol{\varphi}_3$		12×1	Vektor koefisien *Vector Autoregressive*

$\boldsymbol{A}_t$		$k \times 1$	Vektor *error* pada waktu t
$\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \boldsymbol{A}_3$		$t \times k$	Matriks *error* pada waktu t
$\boldsymbol{a}_3$		$3n \times 1$	Vektor *error* pada waktu t
P			Lag *Autoregressive*
$\boldsymbol{Z}_t$		$k \times 1$	Vektor Z pada waktu t
$\boldsymbol{Z}_1, \boldsymbol{Z}_2, \boldsymbol{Z}_3$		$t \times k$	Matriks Z pada waktu t
$\boldsymbol{z}_3$		$3n \times 1$	Vektor Z pada waktu t
$\boldsymbol{W}_1, \boldsymbol{W}_2, \boldsymbol{W}_3$		$t \times (k+1)$	Matriks Data Z_k pada waktu $t-1$
$\boldsymbol{w}_3$		$3n \times 12$	Matriks Data Z_4 pada waktu $t-1$
Σ	*Sigma*		Matriks varian kovarian *error*
SSE_R		Skalar	Nilai jumlah kuadrat *error* dalam persamaan *restricted*
SSE_{UR}		Skalar	Nilai jumlah kuadrat *error* dalam persamaan un*restricted*
$\hat{\theta}_J$		12×1	Nilai estimasi parameter pada metode *Jackknife*
$\hat{\theta}$		12×1	Nilai estimasi parameter pada metode OLS
$\hat{\theta}_i$		12×1	Nilai estimasi parameter pada metode OLS average
σ^2		Skalar	Nilai varians
m		Skalar	Jumlah sampel
l		Skalar	Jumlah data pada tiap sampel
$RMSE_{OLS}$		Skalar	Nilai RMSE pada data OLS
$RMSE_{AOLS}$		Skalar	Nilai RMSE pada data OLS average
$RMSE_J$		Skalar	Nilai RMSE pada data *Jackknife*

ABSTRAK

Nuha, Moch Ulin. 2020. **Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive* Dengan Metode *Jackknife***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (1) Abdul Aziz, M.Si, (II) Muhammad Khudzaifah, M.Si.

Kata Kunci: Estimasi, *Ordinary Least Square*, *Vector Autoregressive*, *Jackknife*

Model *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan salah satu model time series yang dapat digunakan untuk meramalkan data dua variabel atau lebih yang memiliki hubungan timbal balik yang saling terkait. *Ordinary Least Square* (OLS) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi model VAR. *Jackknife* merupakan metode pendugaan parameter dengan *resampling* dari data asalnya. Penggunaan metode *Jackknife* adalah untuk mendapatkan estimasi yang baik dari data dengan sampel yang minimum. Dalam penelitian ini akan mengestimasi model *Vector Autoregressive* (VAR) dan mengimplementasikan hasil estimasi tersebut pada data harga saham Jakartan Islamic Indeks, Bisnis-27, dan IDX30. Implementasi parameter model VAR menggunkan metode *Jackknife* terdiri dari beberapa tahap yaitu identifikasi data, uji hipotesa, estimasi parameter model, dan perbandingan data. Kesimpulan dari penelitian ini adalah formula estimasi yang dapat digunakan untuk mencari nilai parameter model VAR (1) pada data saham Jakarta Islamic Indeks (JII), Bisnis-27 (BIS), dan IDX30 (IDX) menggunakan metode *Jackknife* dapat mereduksi varians dan RMSE lebih baik daripada metode OLS dan rata rata sampel OLS.

ABSTRACT

Nuha, Moch Ulin. 2020. **Parameter Estimation of *Vector Autoregressive* Model with *Jackknife* Method**. Thesis. Mathemathics Department, Faculty of Science and technology, State Islamic University Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (1) Abdul Aziz, M.Si, (II) Muhammad Khudzaifah, M.Si.

Keywords: Estimation, Vector Autoregressive, Ordinary Least Square, Jackknife

Vector Autoregressive (VAR) is one of the time series models to forecast data of two or more variables that have interrelated interrelationships. Ordinary Least Square (OLS) is one of method that can be used to estimate a VAR model. Jackknife is a parameters estimation method with resampling from the original sample. The use of the Jackknife method is to get a good estimate of data with a minimum sample. In this research, a VAR model will be estimated and implemented for a holdings data of Jakarta Islamic Index, Bisnis-27, and IDX30. Parameter implementation of VAR model using the Jackknife method consists of several stages, data identification, hypothesis test, model identification, parameters estimation of model and the different of data. The results of parameters estimation of VAR model with 1 lag (VAR (1)) in this research obtained: The conclucion of this research is estimation formula that can be used to find the parameters value of VAR (1) model from the holdings data of Jakarta Islamic Indeks, Bisnis-27, and IDX30 used Jackknife method can reduce varians and Root Mean Square Error better than OLS and mean sample of OLS.

ملخص

النهى ، محمد اولي . ٢٠٢٠. تقدير المعلمة لنموذج الانحدار التلقائي للمتجه بطريقة *Jackknife*. مث جامي شعبت. قسم الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، جامعة الدولة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المستشارون: (١) عبد العزيز ، ماجستير ، (٢) محمد حذيفة ، ماجستير

الكلمات المفتاحية: التقدير ، *Jackniffe. Ordinary Least Square* (OLS) . *Vector Autoregressive* (VAR)

نموذج الانحدار التلقائي المتجه (VAR) *Vector Autoregressive* (VAR) هو نموذج سلسلة زمنية يمكن استخدامه للتنبؤ ببيانات متغيرين أو أكثر مترابطين.(OLS) Square Least Square هي إحدى الطرق المستخدمة لتقدير نموذج VAR. Jackknife هي طريقة لتقدير المعلمات عن طريق إعادة الاختزال من البيانات الأصلية. استخدام طريقة Jackknife هو الحصول على تقدير جيد للبيانات مع عينة دنيا. في هذا البحث ، سنقوم بتقدير نموذج وتنفيذ نتائج التقدير على مؤشر Jakarta الإسلامي ، و Bisnis-27 ، وبيانات أسعار الأسهم IDX30. يتكون تنفيذ معلمات نموذج VAR باستخدام طريقة Jackknife من عدة حوامل ، وهي جمع البيانات ، واختبار الفرضيات ، وتقدير معلمات النموذج ، وتقدير البيانات. خاتمة هذه الدراسة هي صيغة التقدير التي يمكن استخدامها للعثور على معلمات نموذج VAR (1) في بيانات مخزون جاكرتا الإسلامي و Business-27 و IDX30 باستخدام طريقة Jackknife التي يمكن استخدامها في المتغيرات والمتوسطات متوسط عدد مربعات الخطأ أكثر من أسلوب OLS وعينة OLS المتوسطة.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Statistika adalah suatu ilmu yang mempelajari cara pengumpulan, pengolahan, penyajian data, penarikan kesimpulan serta pembuatan keputusan yang cukup beralasan berdasarkan data dan analisis yang dilakukan. Salah satu penerapan statistika yang biasa digunakan adalah pemodelan deret berkala (*time series*). Data *time series* merupakan sekumpulan data hasil pengamatan atau pencatatan historis dan berkala yang menggambarkan secara kronologis suatu karakteristik populasi (Sudiyono, 2001).

Dalam ekonometrika terdapat dua model data *time series* yaitu model data *time series* univariat diantaranya *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA), *Atoregressive 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)

Metode *Jackknife* merupakan teknik *resampling* yang digunakan untuk pendugaan suatu galat baku dan memperkirakan selang kepercayaanuntuk suatu parameter. Prisip dasar metode Jackknife terletak pada hitungan suatu statistik secara berulang dengan mengeluarkan satu atau lebih pengamatan dari suatu sampelyang ditetapkan, sehingga akan menghasilkan sampel terpisah yang masing-masing memiliki besar ukuran $n-1$ atau $n-d$. Dari proses pengulangan tersebut, dapat dihitung dugaan kebiasan dan varians (Efron B dan Tibshirani R.J, 1993).

Penelitian terkait metode Jackknife telah dilakukan oleh Iesyah Rodliyah (2016) tentang perbandingan metode *Boostrap* dan *Jackknife* dalam mengestimasi parameter regresi linear berganda. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai estimasi yang mendekati metode *Generalized Least Square* (GLS) adalah nilai estimasi regresi *Jackknife*, artinya tingkat akurasi dalam mengestimasi parameter regresi *Jackknife* lebih baik dibandingkan dengan regresi *Boostrap*.

Pada penilitian sebelumnya (Durorin, 2019) telah membahas mengenai implementasi parameter model VAR dari data harga komoditas cabai merah, cabai rawit, dan bawang merah di kota Surabaya menggunakan metode *Boostrap*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa hasil forecasting pada data tersebut tidak jauh berbeda pada data asli periode sebelumnya.

Penelitian sebelumnya dapat memberikan pengetahuan dari pengembangan dari ilmu peramalan bahwa hasil analisis akan berbeda untuk setiap data yang berbeda. Namun pada penelitian tersebut belum menunjukkan bahwa bagaimana model VAR diestimasi parameternya menggunakan metode *Jackknife*. Bedasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, penulis tertarik untuk mengangkat tema dengan judul "Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressve* Dengan Metode *Jackknife*".

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana implentasi metode estimasi Jackknife pada model VAR?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut mengetahui model *Vector Autoregressive* menggunakan metode estimasi *Jackknife*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Penulis
   a. Sebagai tambahan wawasan dan pengetahuan mengenai estimasi parameter model VAR dengan metode *Jackknife*.
   b. Sebagai tambahan pengetahuan mengenai bentuk estimasi yang baik untuk model VAR dengan metode *Jackknife*.
   c. Sebagai pengembangan wawasan disiplin ilmu yang telah dipelajari dalam bidang statistika khusunya mengenai *time series* dalam bidang peramalan.
2. Bagi Pembaca
   a. Sebagai salah satu pengetahuan penerapan matematika dalam bidang statistika.
   b. Sebagai tambahan bahan rujukan dan pengembangan pembelajaran ilmu statistik tentang estimasi parameter pada model VAR.

c. Dapat digunakan sebagai inspirasi dan bahan referensi dalam penelitian selanjutnya pada bidang yang sama.

3. Bagi Instansi

a. Penelitian ini dapat mengembangkan pemikiran keilmuan matematika.

b. Membandingkan penelitian yang sudah ada dengan model lain.

c. Menerapkan dan mengaktualisasi ilmu matematika khususnya pada mata kuliah pilihan *time series*.

1.5 Batasan Masalah

Untuk membatasi masalah agar sesuai dengan yang dimaksudkan dan tidak menimbulkan permasalahan yang baru, maka peneliti memberikan batasan berupa data yang digunakan adalah data harga saham Jakarta Islamic Indeks, Bisnis-27, dan IDX 30.

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk memudahkan pemahaman akan penelitian ini secara menyeluruh, maka digunakan sistematika penulisan yang terdiri dari lima bab, yaitu:

Bab I Pendahuluan

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

Bab II Kajian Pustaka

Pada bab ini akan diuraikan tentang kajian teori yang mendasari pembahasan serta teori yang berhubungan dengan penelitian seperti *time* *series*, stasioneritas data, fungsi autokorelasi, anilisis regresi, model *time series*,uji *Granger Casuality*, penentuan *lag* VAR, definisi model VAR, definisi estimasi parameter dengan metode OLS dan definisi estimasi parameter dengan metode *Jackknife*.

Bab III Metode Penelitian

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

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini diuraikan tentang pembahasan mengenai estimasi parameter model VAR dengan metode *Jackknife* dan implementasinya terhadap data harga saham

Bab V Penutup

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

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Time Series*

Banyak peristiwa yang terjadi saat ini merupakan akibat peristiwa sebelumnya atau dapat dikatakan kejadian saat ini dapat terjadi karena ada keterkaitan dengan kejadian dimasa lampau. Dengan adanya kejadian ini maka diperlukan serangkaian pengamatan yang mencatat dengan teliti menurut urutan terjadinya dan kemudian disusun sebagai data statistik. Data statistik ini biasanya dinamakan data runtun waktu atau *time series*. Data runtun waktu (*time series*) adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu suatu rentang tertentu (Fikriah, dkk, 2017).

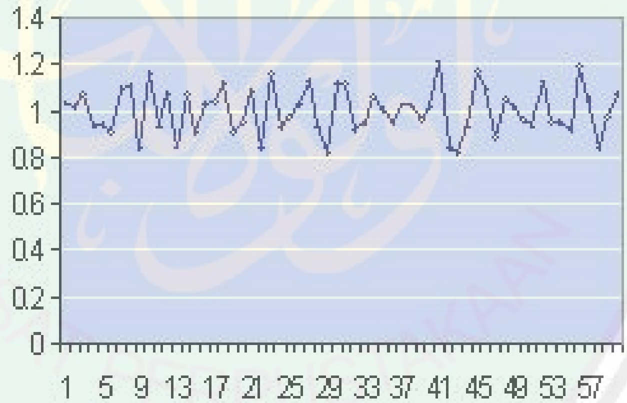
Analisis deret waktu (*time series*) adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waku ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap. Ciri-ciri observasi mengikuti *time series* adalah interval waktu antar indeks waktu t dapat dinyatakan dalam satuan waktu yang sama (identik). Adanya ketergantungan waktu antara pengamatan Y_t dengan Y_{t-k} yang dipisahkan oleh jarak waktu k kali ($lag\ k$). Salah satu tujuan yang paling penting dalam *time series* yaitu memperkirakan nilai masa depan. Bahkan tujuan akhir dari pemodelan *time series* adalah untuk mengontrol sistem operasi biasanya didasakan dengan peramalan. Istilah peramalan sering digunakan dalam literature *time series* daripada prediksi jangka panjang (Wei, 2006).

Analisis data *time series* adalah analisis yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan atau perkembangan data selama satu periode. Analisis *time series* dilakukan untuk memperoleh pola data dengan menggunakan data masa laluyang akan digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang (Makridaris dkk,1999).

Pada *time series* terdapat empat macam pola data, yaitu (Hanke dan Wichern, 2005):

1. Pola data horozontal

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

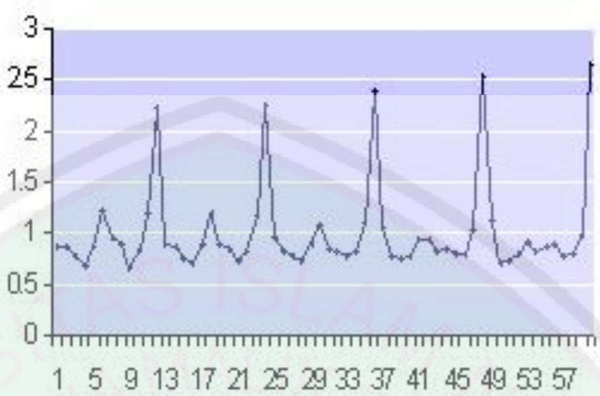


Gambar 2.1 Plot Pola Data Horizontal (Hanke dan Wichern, 2005)

   Jika plot tersebut dibagi menjadi beberapa bagian, maka polanya akan terlihat seperti berulang atau hampir sama. Dengan kata lain setiap periodenya bisa sama.

2. Pola data musiman

   Pola data musiman terjadi jika suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. Pola data musiman dapat mempunyai pola musim yang berulang dari periode ke periode berikutnya. Misalnya pola yang berulang setiap bulan tertentu, tahun tertentu atau pada minggu tertentu. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode *winter*.

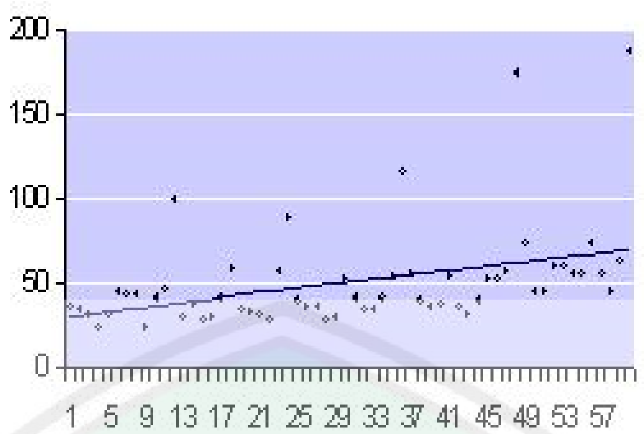


Gambar 2.2 Plot Pola Data Musiman (Hanke dan Wichern, 2005)

Pola tersebut membentuk gelombang, namun dibuat pola. Pola ini identik hampir sama dengan pola data horizontal, hanya saja untuk setiap periode pada pola ini terdapat nilai maksimum dan minimum.

3. Pola data *trend*

Pola data *trend* terjadi jika data pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan selama periode jangka panjang. Suatu data pengamatan yang mempunyai *trend* disebut data non stasioner. Metode yang termasuk dalam pola data ini adalah metode regresi linier.

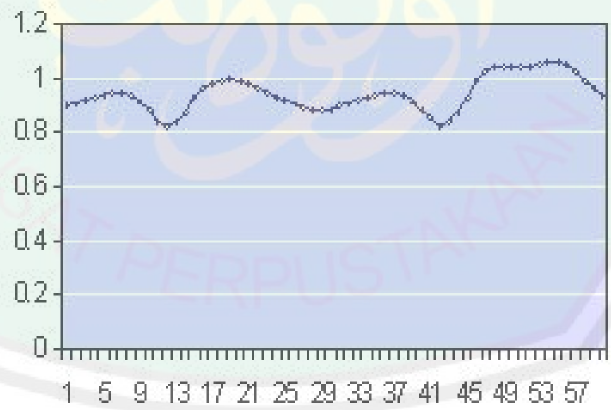


Gambar 2.3 Plot Pola Data *Trend* (Hanke dan Wichern, 2005)

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

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 Plot Pola Data Siklis (Hanke dan Wichern, 2005)

Pola ini sama dengan pola data horizontaldan 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* bisa bersifat kuantitatif dan kualitatif (Supranto, 2000). Pada *forecasting* juga terdapat beberapa metode yang dapat dikelompokkan menjadi metode kuantitatif dan kualitatif yaitu (Makridakis dkk, 1995):

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

   Hasil *forecasting* kualitatif didasarkan pada pengamatan kejadian-kejadian di masa sebelumnya digabung dengan pemikiran dari penyusunnya. *Forecasting* dapat dibedakan atas beberapa segi tergantung dari cara pendekatannya. Jenis-jenis *forecasting*, antara lain Santoso (2009):

   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.

2.2.2 Estimasi Parameter

Bagi peneliti, untuk mengetahui karaktristik populasi sangatlah sulit diketahui secara pasti karena banyaknya keterbatasan pemikiran dan tenaga peniliti. Dengan adanya masalah ini maka peneliti dapat menggunakan teknik statistik untuk menyimpulkan karakteristik populasi. Cara pengambilan kesimpulan ini sering dinamakan sebagai pendugaan atau estimasi nilai parameter populasi tersebut. Estimasi adalah menaksir ciri-ciri tertentu dari populasi atau memperkirakan nilai populasi (parameter) dengan memakai nilai sampel (statistik) (Aritonang, 2005). Estimasi (penaksiran) parameter dalam sampel data dapat digunakan untuk menentukan inferensi tentang β dan σ^2 dimana β adalah rata-rata suatu sampel data dan σ^2 adalah variansi data. Inferensi-inferensi tersebut mungkin mengambil titik khusus (*point estimates*) atau menentukan *range* nilai-nilai parameter (*interval estimates*) (Aziz, 2010).

Estimasi titik (*point estimation*) adalah pendugaan dengan menyebut satu nilai atau bentuk nilai parameter. Estimasi titik memiliki kelemahan dimana peniliti tidak dapat mengetahui secara pasti kebenaran suatu pendugaan karena peneliti tidak mengetahui nilai estimator sesungguhnya telah mendekati parameter populasi atau tidak. Estimasi interval (*interval estimation*) merupakan pendugaan interval dengan menyebut daerah pembatasan dimana peneliti menentukan batas maksimum dan batas minimum suatu estimator (Aritonang, 2005).

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

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 $\hat{\theta}$ dikatakan penaksir tak bias parameter θ jika:

$$\mu_{\hat{\theta}} = E(\hat{\theta}) = \theta \tag{2.1}$$

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 $(\hat{\theta})$ merupakan estimator yang konsisten jika dan hanya jika:

   $$E\left(\hat{\theta} - E(\hat{\theta})\right)^2 \to 0 \text{ jika } n \to \infty$$

   b. Jika ukuran sampel bertambah besarmaka 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

Bahan peramalan yang digunakan untuk memprediksikan sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang. Peramalan menggunakan waktu sebagai rujukan dengan anggapan bahwa waktu-waktu tersebut saling berkolerasi. Selain itu, peramalan membutuhkan data historis di masa lampau yang diasumsikan pola tersebut akan berulang (Makridakis dkk, 1995).

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 (Hasan, 1999).

2.3 Stasioneritas Data

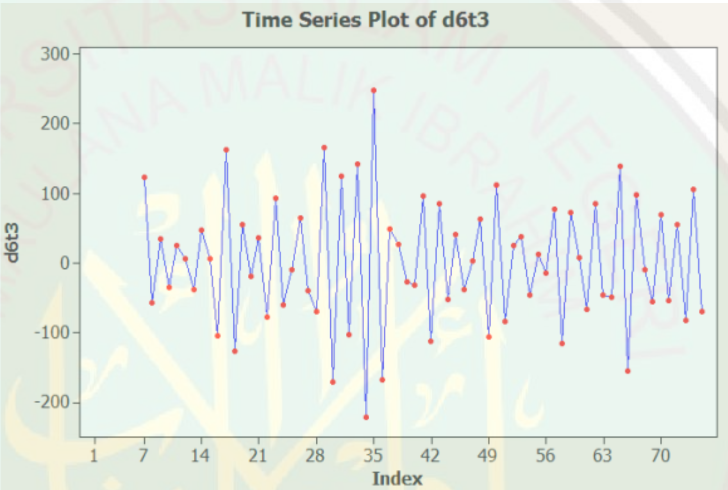
2.3.1 Pengertian Stasioner

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

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

   Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tesebut. Dari bentuk data plot seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila dilihat dari plot ACF, maka nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menuju nol sesudah *time lag* (selisih waktu) kedua atau ketiga.
2. Stasioneritas dalam variansi

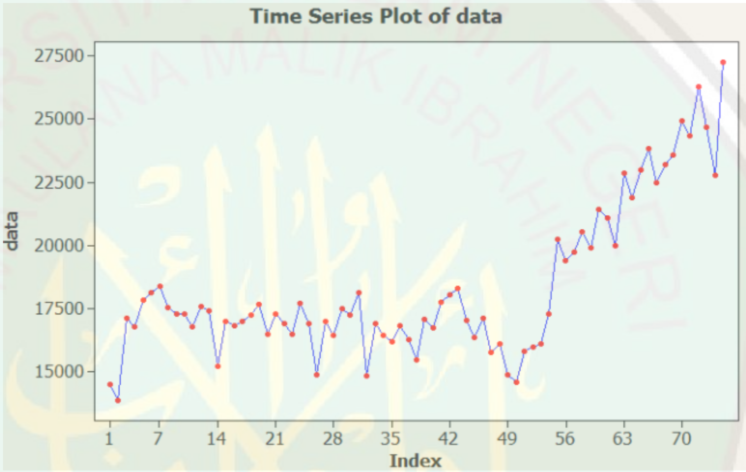
Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu. Untuk menstasionerkan data nonstasioner dalam rata-rata dapat dilakukan proses *differencing* (pembedaan). Adapun plot data yang stasioner pada rata-ratadan variansi adalah sebagai berikut:



Gambar 2.5 Plot Data Stasioner Pada Rata-Rata dan Variansi (Wei, 2006)

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

Plot data pada gambar (2.5) juga dikatakan stasioner terhadap variansi.Jika mengambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-7sampai data ke-35 nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $180-(-210)=390$. Sedangkan jika diambil sejumlah data dari plot tersebut, misalnya dari data ke-36 sampai data ke-70, nilai fluktuasi atau selisih antara nilai terbesar dan terkecil yaitu sekitar $250-(-140)=390$. Karena dari sebarang pengambilan sampel data diperoleh nilai variansi yang konstan, sesuai dengan definisi stasioneritas dalam variansi maka plot data pada gambar (2.5).



Gambar 2.6 Plot Data Tidak Stasioner Pada Rata-rata dan Variansi (Wei, 2006)

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

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

2.3.2 *Differencing*

Data *time series* dikatakan stasioner jika rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman. Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner. Salah satu cara yang umum dipakai adalah metode pembedaan (*differencing*) (Wei, 2006).

Notasi yang sangat bermanfaat dalam metode pembedaan (*differencing*) adalah operator langkah mundur (*backward shift*), sebagai berikut (Makridakis dkk, 1999):

$$BY_t = Y_{t-1} \tag{2.2}$$

dengan:

Y_t : variabel Y pada waktu ke-t

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

B : *backward shiftoperator* (operator langkah mundur)

Notasi B yang dipasang pada Y_t mempunyai pengaruh menggeser data satu periode ke belakang. Misalkan apabila suatu *time series* tidak stasioner, maka data tersebut dapat dibuat lebih mendekati stasioner dengan melakukan pembedaan (*differencing*) pertama.

Rumus untuk *differencing* orde pertama yaitu (Makridakis, 1999):

$$Y_t{}' = Y_t - Y_{t-1} \tag{2.3}$$

dengan:

$Y_t{}'$: variabel Y pada waktu ke-t setelah *differencing*

Y_t : variable Y pada waktu ke-t

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

Menggunakan operator langkah mundur, persamaan (2.3) dapat ditulis kembali menjadi:

$$Y_t{}' = Y_t - BY_t$$

atau

$$Y_t{}' = (1 - B)Y_t \tag{2.4}$$

sehingga pembedaan (*differencing*) pertama dinotasikan oleh $(1 - B)$.

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

$$\begin{aligned} Y_t{}'' &= Y_t' - Y_{t-1}{}' \\ &= (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)Y_t \\ &= (1 - B)^2 Y_t \end{aligned} \tag{2.5}$$

differencing orde kedua pada persamaan di atas dinotasikan oleh $(1 - B)^2$.

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

$$
\begin{aligned}
Y_t''' = \; & Y_t' - Y_{t-1}' - Y_{t-2}' \\
= \; & (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) - (Y_{t-2} - Y_{t-3}) \\
= \; & Y_t - Y_{t-1} - 2Y_{t-1} + 2Y_{t-2} + Y_{t-2} - Y_{t-3} \\
= \; & (1 - 3B + 3B^2 - B^3)Y_t \\
= \; & (1 - B)^3 Y_t
\end{aligned} \quad (2.6)
$$

differencing orde ketiga pada persamaan di atas dinotasikan oleh $(1 - B)^3$.

Selanjutnya untuk *differencing* orde keempat yang meupakan *differencing* ketiga dari *differencing* ketiga sebelumnya. Jika *differencing* orde keempat dihitung, maka:

$$
\begin{aligned}
Y_t'''' = \; & Y_t' - Y_{t-1}' - Y_{t-2}' - Y'_{t-3} \\
= \; & (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) - (Y_{t-2} - Y_{t-3}) -) - (Y_{t-3} - Y_{t-4}) \\
= \; & Y_t - Y_{t-1} - 3Y_{t-1} + 3Y_{t-2} + 3Y_{t-2} - 3Y_{t-3} - Y_{t-3} + Y_{t-4} \\
= \; & (1 - 4B + 6B^2 - 4B^3 + B^4)Y_t \\
= \; & (1 - B)^4 Y_t
\end{aligned} \quad (2.7)
$$

differencing orde keempat pada persamaan di atas dinotasikan oleh $(1 - B)^4 Y_t$

Secara umum jika terdapat *differencing* orde ke-*d* untuk mencapai stasioneritas, dapat dinotasikan dengan (Makridakis, 2006):

$$(1 - \phi_1 B + \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 + \cdots - B^d) = (1 - B)^d \quad (2.8)$$

2.4 Analisis Korelasi

Analisis korelasi adalah suatu teknik statistika yang digunakan untuk mengukur keeratan hubungan atau korelasi antara dua variabel atau lebih. Jika hanya digunakan untuk mengukur hubungan antara dua variabel merupakan korelasi sederhana atau *simple correlation*. Analisis korelasi bertujuan untuk mengukur keeratan hubungan antara dua variabel x dan y (Suharyadi dan Purwanto, 2004).

Korelasi yang terjadi antara dua variabel dapat berupa korelasi positif, negatif, tidak ada korelasi ataupun korelasi sempurna (Hasan, 2005).

1. Korelasi positif

   Korelasi positif adalah korelasi dari dua variabel, yaitu apabila variabel yang satu (x) meningkat atau menurun maka variabel lainnya (y) cenderung untuk meningkat dan menurun pula.

2. Korelasi Negatif

   Korelasi negatif adalah korelasi dari dua variabel, yaitu apabila variabel yang satu (x) meningkat atau menurun maka variabel lainnya (y) cenderung untuk menurun dan meningkat.

3. Tidak ada korelasi

   Tidak ada korelasi terjadi apabila kedua variabel ($x$dan y) tidak menunjukan adanya hubungan.

4. Korelasi sempurna

   Korelasi sempurna adalah korelasi dari dua variabel, yaitu apabila kenaikan atau penurunan variabel yang satu (x) berbanding dengan kenaikan dan penurunan variabel lainnya (y).

Koefisien Korelasi (KK) merupakan indeks atau bilangan yang digunakan untuk mengukur keeratan (kuat, lemah atau tidak ada) hubungan antar variabel. Koefisien korelasi memiliki nilai antara -1 dan $+1$ ($-1 \leq KK \leq +1$), dengan arti (Hasan, 2005):

1. Jika KK bernilai positif maka variabel-variabel berkorelasi positif. Semakin dekat nilai KK ke $+1$ maka semakin kuat korelasinya, demikian pula sebaliknya.
2. Jika KK bernilai negaitif maka variabel-variabel berkorelasi negatif. Semakin dekat nilai KK ke -1 maka semakin kuat korelasinya, demikian pula sebaliknya.
3. Jika KK bernilai 0 (nol) maka variabel-variabel tidak menunjukan korelasi.
4. Jika KK bernilai $+1$ atau -1 maka variabel-variabel menunjukkan korelasi positif atau negatif yang sempurna.

Interpretasi koefisien korelasi dapat disajikan dalam bentuk tabel sebagai berikut (Sugiyono, 2008):

Tabel 2.1 Interpretasi Koefisien Korelasi

Nilai r (Koefisien korelasi)	**Kriteria**
0,00 – 0,199	Sangat lemah
0,20 – 0,399	Lemah
0,40 – 0,599	Sedang
0,60 – 0,799	Kuat
0,80 – 1,0	Sangat kuat

(Sumber: Sugiyono, 2008)

Untuk menghitung korelasi antara dua variabel x dan y yang dinotasikan sebagai r_{xy} untuk n pasangan observasi $(x_i, y_i), i = 1, 2, \ldots, n$. Rumus-rumus berikut adalah relevan (Makridakis, 1999):

Nilai tengah x:

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \tag{2.9}$$

Nilai tengah y :

$$\bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i \tag{2.10}$$

Kovariansi antara x dan y :

$$Cov_{xy} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(y_i - \bar{y}\right) \tag{2.11}$$

Kovariansi x :

$$Cov_{xx} = Var_x = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)^2 = S_x^{\ 2} \tag{2.12}$$

Kovariansi y :

$$Cov_{yy} = Var_y = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2 = S_y^{\ 2} \tag{2.13}$$

Korelasi yang dinotasikan dengan ρ diperoleh koefisien korelasi sebagai berikut (Wibisono,2009):

$$\rho = \frac{Cov_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \tag{2.14}$$

dengan $\sigma_{xy} = E\left(x - \mu_x\right)\left(y - \mu_y\right)$, x variabel bebas dan y adalah variabel tak bebas, sehingga persamaan (2.14) dapat ditulis ulang menjadi:

$$\rho = E\left[\frac{\left(x - \mu_x\right)\left(y - \mu_y\right)}{\sigma_x \sigma_y}\right] \tag{2.15}$$

Koefisien korelasi antara x dan y dinotasikan dengan r_{xy} (Makridakis, 1999):

$$r_{xy} = \frac{Cov_{xy}}{S_x S_y}$$

$$= \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(y_i - \bar{y}\right)}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)^2}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2}}$$

$$= \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(y_i - \bar{y}\right)}{\frac{1}{n}\left(\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2}\right)}$$

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(y_i - \bar{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2}} \qquad (2.16)$$

2.4.1 Autocorrelation Fuction

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).

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

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

$$r_{Y_tY_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_t - \overline{Y}_t\right)\left(Y_{t+1} - \overline{Y}_{t+1}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_t - \overline{Y}_t\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_{t+1} - \overline{Y}_{t+1}\right)^2}} \tag{2.17}$$

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 (2.17) menjadi:

$$r_{Y_tY_{t+1}} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_t - \overline{Y}\right)\left(Y_{t+1} - \overline{Y}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_t - \overline{Y}\right)^2} \tag{2.18}$$

Pada deret berkala, γ_k merupakan fungsi autokovariansi dan ρ_k merupakan fungsi autokoelasi (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.

Autokovariansi antara Y_t dan Y_{t+k} adalah sebagai berikut (Box dan Jenkins, 2008):

$$\begin{aligned}\gamma_k &= Cov(Y_t, Y_{t+k}) \\ &= E[(Y_t-\mu)(Y_{t+k}-\mu)] \\ &= E[Y_tY_{t+k} - Y_t\mu - \mu Y_{t+k} + \mu\mu] \\ &= E[Y_tY_{t+k}] - E[Y_t\mu] - E[Y_{t+k}\mu] + E[\mu\mu] \\ &= E[Y_tY_{t+k}] - \mu E[Y_t] - \mu E[Y_{t+k}] + \mu\mu \\ &= E[Y_tY_{t+k}] - \mu\mu - \mu\mu + \mu\mu \\ &= E[Y_tY_{t+k}] - \mu\mu \\ &= E[Y_tY_{t+k}] - E[Y_t]E[Y_{t+k}]\end{aligned} \tag{2.19}$$

2.4.2 Partial Autocorrelation Fuction

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association*) antara $Y_t$dan Y_{t+1}, apabila pengaruh dari *time lag* $1, 2, 3,$ ...dan seterusnya sampai $k-1$ dianggap terpisah (Makridakis, 1999). Ada beberapa prosedur untuk menentukan bentuk PACF (*Partial Autocorrelation Function*) 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 variable $Y_{t+k-1}, Y_{t+k-2}, \dots Y_{t+k-j}$, maka (Wei, 2006):

$$Y_{t+k} = \phi_{k1}Y_{t+k-1} + \phi_{k2}Y_{t+k-2} + \ldots + \phi_{kk}Y_{t+k-k} + a_{t+k} \tag{2.20}$$

dengan ϕ_{ki} merupakan parameter regresi dan a_{t+k} adalah nilai *error* dengan rata-rata 0, dan tidak berkorelasi dengan Y_{t+k-j} untuk $j = 1, 2, \ldots, k$, langkah pertama yang dilakukan adalah mengalikan persamaan (2.20) dengan Y_{t+k-j} pada kedua ruas sehingga diperoleh:

$$Y_{t+k}Y_{t+k-j} = \phi_{k1}Y_{t+k-1}Y_{t+k-j} + \phi_{k2}Y_{t+k-2}Y_{t+k-j} + \ldots + \phi_{kk}Y_{t+k-k}Y_{t+k-j} + a_{t+k}Y_{t+k-j} \qquad (2.21)$$

Selanjutnya nilai ekspektasi dari persamaan (2.21) adalah:

$$E[Y_{t+k}Y_{t+k-j}] = \phi_{k1}E[Y_{t+k-1}Y_{t+k-j}] + \phi_{k2}E[Y_{t+k-2}Y_{t+k-j}] + \ldots + \phi_{kk}E[Y_{t+k-k}Y_{t+k-j}] + E[a_{t+k}Y_{t+k-j}] \qquad (2.22)$$

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

$$\gamma_j = \phi_{k1}\gamma_{j-1} + \phi_{k2}\gamma_{j-2} + \ldots + \phi_{kk}\gamma_{j-k} \qquad (2.23)$$

Persamaan (2.20) dibagi dengan $E\left[Y_{t+k}\right] = \gamma_0$ sehingga menjadi:

$$\frac{\gamma_j}{\gamma_0} = \phi_{k1}\frac{\gamma_{j-1}}{\gamma_0} + \phi_{k2}\frac{\gamma_{j-2}}{\gamma_0} + \ldots + \phi_{kk}\frac{\gamma_{j-k}}{\gamma_0} \qquad (2.24)$$

atau dapat disederhanakan menjadi bentuk:

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \ldots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \qquad (2.25)$$

untuk $j = 1, 2, \ldots, k$, diperoleh sistem persamaan berikut:

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

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

a. Untuk *lag* pertama $(k = 1)$ diperoleh persamaan $\rho_1 = \phi_{11}\rho_0$, karena $\rho_0 = \frac{\gamma_0}{\gamma_0} = 1$ sehingga $\rho_1 = \phi_{11}$ yang berarti bahwa nilai fungsi autokorelasi parsial pada *lag* pertama akan sama dengan koefisien *lag* pertama.

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

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{21}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_{21}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 \end{aligned} \tag{2.26}$$

Persamaan (2.26) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{21} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix} \tag{2.27}$$

misal $A = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan *Cramer* diperoleh:

$$\phi_{22} = \frac{\det(A_2)}{\det(A)} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2} \tag{2.28}$$

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

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{31}\rho_0 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_2 \\ \rho_2 &= \phi_{31}\rho_1 + \phi_{32}\rho_0 + \phi_{33}\rho_1 \\ \rho_3 &= \phi_{31}\rho_2 + \phi_{32}\rho_1 + \phi_{33}\rho_0 \end{aligned} \tag{2.29}$$

Persamaan (2.29) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi:

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{31} \\ \phi_{32} \\ \phi_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix} \tag{2.30}$$

misal $A = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{bmatrix}$, dengan menggunakan aturan *Cramer* diperoleh:

$$\phi_{33}=\frac{\det(A_3)}{\det(A)}=\frac{\begin{vmatrix}1 & \rho_1 & \rho_1\\ \rho_1 & 1 & \rho_2\\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3\end{vmatrix}}{\begin{vmatrix}1 & \rho_1 & \rho_2\\ \rho_1 & 1 & \rho_1\\ \rho_2 & \rho_1 & 1\end{vmatrix}}=\frac{\rho_3+\rho_1\rho_2^2+\rho_1^3-2\rho_1\rho_2-\rho_1^2\rho_3}{1+\rho_1^2\rho_2+\rho_2\rho_1^2-\rho_2^2-2\rho_1^2}$$

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

$$\begin{aligned}
\rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0+\phi_{k2}\rho_1+\ldots+\phi_{kk}\rho_{j-1}\\
\rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1+\phi_{k2}\rho_0+\ldots+\phi_{kk}\rho_{j-2}\\
&\vdots\\
\rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1}+\phi_{k2}\rho_{k-2}+\ldots+\phi_{kk}\rho_0
\end{aligned} \tag{2.31}$$

Persamaan (2.31) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi:

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

dengan menggunakan aturan *Cramer* diperoleh:

$$A_k=\begin{bmatrix}1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_1\\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_2\\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots\\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k\end{bmatrix} \tag{2.32}$$

sehingga nilai fungsi autokorelasi parsial k adalah sebagai berikut:

$$\phi_{kk}=\frac{\det(A_k)}{\det(A)}=\frac{\begin{bmatrix}1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1\\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2\\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots\\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k\end{bmatrix}}{\begin{bmatrix}1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1}\\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2}\\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots\\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & 1\end{bmatrix}}$$

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

2.5 Uji Asumsi Klasik

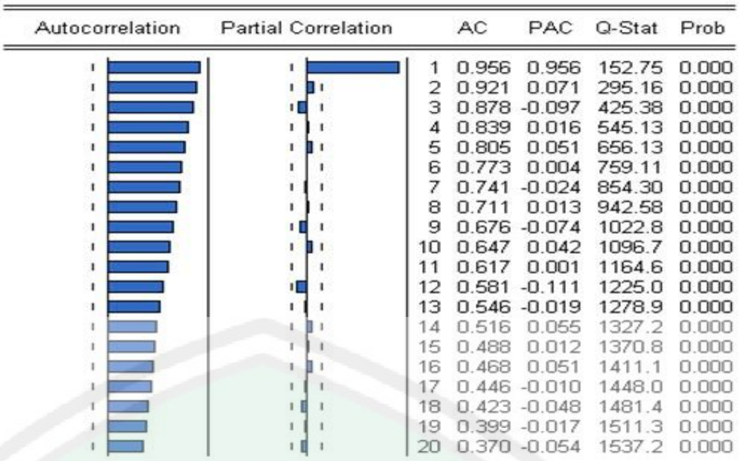
2.5.1 Uji Stasioneritas

Pengujian stasioneritas dari suatu deret waktu dapat dilakukan dengan melakukan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) (Gujarati, 2004). Uji ADF merupakan salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas dari data, yakni dengan melihat apakah terjadi aka satuan di dalam model. Selain uji ADF, uji stasioneritas dapat dilakukan dengan uji kolelogram. 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 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 terakhir akan bergerak mendekati nol atau lebih dengan nilai taraf signifikan α (Rosadi, 2012). Adapun kolelogram yang stasioner adalah sebagai berikut:



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.956	0.956	152.75	0.000
		2	0.921	0.071	295.16	0.000
		3	0.878	-0.097	425.38	0.000
		4	0.839	0.016	545.13	0.000
		5	0.805	0.051	656.13	0.000
		6	0.773	0.004	759.11	0.000
		7	0.741	-0.024	854.30	0.000
		8	0.711	0.013	942.58	0.000
		9	0.676	-0.074	1022.8	0.000
		10	0.647	0.042	1096.7	0.000
		11	0.617	0.001	1164.6	0.000
		12	0.581	-0.111	1225.0	0.000
		13	0.546	-0.019	1278.9	0.000
		14	0.516	0.055	1327.2	0.000
		15	0.488	0.012	1370.8	0.000
		16	0.468	0.051	1411.1	0.000
		17	0.446	-0.010	1448.0	0.000
		18	0.423	-0.048	1481.4	0.000
		19	0.399	-0.017	1511.3	0.000
		20	0.370	-0.054	1537.2	0.000

Gambar 2.7 Kolelogram Data Tidak Stasioner (Gujarati,2004)

Gambar (2.7) merupakan data triwulanan *Gross Domestic Product United States* dari triwulan pertama tahun 1970 sampai dengan triwulan keempat tahun1991. Dari Gambar (2.7), 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*

Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui data bersifat stasioner atau tidak yaitu dengan membuat plot antara nilai pengamatan terhadap waktu. Selain itu menurut Saludin (2017), uji stasioner juga dapat dilakukan dengan uji akar unit. Untuk memperoleh gambaran mengenai uji akar unit, akan ditunjukkan pada persamaan AR(1) berikut ini:

$$Z_t = \omega Z_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (2.33)$$

Hipotesis yang digunakan:

$H_0 : ADF = 1$ (data memiliki akar unit/ data bersifat tidak stasioner)

$H_1 : ADF < 1$ (data tidak memiliki akar unit/ data bersifat stasioner)

statistik uji:

$$ADF = \frac{\hat{\omega}}{SE(\hat{\omega})} \tag{2.34}$$

dengan

$$SE = \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \tag{2.35}$$

dimana:

ADF : Uji Dickey Fuller

$\widehat{\omega}$: penduga dari koefisien ω

ω : parameter AR

SE : nilai standar *error*

σ^2 : variansi

n : banyaknya pengamatan

Keputusan : H_0 ditolak jika statistik uji DF lebih kecil daripada nilai kritis

Kesimpulan : Jika H_0 ditolak maka data bersifat stasioner

2.5.2 Uji Normalitas

Uji normalitas dugunakan untuk menguji apakah suatu data berdistribusi normal atau tidak. Uji normalitas dapat digunakan untuk mengukur data berskala ordinal, interval, atau rasio. Menurut Rosadi (2012), salah satu pengujian normalitas data, yaitu menggunakan pendekatan grafik. Selain itu, normalitas juga dapat diketahui dengan membandingkan nilai *Jarque-Bera* (JB) dan nilai *Chi Square* tabel (Ansofino, 2016).

Hipotesis yang digunakan:

$H_0 : \mu = 0$ (*error* berdistribusi normal)

$H_1 : \mu \neq 0$ (*error* tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

$$JB = \frac{n}{2}\left(S_k^2 + \frac{(K_u - 3)^2}{4}\right) \tag{2.35}$$

dan untuk estimasi skewness dan kurtosis digunakan statistik S_k dan Kyang didefinisikan sebagai berikut:

$$S_k = \frac{\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}(Z_l - \mu)^3}{\left(\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}(Z_l - \mu)^2\right)^{\frac{3}{2}}} \tag{2.36}$$

dan

$$K_u = \frac{\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}(Z_l - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}(Z_l - \mu)^2\right)^{2}} \tag{2.37}$$

dimana:

Z_l : variabel acak untuk semua $l = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$

μ : nilai ekspektasi variabel acak (rata-rata variabel acak)

S_k : skewness

K_u : kuortosis

Keputusan : Jika JB hitung > *Chi Square* tabel, maka H_0 ditolak

Kesimpulan : Jika H_0 ditolak, maka *error* tidak berdistribusi normal.

2.5.3 White Noise

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

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

fungsi autokorelasi (ρ_k):

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

dan fungsi autokorelasi parsial (ϕ_{kk}):

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

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

H_1 : minimal ada satu $\rho_j \neq 0, \forall_j = 1,2, \dots, k$ (residual tidak memenuhi asumsi *white noise*) dengan menggunakan statistik uji yaitu sebagai berikut:

$$Q_k = T\sum_{j=1}^{k} tr\left(\overline{\Sigma}_j^{'}\,\overline{\Sigma}_0^{-1}\,\overline{\Sigma}_j\,\overline{\Sigma}_0^{-1}\right) \tag{2.38}$$

Kriteria keputusan: H_0 ditolak jika $Q_k > \chi^2_{(a;K-p-q)}$ atau *p-value*<alfa.

dimana:

T : ukuran sampel

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

k : *lag* ke – k

Kriteria pengujian:

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

2.6 Saham dan Volatilitas

2.6.1 Saham

Saham adalah salah satu bentuk investasi yang paling banyak diminati karena memberikan keuntungan yang menarik. Saham berwujud selembar kertas yang menerangkan bahwa pemilik kertas adalah pemilik perusahaan yang menerbitkan surat berharga tersebut. Porsi kepemilikan ditentukan oleh seberapa besar penyertaan yang ditanamkan di perusahaan tersebut. (Darmadji & Hendi, 2006).

Perubahan harga saham tidak dapat ditentukan secara pasti. Menurut Hull (2012), perubahan harga saham dapat dimodelkan menggunakan persamaan differensial stokastik sebagai berikut:

$$dS_T = \mu S_T\, dt + \sigma S_T\, dW_T \tag{2.39}$$

dengan:

$\mu S_T\, dt$: komponen deterministik

$\sigma S_T\, dW_T$: komponen stokastik

$W(t)$: proses Wiener

2.6.2 Volatilitas

Volatilitas adalah salah satu pengukuran statistik untuk fluktuasi harga selama periode waktu tertentu. Volatilitas juga dapat didefinisikan sebagai ukuran dalam presentase yang menyatakan seberapa besar kemungkinan harga saham dapat bergerak naik atau turun dalam suatu periode tertentu (Karnadjaja, dkk, 2007).

Dalam saham, volatilitas sangat penting untuk dipahami oleh para investor. Volatilitas digunakan para investor untuk meminimalisir resiko yang akan dihadapi. Semakin tinggi niali volatilitas dari suatu saham, maka semakin tinggi ketidakpastian dari return saham yang akan diperoleh. Menurut Ekananda (2015), perhitungan besarnya volatilitas dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$r_t = ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) \tag{2.40}$$

dimana:

r : return

t : waktu

S : harga saham

dan perhitungan standar deviasi dari return dapat dinyatakan sebagai berikut (Hull, 2012):

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(r-\bar{r})^2} \quad (2.41)$$

dimana:

s : standar deviasi

n : banyaknya pengamatan

r : return

$\bar{r}$: rata-rata return

2.7 Model-Model *Time Series* Stasioner

Model *time series* dibagi menjadi dua macam yakni model *time series* stasioner dan model *time series* nonstasioner. Terdapat beberapa model *time series* stasioner, diantaranya model *Autoregressive* (AR) dan model *Vector Autoregressive* (VAR). Adapun model AR dan model VAR akan dijelaskan sebagai berikut:

2.7.1 Model *Autoregressive*

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 (Pankratz, 1983). Model AR secara umum dapat dituliskan sebagai berikut $AR(p)$ (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)z_t = a_t \tag{2.42}$$

atau dapat ditulis sebagai,

$$(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)z_t = a_t$$

$$z_t - \phi_1 z_{t-1} - \cdots - \phi_p z_{t-p} = a_t$$

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \cdots + \phi_p z_{t-p} + a_t \tag{2.43}$$

Karena $z_t = Y_t - \mu$, maka persamaan (2.30) dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut:

$$Y_t - \mu = \phi_1(Y_{t-1} - \mu) + \cdots + \phi_p(Y_{t-p} - \mu) + a_t$$

$$= \phi_1 Y_{t-1} - \phi_1\mu + \cdots + \phi_p Y_{t-p} - \phi_p\mu + a_t$$

$$Y_t = \mu - \phi_1\mu - \cdots - \phi_p\mu + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t$$

$$= \mu(1 - \phi_1 - \cdots - \phi_p) + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t$$

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

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \tag{2.44}$$

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

$$\begin{aligned}
Y_1 &= \phi_0 + \phi_1 Y_0 + \ldots + \phi_p Y_{1-p} + a_1 \\
Y_2 &= \phi_0 + \phi_1 Y_1 + \ldots + \phi_p Y_{2-p} + a_2 \\
Y_3 &= \phi_0 + \phi_1 Y_2 + \ldots + \phi_p Y_{3-p} + a_3 \\
&\vdots \\
Y_n &= \phi_0 + \phi_1 Y_{n-1} + \ldots + \phi_p Y_{n-p} + a_n
\end{aligned}$$

atau dalam bentuk matriks:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & Y_0 & \cdots & Y_{1-p} \\ 1 & Y & \cdots & Y_{2-p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & Y_{n-1} & \cdots & Y_{n-p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \tag{2.45}$$

dengan

Y_t : data Y pada periode ke$-t$, $t = 1, 2, \ldots, n$

Y_{t-1} : data Y pada periode ke$-(t-i)$, $i = 1, 2, \ldots, p$

a_t : *error* pada periode ke$-t$

μ : rata-rata dari Y_t

ϕ_0 : konstanta rata-rata

ϕ_i : koefisien *Autoregressive* ke$-i$

z_t : selisih dari nilai variabel Y_t dengan μ

2.7.2 Model Vector Autoregressive

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

Persamaan model VAR dengan k variabel dan orde p atau VAR (p) sebagai berikut (Lutkehpohl, 2005):

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.46)$$

dimana $Z_t = (Z_{1,t}, Z_{2,t}, \ldots, Z_{k,t})^T$ adalah vektor Z_t berukuran $k \times 1$, Φ_i adalah matriks berukuran $k \times k$, $\Phi_0 = (\Phi_{10} \quad \Phi_{20} \quad \cdots \quad \Phi_{k0})^T$ adalah vektor dengan dimensi k dan $a_t = (a_{1,t} \quad a_{2,t} \quad \cdots \quad a_{k,t})^T$ merupakan vektor *error* berukuran $k \times 1$

yang diasumsikan sebagai *multivariate* normal dengan $E(\mu_t)=0,\ E(\mu_t\mu_t^T)=\Sigma_\mu$ dan $E(\mu_t\mu_s^T)=0$ untuk $s\neq t$. Matriks kovarian (Σ_μ) harus definit positif.

2.8 Estimasi parameter *Autoregressive* metode *Ordinary Least Square*

Sembiring (1995) menyatakan bahwa model ARIMA (p,d,q) merupakan model regresi, sehingga model standart yang biasa digunakan dalam estimasi parameter adalah model *Ordinary Least Square* (OLS), karena penaksir yang didapat dari metode tersebut merupakan penaksir tak bias. Selain itu, metode OLS dibangun berdasarkan asumsi *error* berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variasi σ^2. Model *Seasonal* ARIMA dikenal dengan model ARIMA (p,d,q) (P,D,Q) atau ARIMA musiman. Oleh karena itu yang digunakan dalam mengestimasi parameter model *Seasonal* ARIMA adalah metode OLS pula.

Misalkan metode statistik linier

$$y=\beta_1x_1+\beta_2x_2+\ldots+\beta_kx_k+e \tag{2. 47}$$

Menurut Aziz (2010) jika terdapat sejumlah n data observasi maka model ini dapat ditulis dalam bentuk matriks

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \tag{2. 48}$$

Sehingga model linier ini dapat disederhanakan sebagai

$$y=X\beta+a \tag{2.49}$$

Untuk mengestimasi parameter nilai β dengan metode OLS yakni dengan meminimumkan kuadrat *error* sebagai berikut (Aziz, 2010):

$$
\begin{aligned}
S &= \sum_{t=1}^{n} a_t^2 \\
&= a_1^2 + a_2^2 + \ldots + a_n^2 \\
&= \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \ldots & a_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \\
&= a^T a \\
&= (y - X\beta)^T (y - X\beta) \qquad (2.50)
\end{aligned}
$$

Sehingga persamaan (2.47) dapat dinyatakan sebagai berikut

$$
\begin{aligned}
S &= (y - X\beta)^T (y - X\beta) \\
&= \left(y^T - X^T \beta^T\right)(y - X\beta) \\
&= y^T y - y^T X\beta - \beta^T X^T y + \beta^T X^T X\beta \\
&= y^T y - (y^T X\beta)' - \beta^T X^T y + \beta^T X^T X\beta \\
&= y^T y - \beta^T X^T y - \beta^T X^T y + \beta^T X^T X\beta \\
&= y^T y - 2\beta^T X^T y + \beta^T X^T X\beta \qquad (2.\ 51)
\end{aligned}
$$

Untuk meminumkannya dapat diperoleh dengan melakukan turunan pertama S tehadap β (Aziz, 2010)

$$
\begin{aligned}
\frac{dS}{d\beta} &= 0 - 2X^T y + X^T X\beta + \left(\beta^T X^T X\right)^T \\
&= -2X^T y + X^T X\beta + X^T X\beta \\
&= -2X^T y + 2X^T X\beta \qquad (2.\ 52)
\end{aligned}
$$

dan menyamakannya dengan nol diperoleh

$$X^T X\beta = X^T y \qquad (2.\ 53)$$

Sehingga diperoleh penaksir β sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_{(OLS)} = (X^T X)^{-1} X^T y \qquad (2.\ 54)$$

2.9 Estimasi parameter *Autoregressive* metode *Jackknife*

Pada tahap ini akan diperlihatkan (kasus khusus) pada proses *Autoregressive* (AR) secara umum atau proses AR(p), diberikan:

$$y_t = \varphi' d_t + \beta_1 y_{t-1} + \cdots + \beta_p y_{t-p} + \epsilon_t, \qquad t = 1, \dots, n, \tag{2.55}$$

Dimana d_t dinotasikan sebagai bentuk vektor deterministik, sebagai contoh sebuah nilai rata-rata dan pangkat dari t, ϵ_t adalah distribusi independen dan polinomial $\beta(z) = 1 - \beta_1 z - \cdots \beta_p z^p$ mempunyai akar-akar yang berada diluar batas data. Untuk pengambilan nilai tersebut maka diasumsikan $y_{-p+1}, \dots, y_{-1}, y_0$ telah diketahui. Vektor parameter yang tidak diketahui adalah $\theta = (\beta_1, \dots, \beta_p, \varphi')'$ digunakan pada model regresi yang ditulis dalam bentuk matriks $y = X\theta + \epsilon$, dimana $y = (y_1, \dots, y_n)'$ dan X adalah matriks dengan kolom $(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, d'_t)$. Estimator Ordinary Least Square (OLS) θ didefinisikan sebagai $\hat{\theta} = (X'X)^{-1}X'y$ tetapi $\hat{\theta}$ bukan estimasi tak bias dari θ pada model ini.

Analisis ini pertama kali ditemukan oleh Shaman dan Stine (1988) dan pada kondisi inilah estimator *Jackknife* bertujuan untuk menghapus. Bentuk umum dari estimator *Jackknife* θ didefinisikan sebagai:

$$\hat{\theta}_J = \left(\frac{n}{n-l}\right)\hat{\theta} - \left(\frac{l}{n-l}\right)\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\hat{\theta}_i, \tag{2.56}$$

Dimana $\hat{\theta}_i$ $(i = 1, \dots, m)$ adalah sub sampel estimator OLS dan tiap sub sampel adalah banyaknya l. Meski $\hat{\theta} = \theta + O(n^{-1})$, estimator *Jackknife* memenuhi $\hat{\theta}_J = \theta + O(n^{-2})$.

Model AR(1) stasioner didapatkan dari persamaan (2.37) dengan memisalkan $p = 1$ dan $d_t = 0$ didapatkan hasil sebagai berikut:

Model A : $y_t = \beta y_{t-1} + \epsilon_t,\ |\beta| < 1,\ t = 1, \dots, n,$

dimana ϵ_t adalah independen $(0,\backslash\sigma^2)$ dan y_0 diasumsikan dengan cara ekonometrika. Estimator OLS dari β, didefinisikan sebagai:

$$\hat{\beta} = \left(\sum_{t=1}^{n} y_{t-1}^2\right)^{-1} \sum_{t=1}^{n} y_t y_{t-1} = \beta + \left(\sum_{t=1}^{n} y_{t-1}^2\right)^{-1} \sum_{t=1}^{n} \epsilon_t y_{t-1} \quad (2.57)$$

adalah bias tetapi hanya pada model ini dan tujuannya adalah untuk menetapkan tingkatan pada teknik *Jackknife* yang mana bisa menghasilkan sebuah estimator dengan bias yang lebih kecil. ketika y_0 tetap dan ϵ_t adalah independen dengan $N(0,1)$ maka (Shenton dan Johnson, 1965):

$$E(\hat{\beta} - \beta) = -\frac{2\beta}{n} + \frac{4\beta}{n^2} + O(n^{-3}) \quad (2.58)$$

kenormalan pada pengembangan ini dan mendemonstrasikan bagaimana kondisi awal y_0 mempengaruhi kondisi $O(n^{-2})$. Suatu hal yang mempengaruhi y_0 ketika diuji kenormalannya, pada penelitian memperoleh hasil sebagai berikut (Bao, 2007):

$$E(\hat{\beta} - \beta) = -\frac{2\beta}{n} + \frac{1}{n^2}\left[4\beta + \frac{2\beta y_0^2}{\sigma^2}\right] + O(n^{-3}) \quad (2.59)$$

Simulasi diatas mengambil $y_0 = 0$ untuk berkorespondensi dengan rata-rata yang tidak kondisional pada proses y_t.

2.10 Root Mean Square Error

Root Mean Square Error (RMSE) adalah ukuran yang sering digunakan untuk perbedaan antara nilai-nilai (nilai sampel atau populasi) yang diprediksi oleh model atau estimator dan nilai-nilai yang diamati. RMSD mewakili akar kuadrat dari momen sampel kedua dari perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai yang diamati atau rata - rata kuadrat dari perbedaan ini. Penyimpangan ini disebut *residual* ketika perhitungan dilakukan atas sampel data yang digunakan untuk estimasi dan disebut *kesalahan* (atau kesalahan prediksi) saat dihitung di luar sampel. RMSE berfungsi untuk mengumpulkan besarnya kesalahan dalam prediksi untuk berbagai waktu menjadi satu ukuran kekuatan prediksi. RMSE adalah ukuran akurasi , untuk membandingkan kesalahan peramalan model yang berbeda untuk dataset tertentu dan bukan antara dataset, karena ini tergantung pada skala (Hyndman dkk, 2006).

RMSE adalah akar dari rata-rata kesalahan kuadrat. Efek setiap kesalahan pada RMSE sebanding dengan ukuran kesalahan kuadrat; dengan demikian kesalahan yang lebih besar memiliki efek besar secara tidak proporsional pada RMSE. Akibatnya, RMSE sensitif terhadap outlier (Pontius dkk, 2008).

RMSE dari nilai prediksi $\hat{y}_t$ untuk t kali dari variabel y_t dependen regresi dengan variabel yang diamati selama waktu T , dihitung untuk prediksi T yang berbeda sebagai akar kuadrat dari rata-rata kuadrat penyimpangan, didefinisikan:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}(\hat{y}_t - y_t)^2}{T}} \quad (2.60)$$

(Untuk regresi pada data cross-sectional, t subskrip digantikan oleh i dan T digantikan oleh n).

2.11 Hasil Penelitian Sebelumnya

Marcus J. Chambers (2010) meneliti tentang Estimasi *Jackknife* pada model *autoregressive* yang bekesimpulan bahwa penelitiannya digunakan untuk membuktikan beberapa teori umum terkait dengan metode *Jackknife* yang menghasilkan pemahaman yang lebih luas pada penggunaan metode *Jackknife* sebagai metode estimasi pada model *autoregressive*. Sebuah metode bedasarkan pada penggunanaan non-overlapping sub interval yang ditemukan untuk mengestimasi dengan baik dan berguna untuk mereduksi bias dan rata-rata akar kuadrat dibandingkan dengan OLS, sebuah metode yang cocok digunakan dengan jumlah sub sampel, dan teorinya sudah terbukti.

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 $z_3 = w_3\varphi_3 + a_3$ dan memiliki hasil estimasi parameter dengan metode *Ordinary Least Square* yaitu $\boldsymbol{\varphi_3} = \left(\boldsymbol{w_3}^T \boldsymbol{w_3}\right)^{-1} \boldsymbol{w_3}^T \boldsymbol{z_3}$.

Iffana Intanlya Fauzie (2019) meneliti model *Autoregressive Integrated Moving Average* menggunakan metode *Jackknife* pada data teh di provinsi Jawa Barat. Hasil dari penelitian tersebut adalah estimasi parameter model $\text{ARIMA}(0,0,1)(1,1,1)^{12}$ menggunakan metode *Jackknife* pada data produksi teh di Jawa Barat pada tahun 2009 sampai dengan 2013 adalah

$$Y_t = Y_{t-12} - 0.1687\left(Y_{t-12} - Y_{t-24}\right) + 0.0777_1 a_{t-12} - 0.2295 a_{t-1} + 0.0221 a_{t-13} + a_t$$

2.12 Kajian Al-Qur'an tentang Estimasi Parameter

Sebagai manusia yang berakal, tentunya kita pernah menduga suatu kejadian. Tetapi pendugaan tersebut akan lebih baik jika disertai data-data yang valid agar tidak tercipta suatu kebohongan belaka. Oleh karena itu, terdapat ilmu-ilmu dalam menduga atau menaksirkan sesuatu meskipun hasil akhir yang diperoleh berbeda dengan kenyataan. Karena kita sebagai manusia hanya bisa menduga dan Allah SWT yang menentukan semuanya. Salah satu ilmu tersebut adalah estimasi.

Estimasi merupakan salah satu kegiatan yang dilakukan dalam ilmu statistika. Estimasi biasanya diartikan sebagai pendugaan atau penaksiran. Dalam QS. Al-Baqarah [2] ayat 78 terdapat suatu ayat yang memuat tentang konsep estimasi sebagai berikut :

وَمِنْهُمْ أُمِّيُّونَ لَا يَعْلَمُونَ ٱلْكِتَٰبَ إِلَّآ أَمَانِىَّ وَإِنْ هُمْ إِلَّا يَظُنُّونَ

Artinya : *Dan diantara mereka ada yang buta huruf, tidak mengetahui Al-Kitab (Taurat), kecuali dongengnya bohong dan mereka hanya menduga-duga.*

Ayat di atas menjelaskan bahwa kebanyakan orang Yahudi belum belajar menulis dan tidak bisa membaca tulisan sehingga mereka mudah sekali dibohongi. Selain itu mereka juga tidak mengetahui kabar tentang apa yang telah diketahui oleh orang-orang terdahulu. Dengan kondisi demikian mereka hanya bisa menduga hal-hal yang tidak diketahuinya (Abdurrahman, 2006: 142).

Dalam Tafsir Jalalayn ayat diatas ditafsirkan sebagai berikut, (Dan di antara mereka) di antara orang-orang Yahudi itu (ada yang buta huruf) atau orang-

orang awam yang (tidak mengethaui Alkitab) maksudnya Taurat (kecuali) (angan-angan) atau kebohongan belaka, yakni yang mereka dengar dari para pemimpin mereka lalu mereka terima dan percayai. (Dan tiadalah) (mereka) yakni dalam menentang kenabian Muhammad dan soal-soal lainnya yang mereka buat-buat itu (kecuali hanyalah menduga-duga belaka) yakni dugaan yang tidak bedasarkan ilmu.

Sedangkan parameter adalah faktor yang mempengaruhi sesuatu hal yang akan diduga bedasarkan ilmu statistika. Sesuatu yang akan diduga akan berpengaruh untuk data selanjutnya. Pengaruh itulah yang dinamakan sebuah parameter. Jadi pendugaan itu harus ada parameter yang akan diselesaikan oleh suatu metode atau berbagai macam metode menurut aturan matematika dalam bidang statistik.

Peneliti menggunakan surat Al Baqarah ayat 78 untuk memberi penguatan estimasi dalam penelitian ini. Data yang akan diteliti akan diestimasi untuk diperoleh data yang akan terjadi pada tahun berikutnya. 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 Peneitian

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

3.2 Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data harga saham harian dari bulan Agustus 2019 sampai dengan bulan Desember 2019. Data-data yang diperoleh peneliti bersumber dari website https://www.idx.co.id/data-pasar/laporan-statistik/statistik/ pada tanggal 4 Mei 2020.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel penelitian ini dibagi menjadi tiga, yaitu variabel independent Jakarta Islamic Index (Y_1), BISNIS-27 (Y_2), dan IDX30 (Y_3).

3.4 Metode Analisis Data

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mengestimasi model VAR menggunakan metode *Jackknife* pada data Kurs mingguan periode Februari 2019-Januari 2020 sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi data.
2. Menguji hipotesa data.
   a. Uji Normalitas, jika data belum berdistribusi normal maka dilakukan transformasi ke dalam *log return* sampai data berdistribusi normal.

b. Uji Stasioneritas, jika data belum stasioner, maka akan dilakukan *differencing* sampai data tersebut stasioner.

3. Identifikasi model AR bedasarkan grafik acf dan pacf.
4. Mengestimasi parameter model VAR dengan metode OLS.
5. Mengestimasi parameter model VAR dengan metode *Jackknife.*
   a. Membagi tiap tiap data kedalam beberapa sampel yang sama.
   b. Menentukan banyaknya sampel,jumlah data pada tiap sampel, dan keseluruhan data.
   c. Mengestimasi parameter tiap-tiap sampel menggunakan metode OLS.
   d. Mencari rata-rata dari semua parameter sampel yang telah diestimasi
   e. Mengestimasi parameter menggunakan metode *Jackknife.*
   f. Memasukkan nilai parameter OLS dan Jackknife kedalam model VAR untuk kemudian dibandingkan.
6. Mencari nilai RMSE pada model bedasarkan metode yang digunakan untuk kemudian dibandingkan.

BAB IV

PEMBAHASAN

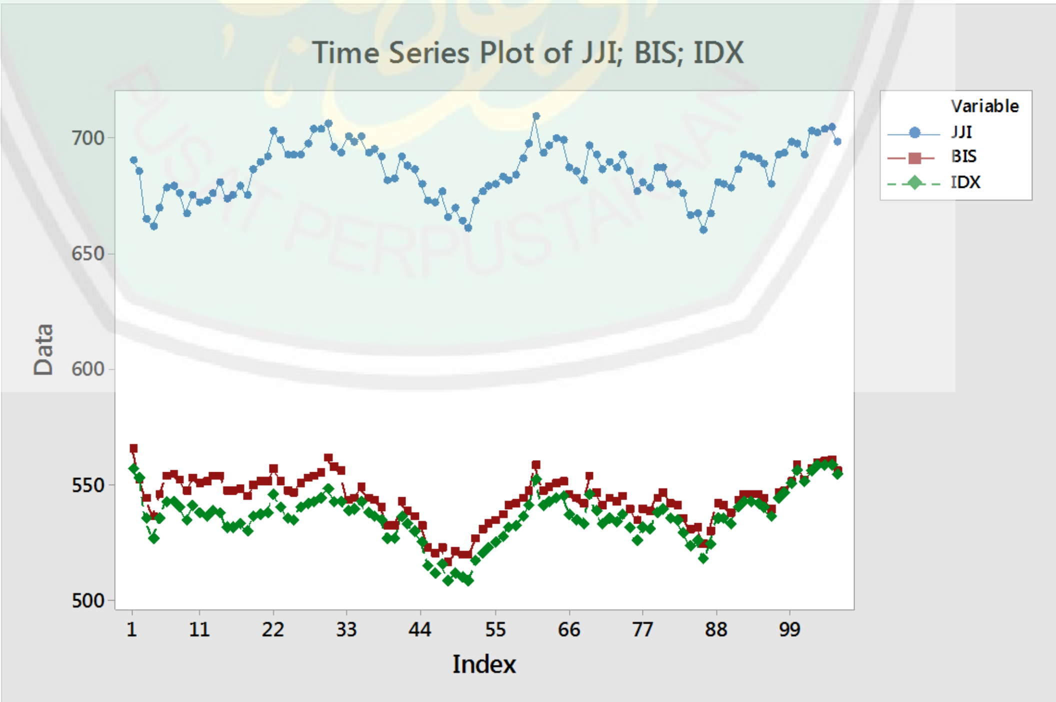
4.1 Identifikasi Data

Identifikasi data adalah langkah untuk mengetahui statistik deskriptif dari sebuah data. Adapun statistik deskriptif untuk data harga saham pada bulan Agustus 2019 sampai bulan Desember 2019 adalah sebagai berikut:

Variable	N	N*	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Minimum	Maximum
JII	106	0	685.43	1.12	11.54	133.27	660.08	709.17
BIS	106	0	543.66	0.994	10.23	104.73	516.13	565.59
IDX	106	0	535.56	1.05	10.83	117.26	508.10	558.46

Gambar 4.1 Statistika Deskriptif (*sumber: Minitab)*

Pada gambar 4.1 diketahui bahwa masing masing variabel memiliki 106 data. Rata-rata saham JII sebesar 685.43, nilai minimum 660.08, nilai maximum 709.17, standar deviasi 11.54, dan varians sebesar 133.27. Untuk mengetahui perubahan data dapat dilihat pada gambar plot data sebagai berikut:



Gambar 4.2 Plot Data Saham (*sumber: Minitab)*

Dari gambar 4.2 plot data menunjukkan bahwa ketiga variabel data mengalami peningkatan dan penurunan setiap harinya, dengan kata lain fluktuasi data tidak berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan.

4.2 Uji Hipotesa

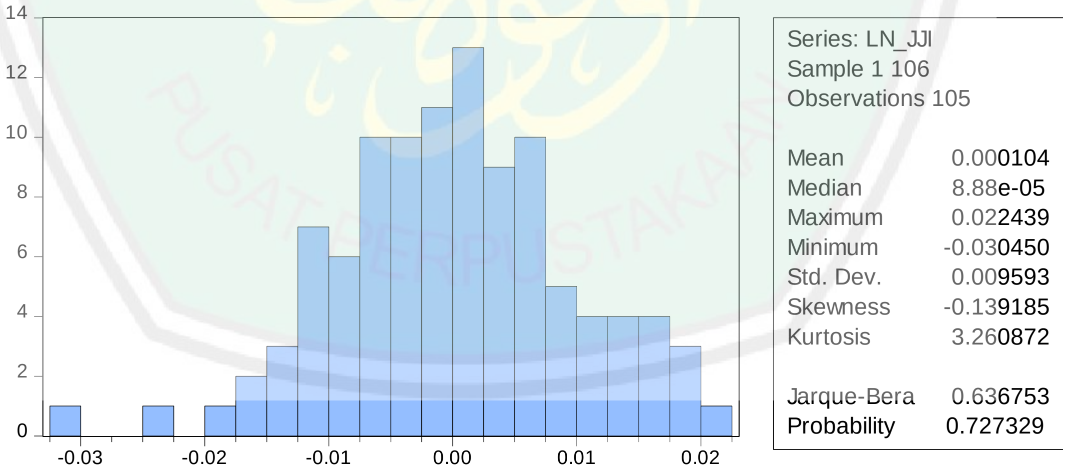
a. Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk mengetahui apakah data berdistribusi normal atau tidak berdistribusi normal. Uji normalitas pada *log return* menggunakan uji *Jarque Bera* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \mu = 0$ (data berdistribusi normal)

$H_1 : \mu \neq 0$ (data tidak berdistribusi normal)

Dengan kriteria uji yaitu H_0 diterima jika nilai $Jarque\ Bera <$ nilai tabel *Chi Square* didapatkan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.3 Uji Normalitas data (*sumber: Eviews)*

Pada gambar 4.3 menunjukkan bahwa nilai *Jarque-Bera* sebesar 0.636753 dan nilai tabel *Chi Square* 128.803 artinya nilai *Jarque-Bera* lebih kecil daripada nilai tabel *Chi Square* yang berarti H_0 diterima. Hal ini menunjukkan bahwa *log return* data saham JII berdistribusi normal. Untuk uji normalitas data saham BISNIS27 dan IDX30 yang lain akan ditampilkan pada Lampiran 2.

b. Uji Stasioneritas

Sebelum dilakukan proses pemodelan dan estimasi, masing masing variabel data akan diuji untuk memenuhi kestasioneritas data. Untuk mengetahui stasioneritas data, maka dilakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : ADF = 1$ (data bersifat tidak stasioner)

$H_1 : ADF < 1$ (data bersifat stasioner)

Dengan kriteria uji yaitu tolak H_0, jika $t_{statistic} < t_\alpha$ pada taraf signifikan $\alpha = 5\%$ didapatkan hasil sebagai berikut:

Null Hypothesis: LN_JII has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.72460	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.494378	
	5% level	-2.889474	
	10% level	-2.581741	

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

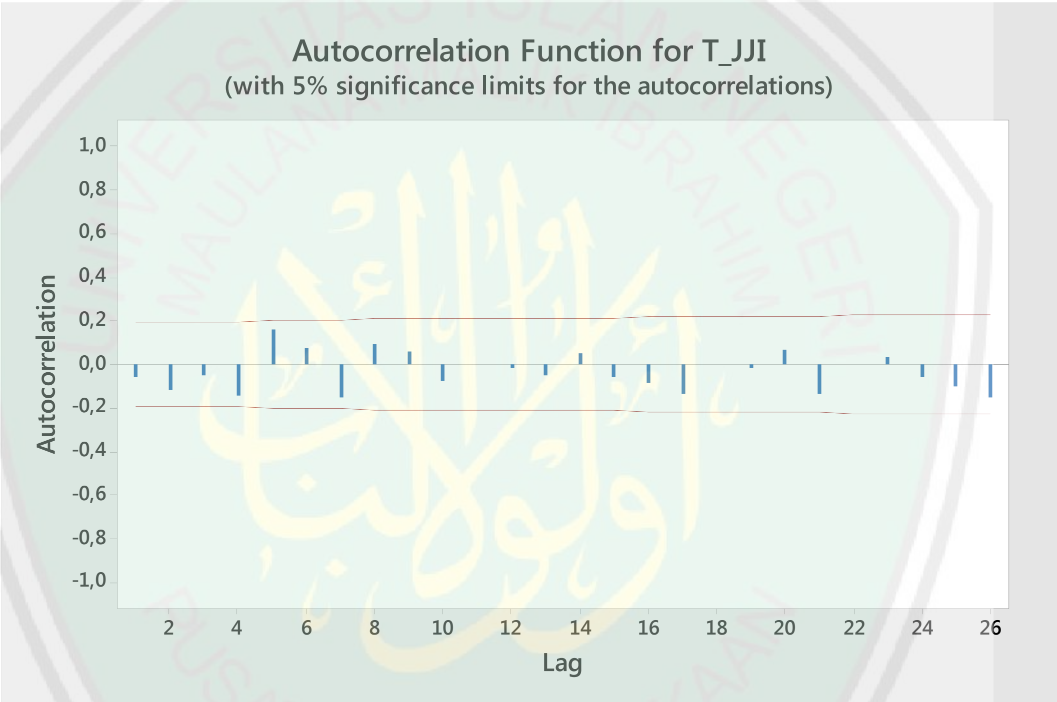
Gambar 4.4 Uji Stasioner data (*sumber: Eviews)*

Bedasarkan gambar 4.4 dapat dilihat nilai *t-statistic* uji ADF sebesar -10.7246 lebih kecil dari nilai kritis t_α pada taraf signifikan $\alpha = 5\%$ sebesar

-2.8894 yang berarti H_1 diterima. Hal tersebut menunjukkan bahwa data saham JII bersifat stasioner.

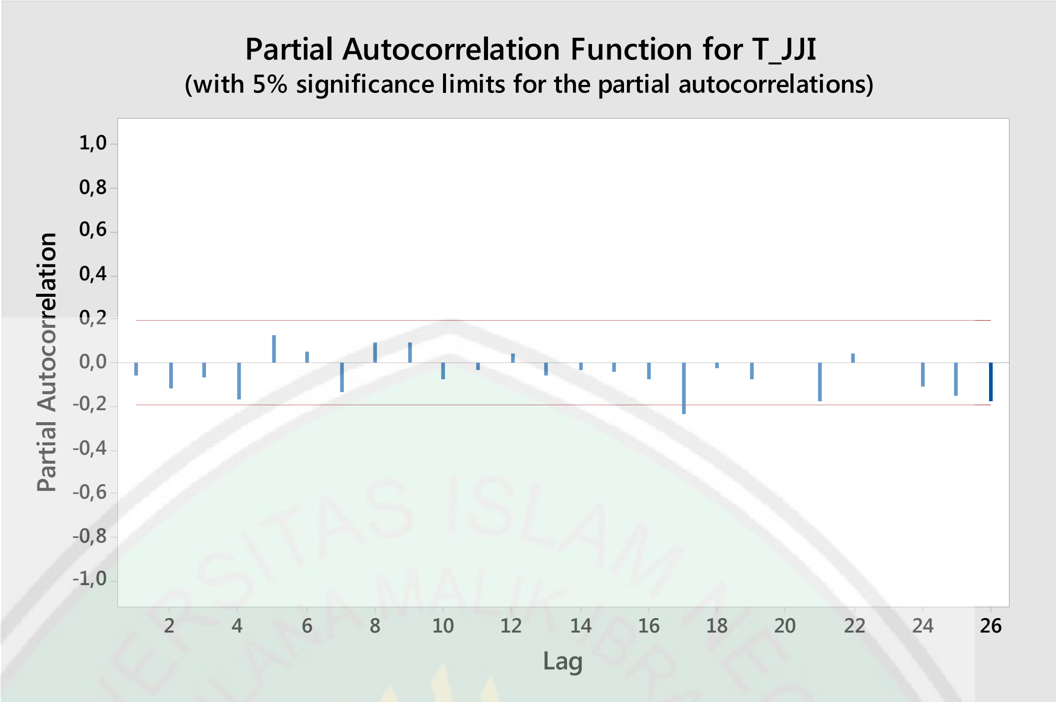
4.3 Identifikasi Model

Untuk mengidentifikasi model yang akan diestimasi, maka dilakukan uji *Autocorrelation Function* (ACF) dan Uji *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk memperoleh lag data. Berikut hasil uji ACF data Kurs menggunakan *sofware Minitab.*



Gambar 4.5 Plot ACF (*sumber: Minitab)*

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa sebagian besar nilai koefisien ACF tidak melebihi batas signifikan. Sedangkan hasil PACF dari data Kurs USD adalah sebagai berikut:



Gambar 4.6 Plot PACF (*sumber: Minitab*)

Pada gambar 4.6 menunjukkan bahwa pada lag yang melebihi batas terjadi pada lag 17. Karena untuk model AR(17) terlalu jauh untuk diestimasi lebih lanjut, maka model yang digunakan adalah AR(1). AR(1) digunakan ketika data tersebut mempunyai 1 variabel. Karena pada penelitian ini mempunyai 3 variabel maka menggunakan VAR(1). Untuk nilai koefisien ACF dan PACF data harga saham selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 3.

4.4 Estimasi Parameter Model VAR dengan Metode OLS

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:

$$Y_{1,t} = \phi_{10} + \phi_{11}Y_{1,t-1} + \phi_{12}Y_{2,t-1} + \phi_{13}Y_{3,t-1} + \alpha_t$$

$$Y_{2,t} = \phi_{20} + \phi_{21}Y_{1,t-1} + \phi_{22}Y_{2,t-1} + \phi_{23}Y_{3,t-1} + \alpha_t$$

$$Y_{3,t} = \phi_{30} + \phi_{31}Y_{1,t-1} + \phi_{32}Y_{2,t-1} + \phi_{33}Y_{3,t-1} + \alpha_t \quad (4.1)$$

dimana:

$Y_{1,t}$: data saham JII pada waktu t

$Y_{2,t}$: data saham Bisnis 27 pada waktu t

$Y_{3,t}$: data saham IDX30 pada waktu t

Estimasi parameter model VAR dengan metode OLS dapat dilakukan menggunakan aplikasi *Matlab* yang dapat dilihat pada lampiran 5. Maka untuk memperoleh nilai parameter OLS Misalkan:

$$Z = \begin{bmatrix} Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ Y_{1,3} & Y_{2,3} & Y_{3,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ Y_{1,101} & Y_{2,101} & Y_{3,101} \end{bmatrix}_{100\times 3} \quad W = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} \\ 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} \end{bmatrix}_{100\times 4}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} & \Phi_{30} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} & \Phi_{31} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \Phi_{32} \\ \Phi_{13} & \Phi_{23} & \Phi_{33} \end{bmatrix}_{4\times 3} \quad A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{2,1} & a_{3,1} \\ a_{1,2} & a_{2,2} & a_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{1,100} & a_{2,100} & a_{3,100} \end{bmatrix}_{100\times 3}$$

sehingga, disederhanakan dalam bentuk matriks menjadi:

$$Z = \boldsymbol{W\Phi} + \boldsymbol{A} \quad (4.2)$$

Sesuai dengan persamaan (2.49), mengenai estimasi parameter ϕ secara OLS maka dengan mendefinisikan:

$$z = vec(Z) = \begin{bmatrix} Y_{1,2} \\ Y_{1,3} \\ \vdots \\ Y_{1,101} \\ Y_{2,2} \\ Y_{2,3} \\ \vdots \\ Y_{2,101} \\ Y_{3,2} \\ Y_{3,3} \\ \vdots \\ Y_{3,101} \end{bmatrix}_{300\times1} \quad \boldsymbol{a} = vec(\boldsymbol{A}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{a}_{1,1} \\ \boldsymbol{a}_{1,2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}_{1,100} \\ \boldsymbol{a}_{2,1} \\ \boldsymbol{a}_{2,2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}_{2,100} \\ \boldsymbol{a}_{3,1} \\ \boldsymbol{a}_{3,2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}_{3,100} \end{bmatrix}_{300\times1} \quad \varphi = vec(\boldsymbol{\Phi}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}_{10} \\ \boldsymbol{\Phi}_{11} \\ \boldsymbol{\Phi}_{12} \\ \boldsymbol{\Phi}_{13} \\ \boldsymbol{\Phi}_{20} \\ \boldsymbol{\Phi}_{21} \\ \boldsymbol{\Phi}_{22} \\ \boldsymbol{\Phi}_{23} \\ \boldsymbol{\Phi}_{30} \\ \boldsymbol{\Phi}_{31} \\ \boldsymbol{\Phi}_{32} \\ \boldsymbol{\Phi}_{33} \end{bmatrix}_{12\times1}$$

$$\boldsymbol{w} = \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{W}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} \\ 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} \end{bmatrix}_{100\times4}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} \end{bmatrix}_{300\times12}$$

diperoleh nilai estimasi parameter ϕ secara OLS sebagai berikut

$$\boldsymbol{\varphi}_{OLS} = \left(\boldsymbol{w}^T\boldsymbol{w}\right)^{-1}\boldsymbol{w}^T\boldsymbol{z}$$

$$\theta = vec(\Phi) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}_{10} \\ \boldsymbol{\Phi}_{11} \\ \boldsymbol{\Phi}_{12} \\ \boldsymbol{\Phi}_{13} \\ \boldsymbol{\Phi}_{20} \\ \boldsymbol{\Phi}_{21} \\ \boldsymbol{\Phi}_{22} \\ \boldsymbol{\Phi}_{23} \\ \boldsymbol{\Phi}_{30} \\ \boldsymbol{\Phi}_{31} \\ \boldsymbol{\Phi}_{32} \\ \boldsymbol{\Phi}_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0003 \\ -0.2552 \\ -0.5341 \\ 0.6167 \\ 0.0000 \\ -0.1002 \\ -0.2926 \\ 0.2981 \\ 0.0002 \\ -0.1405 \\ -0.3789 \\ 0.4033 \end{bmatrix} \tag{4.3}$$

4.5 Estimasi Parameter VAR menggunakan metode *Jackknife*

Sebelum melakukan estimasi parameter menggunakan metode *Jackknife* maka seluruh data $\boldsymbol{z}$ dan $\boldsymbol{w}$ dibagi menjadi beberapa sampel sebagai berikut:

$$Z_1 = \begin{bmatrix} Y_{1,2} \\ Y_{1,3} \\ \vdots \\ Y_{1,101} \end{bmatrix}_{100\times 1} \quad Z_2 = \begin{bmatrix} Y_{2,2} \\ Y_{2,3} \\ \vdots \\ Y_{2,101} \end{bmatrix}_{100\times 1} \quad Z_3 = \begin{bmatrix} Y_{3,2} \\ Y_{3,3} \\ \vdots \\ Y_{3,101} \end{bmatrix}_{100\times 1}$$

Karena setiap variabel data memiliki 100 baris data, maka akan dibagi ke dalam 5 sub sampel masing masing sampel memiliki 20 baris data sebagai berikut

$$y_1 = \begin{bmatrix} Y_{1,2} \\ Y_{1,3} \\ \vdots \\ Y_{1,21} \\ Y_{2,2} \\ Y_{2,3} \\ \vdots \\ Y_{2,21} \\ Y_{3,2} \\ Y_{3,3} \\ \vdots \\ Y_{3,21} \end{bmatrix}_{60\times 1} \quad x_1 = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,20} & Y_{2,20} & Y_{3,20} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,20} & Y_{2,20} & Y_{3,20} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,1} & Y_{2,1} & Y_{3,1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,2} & Y_{2,2} & Y_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,20} & Y_{2,20} & Y_{3,20} \end{bmatrix}_{60\times 12}$$

$$y_2 = \begin{bmatrix} Y_{1,22} \\ Y_{1,23} \\ \vdots \\ Y_{1,41} \\ Y_{2,22} \\ Y_{2,23} \\ \vdots \\ Y_{2,41} \\ Y_{3,22} \\ Y_{3,23} \\ \vdots \\ Y_{3,41} \end{bmatrix}_{60\times 1} \quad x_2 = \begin{bmatrix} 1 & Y_{1,21} & Y_{2,21} & Y_{3,21} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & Y_{1,22} & Y_{2,22} & Y_{3,22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{1,40} & Y_{2,40} & Y_{3,40} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,21} & Y_{2,21} & Y_{3,21} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,22} & Y_{2,22} & Y_{3,22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,40} & Y_{2,40} & Y_{3,40} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,21} & Y_{2,21} & Y_{3,21} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,22} & Y_{2,22} & Y_{3,22} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,40} & Y_{2,40} & Y_{3,40} \end{bmatrix}_{60\times 12}$$

$$
y_3 = \begin{bmatrix} Y_{1,42} \\ Y_{1,43} \\ \vdots \\ Y_{1,61} \\ Y_{2,42} \\ Y_{2,43} \\ \vdots \\ Y_{2,61} \\ Y_{3,42} \\ Y_{3,43} \\ \vdots \\ Y_{3,61} \end{bmatrix}_{60\times 1}
\qquad
x_3 = \begin{bmatrix}
1 & Y_{1,41} & Y_{2,41} & Y_{3,41} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
1 & Y_{1,42} & Y_{2,42} & Y_{3,42} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
1 & Y_{1,60} & Y_{2,60} & Y_{3,60} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,41} & Y_{2,41} & Y_{3,41} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,42} & Y_{2,42} & Y_{3,42} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,60} & Y_{2,60} & Y_{3,60} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,41} & Y_{2,41} & Y_{3,41} \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,42} & Y_{2,42} & Y_{3,42} \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,60} & Y_{2,60} & Y_{3,60}
\end{bmatrix}_{60\times 12}
$$

$$
\vdots \qquad\qquad \vdots
$$

$$
y_5 = \begin{bmatrix} Y_{1,82} \\ Y_{1,83} \\ \vdots \\ Y_{1,101} \\ Y_{2,82} \\ Y_{2,83} \\ \vdots \\ Y_{2,101} \\ Y_{3,82} \\ Y_{3,83} \\ \vdots \\ Y_{3,101} \end{bmatrix}
\qquad
x_5 = \begin{bmatrix}
1 & Y_{1,81} & Y_{2,81} & Y_{3,81} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
1 & Y_{1,82} & Y_{2,82} & Y_{3,82} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,81} & Y_{2,81} & Y_{3,81} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,82} & Y_{2,82} & Y_{3,82} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,100} & Y_{2,20} & Y_{3,100} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,81} & Y_{2,81} & Y_{3,81} \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,82} & Y_{2,82} & Y_{3,82} \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & Y_{1,100} & Y_{2,100} & Y_{3,100}
\end{bmatrix}_{60\times 12}
$$

Kemudian dari tiap-tiap sampel akan diestimasi secara OLS dan dicari rata ratanya sehingga nilai parameter $\hat{\theta}_t$ adalah sebagai berikut

$$\theta_i = \begin{bmatrix} 0.0007 \\ -0.4161 \\ -1.2300 \\ 1.3969 \\ 0.0004 \\ -0.2584 \\ -0.8823 \\ 0.9779 \\ 0.0006 \\ -0.2840 \\ -0.9649 \\ 1.0548 \end{bmatrix}_{12\times 1}$$

Selanjutnya dimasukkan ke dalam persamaan (2.56)

$$\hat{\theta}_J = \left(\frac{n}{n-l}\right)\hat{\theta} - \left(\frac{l}{n-l}\right)\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\hat{\theta}_i,$$

dimana

$\hat{\theta}_J$: parameter *Jackknife*

$\hat{\theta}$: parameter OLS

$\hat{\theta}_i$: rata-rata parameter dari semua sampel

n : jumlah seluruh data

m : jumlah sampel

l : jumlah data pada tiap sampel

Maka diperoleh parameter *Jackknife* sebagai berikut :

$$\hat{\theta}_J = \begin{bmatrix} 0.0002 \\ -0.2150 \\ -0.3601 \\ 0.4217 \\ -0.0000 \\ -0.0607 \\ -0.1452 \\ 0.1281 \\ 0.0001 \\ -0.1046 \\ -0.2325 \\ 0.2404 \end{bmatrix}_{12\times 1}$$

Sehingga untuk model VAR(1) dengan menggunakan metode *Jackknife* untuk data harga saham adalah sebagai berikut:

$$Y_{1,t} = 0{,}0002 - 0{,}215Y_{1,t-1} - 0{,}3601Y_{2,t-1} + 0{,}4217Y_{3,t-1} \quad (4.4)$$

$$Y_{2,t} = -0{,}0607Y_{1,t-1} - 0{,}1452Y_{2,t-1} + 0{,}1281Y_{3,t-1} \quad (4.5)$$

$$Y_{3,t} = 0{,}0001 - 0{,}1046Y_{1,t-1} - 0{,}2325Y_{2,t-1} + 0{,}2404Y_{3,t-1} \quad (4.6)$$

Dapat disimpulkan bahwa sesuai Model (4.4) harga saham JII dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar -0.21%, Bisnis-27 sebesar -0.36%, dan IDX sebesar +0.42% . Model (4.5) harga saham Bisnis-27 dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar -0.14%, JII sebesar -0.06%, dan IDX30 sebesar 0.12%. Model (4.6) harga saham IDX30 dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar +0.24%, JII sebesar -0.1%, dan Bisnis-27 sebesar -0.23%.

Sebelum melakukan perbandingan, langkah yang dilakukan adalah memasukkan data transformasi ke dalam model dan dilakukan exponensial agar data tidak mengalami nilai negatif, maka nilai forecasting pada semua data adalah sebagai berikut:

Tabel 4.1 Perbandingan hasil regresi OLS, OLS Average, dan Jackknife

OLS	OLS AVERAGE	JACKKNIFE
0.9973	0.9959	0.9976
0.9996	0.9993	0.9996
1.0008	1.0012	1.0007
1.0017	1.0022	1.0016
0.9989	0.9994	0.9988
.	.	.
.	.	.
.	.	.
1.0014	1.0029	1.0010
0.9983	0.9973	0.9986
1.0006	1.0019	1.0003
0.9993	0.9987	0.9995
1.0000	1.0003	0.9999

Dari tabel 4.1 akan ditunjukkan nilai varians pada masing-masing metode untuk dibandingkan. Maka nilai varians diperoleh sebagai berikut:

$$\sigma_{OLS}^2 = \frac{\sum(Y_{OLS} - \bar{Y}_{OLS})^2}{s} = 1.5092 \times 10^{-6}$$

$$\sigma_{AOLS}^2 = \frac{\sum(Y_{AOLS} - \bar{Y}_{AOLS})^2}{s} = 5.6996 \times 10^{-6}$$

$$\sigma_J^2 = \frac{\sum\left(Y_J - \bar{Y}_J\right)^2}{s} = 1.0033 \times 10^{-6}$$

dimana:

σ_{OLS}^2 : nilai varians dari data OLS

σ_{AOLS}^2 : nilai varians dari data OLS average

σ_J^2 : nilai varians dari data *Jackknife*

Y_{OLS} : nilai regresi masing-masing data OLS

Y_{AOLS} : nilai regresi masing-masing data OLS average

Y_J : nilai regresi masing-masing data *Jackknife*

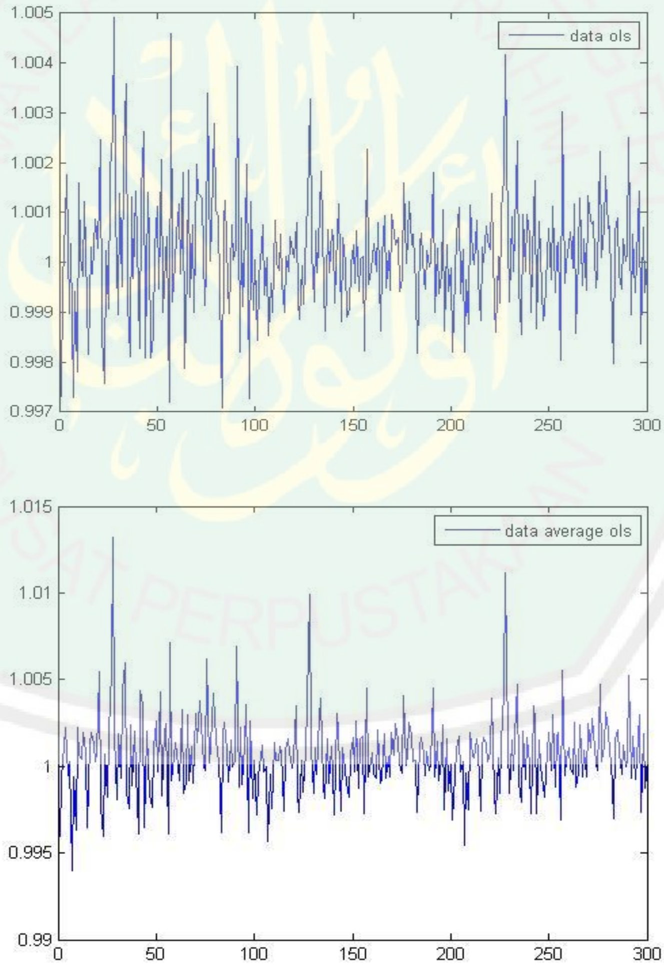
$\bar{Y}_{OLS}$: nilai rata-rata regresi pada data OLS

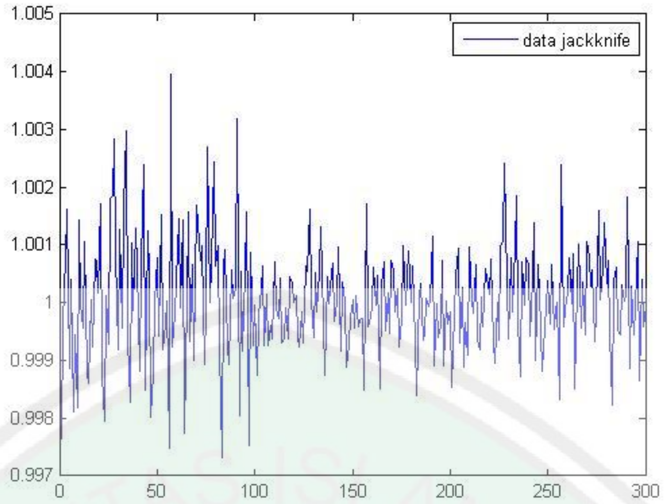
$\bar{Y}_{AOLS}$: nilai rata-rata regresi pada data OLS average

$\bar{Y}_J$: nilai rata-rata regresi pada data *Jackknife*

s : banyak data

Dapat disimpulkan bahwa metode *Jackknife* mempunyai nilai variansi terkecil daripada metode OLS maupun OLS average. Untuk lebih jelasnya, akan dibentuk sebuah plot sebagai berikut.





Gambar 4.7 Plot perbandingan data (*sumber: Matlab)*

Bedasarkan ketiga plot data pada gambar 4.7 data OLS nilai regresinya berada diantara titik 0.997 sampai titik 1.005. Pada data OLS average nilai regresinya berada diantara titik 0.994 sampai titik 1.015. Sedangkan pada data *Jackknife* nilai regresinya berada diantara titik 0.9972 sampai titik 1.004. Hal ini menunjukkan bahwa data *Jackknife* mempunyai fluktuasi paling kecil dari data OLS maupun OLS average.

4.6 Root Mean Square Error

Mencari nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) pada setiap parameter yang diesimasi melalui beberapa metode yang didasarkan pada persamaan 2.60. maka nilai RMSE yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$RMSE_{OLS} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}(\hat{y}_t - y_t)^2}{T}} = 0.000213$$

$$RMSE_{AOLS} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}(\hat{y}_t - y_t)^2}{T}} = 0.000292$$

$$RMSE_{J} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}(\hat{y}_t - y_t)^2}{T}} = 0.000194$$

dimana:

$RMSE_{OLS}$: nilai RMSE pada data OLS

$RMSE_{AOLS}$: nilai RMSE pada data OLS average

$RMSE_{J}$: nilai RMSE pada data *Jackknife*

$\hat{y}_t$: data forecasting Y pada waktu t

y_t : data Y pada waktu t

T : banyak data

Ketiga nilai RMSE dari parameter bedasarkan metode yang digunakan diatas terbukti bahwa data Jackknife memiliki nilai RMSE terkecil dari nilai RMSE pada metode OLS dan metode OLS average.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan bahwa implementasi model VAR dengan metode *Jackknife* pada harga saham Jakarta Islamic Indeks, Bisnis-27, dan IDX30 diperoleh model sebagai berikut:

$$Y_{1,t} = 0.0002 - 0.215Y_{1,t-1} - 0.3601Y_{2,t-1} + 0.4217Y_{3,t-1}$$

$$Y_{2,t} = -0.0607Y_{1,t-1} - 0.1452Y_{2,t-1} + 0.1281Y_{3,t-1}$$

$$Y_{3,t} = 0.0001 - 0.1046Y_{1,t-1} - 0.2325Y_{2,t-1} + 0.2404Y_{3,t-1}$$

dengan:

JII_t : jumlah saham Jakarta Islamic Indeks pada waktu t

BIS_t : jumlah saham Bisnis-27 pada waktu t

IDX_t : jumlah saham IDX30 pada waktu t

dari model tersebut metode *Jackknife* bisa mereduksi varians dan RMSE lebih baik daripada metode OLS atau OLS average.

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. Semakin banyak sampel akan mereduksi bias yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Abdurrahman, Syaikh bin Nashir as-Sa'di. 2006. *Tafsir As-Sa'di*. Alih bahasa oleh Muhammad Iqbal dkk. Jakarta: Pustaka Sahifa.

Ansofino. 2016. *Buku Ajar Ekonometrika*. Yogyakarta: Deepublish

Aritonang, Lerbin R. 2005. *Kepuasan Pelanggan.* Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

Aziz, Abdul. 2010. *Ekonometrika: Teori dan Praktik Eksperimen dengan MATLAB*. Malang: UIN Maulana Malik Ibrahim.

Box, G.E.P., Jenkins, G.M., & Reinsel, G.C. 1970.*Time Series Analysis: Forecasting and Control Third Edition.* San Fransisco: Golden Day.

Bao,Y. 2007. *The approximate moment of the least square estimator for the stationary autoregressive modelunder a general error distribution* . Econometric Theory 23, 1013-1021.

Darmadji, T.,& Hendi, M. F. 2006. *Pasar Modal Indonesia*: *Pendekatan Tanya Jawab.* Jakarta: Salemba Empat.

Ekananda, M. 2015. *Ekonometrika Dasar Untuk Penelitian Di Bidang Ekonomi Sosial dan Bisnis.* Jakarta: Mitra Wacana Media.

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.

Gujarati, domodar N .2006. *Essentials of Econometrics third edition*. Mc Grow-Hill International edition: United states military academy, west point.

Hanke, J.E. & Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prenticehall.

Hasan, M.I. 1999. *Pokok-pokok Materi Statistik 1 (Statistik Deskriptif*). Jakarta: UI-Press.

Hasan, M.I. 2005. *Pokok-pokok Materi Statistik 1 (StatistikDeskriptif*). 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.

Hull J. C. 2012. *Options, Futures, and Other Derivatives (Eight Edition).* English: Pearson.

Hyndman, Rob J., Koehler, Anne B. 2006. *Lihat lagi ukuran akurasi ramalan.* Jurnal Internasional Peramalan . 22 (4): 679-688.

Johnson, R. dan D.W. Wichern,. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis 6th Edition.* America: Pearson Education, Inc.

Karnadjaja, A., Ong, E dkk. 2007. *Smart Investement For Mega Profit: Strategi Menuju Kebebasan Finansial Melalui Investasi Stocks dan Options dengan Small Capital, Low Risk, Liquid, & Stress Free*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.

Lestari, N. dan Wahyuningsih, N. 2012.Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA, Jurnal Sains dan Seni ITS, Vol.1, No.1.

Lutkepohl, Helmut. 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., & McGee. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Mcintosh, A. I. (1979). *The Jackknife: Introduction and Basic Properties*, 2, 1-11.

Pankratz, A. 1983. *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Model*. Canada: John Willey & Sons, Inc.

Pontius, Rober; Thontteh, Olufunmilayo; Chen, Hao. 2008. *Msgstr "Komponen informasi untuk perbandingan resolusi berganda antara peta yang berbagi variabel nyata"*. Statistik Ekologi Lingkungan . 15 (2): 111–142.

Purwanto, dan Suharyadi. 2004. *Statistika untuk Ekonomi & Keuangan Modern*. Jakarta: PT. Salemba Emban Patria.

Rosadi, D. 2012. *Pengantar Analisis Runtun Waktu*. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada.

Saludin. 2017. *Ekonometrika Keuangan:Aplikasi Pemodelan dengan Minitab*.Jakarta: Mitra Wacana Media.

Santoso, S. 2009. *Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS.* Jakarta: Gramedia.

Sembiring, R.K. 1995. *Analisis regresi*. Bandung: Penerbit ITB.

Shaman, P., and Stine, R. A. 1988. *The Bias of Autoregressive Coefficient Estimators*. Jurnal of the American Statistical Association 83, 842-848.

Soejati, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika.

Spiegel, Murray R,. dkk. 2004. *Statistika*. PT. Erlangga: Jakarta.

Sudiyono, A. 2001. *Pemasaran Pertanian*. Malang: UniversitasMuhammadiyah Malang.

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

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

Supranto, J. 2000. *Pengantar Probabilitas dan Statistik Induktif*. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis*: Univariate and Multivariate Methods Second Edition. New Jersey: Pearson Prentice Hall.

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

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

Willmott, Cort dan Matsuura, Kenji. 2006. *Tentang penggunaan ukuran kesalahan berdimensi untuk mengevaluasi kinerja interpolator spasial*. Jurnal Internasional Ilmu Informasi Geografis . 20 : 89–102.

LAMPIRAN I

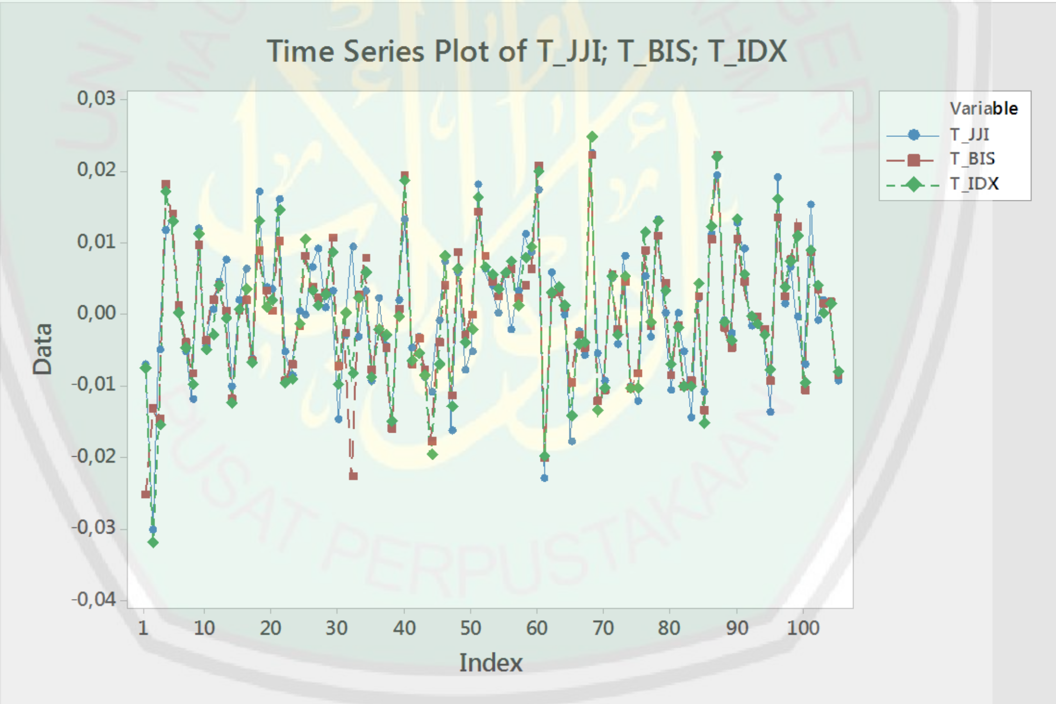
DATA KURS SETELAH DITRANSFORMASI

TRANSFORMASI JII	TRANSFORMASI BIS	TRANSFORMASI IDX
-0,007288003	-0,02545958	-0,007734278
-0,030449763	-0,013476941	-0,032241385
-0,005016185	-0,015027962	-0,015745418
0,0114952	0,017975851	0,016956744
0,013887639	0,013970866	0,012998152
0,001001563	0,000984557	0,000143827
-0,005381912	-0,004119912	-0,004877684
-0,012149591	-0,008448334	-0,009982645
0,011723233	0,009521108	0,010949351
-0,004618665	-0,003923388	-0,005175902
0,000615668	0,001909176	-0,002983327
0,004370149	0,00389965	0,0037868
0,007469154	0,000334375	-0,000645331
-0,010197887	-0,011991454	-0,012503076
0,001872822	0,000155447	0,000613914
0,006260224	0,001825153	0,003247842
-0,006475057	-0,006789434	-0,007050372
0,017093429	0,00876612	0,012893544
0,003659692	0,003075775	0,000725438
0,00348727	0,000359526	0,00179548
0,016013036	0,009980456	0,014428719
-0,005491931	-0,009593838	-0,009657708
-0,008686014	-0,007119179	-0,009198478
0,000248273	-0,001754327	-0,001427154
-0,000205831	0,007903954	0,010262574
0,006483076	0,003693423	0,003022698
0,009105989	0,002032176	0,001094721
0,000689063	0,002739785	0,002574236
0,003029081	0,010649472	0,008502829
-0,014943313	-0,00742152	-0,01011625
-0,002988256	-0,002822763	4,05516E-05
0,009393782	-0,022997055	-0,008563278
-0,003300076	0,002465725	0,001974239
0,003228668	0,007603513	0,005757403
-0,009401665	-0,008068592	-0,009091545
0,002022097	-0,002199642	-0,002322245
-0,00473183	-0,004789652	-0,003023634
-0,015414179	-0,016189071	-0,015083931
0,001878824	0,000586948	-0,000497929
0,013108809	0,019215421	0,018538319
-0,004757813	-0,007278725	-0,006625858
-0,003279257	-0,003710621	-0,005585191

-0,008888817	-0,007891368	-0,008666292
-0,010953349	-0,017995227	-0,019879266
-0,000922435	-0,004185535	-0,007278278
0,007150362	0,003745172	0,008022429
-0,016475903	-0,011651724	-0,013135743
0,005736324	0,00862905	0,006261926
-0,007926259	-0,003049179	-0,004113309
-0,00527489	-0,000277484	-0,002248986
0,018109782	0,014079147	0,016108425
0,006175233	0,007864734	0,006541894
0,003776408	0,004505398	0,005407275
9,12476E-05	0,002377128	0,003463453
0,005496265	0,005439713	0,005659305
-0,002329839	0,006132409	0,007223317
0,003042359	0,002113386	0,001002938
0,010962995	0,003856539	0,007606808
0,008437118	0,006203328	0,009217049
0,017131899	0,020539724	0,019866954
-0,023092592	-0,020192361	-0,020079654
0,005570444	0,002683419	0,002879624
0,003721246	0,002928926	0,003557124
-0,000148699	0,00074497	0,001045213
-0,017926242	-0,009812536	-0,01448557
-0,002447222	-0,002963003	-0,004431997
-0,005932234	-0,004813119	-0,00418677
0,022438928	0,022243938	0,024639865
-0,005527341	-0,012353348	-0,013691638
-0,009424914	-0,010667283	-0,010611963
0,004950491	0,005472066	0,00518927
-0,004311044	-0,002359684	-0,003074717
0,008014395	0,004515553	0,005139179
-0,010247684	-0,01046614	-0,010589429
-0,012296218	-0,008389266	-0,010594198
0,005126867	0,008752828	0,011404217
-0,003362877	-0,001815418	-0,001341597
0,013208083	0,010757014	0,012920665
8,87809E-05	0,004174705	0,003005241
-0,010870746	-0,008785992	-0,007069313
-2,64832E-05	-0,001731724	-0,001936189
-0,005437995	-0,01028932	-0,010352293
-0,014629061	-0,009422341	-0,010175752
0,001954061	0,002425089	0,004137175
-0,011124349	-0,013723272	-0,015476349
0,011079402	0,010324233	0,012162631
0,019428343	0,022084899	0,021969648
-0,000923233	-0,002074678	-0,001235702
-0,002705509	-0,00482238	-0,003761358
0,012520342	0,010426311	0,013054207

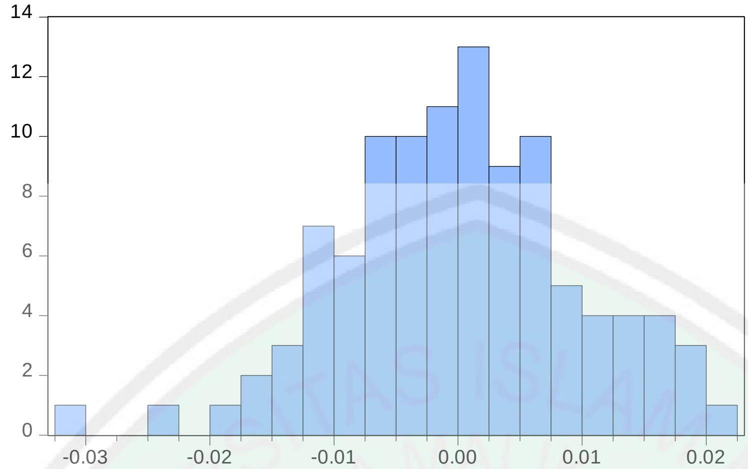
0,009103368	0,00432723	0,005362013
-0,001671216	-0,000584808	-0,00045542
-0,0016103	-0,000610838	-0,001581752
-0,002503787	-0,002279719	-0,003022799
-0,013797919	-0,009544341	-0,008075249
0,019160266	0,01331473	0,016063754
0,001243819	0,002313193	0,003487939
0,006488312	0,007530122	0,00730513
-0,000584722	0,012184223	0,010879284
-0,00721816	-0,010813604	-0,009639996
0,015196979	0,008576156	0,008790701
-0,000991742	0,003317597	0,003972162
0,001890149	0,001343631	-9,50326E-05
0,001295013	0,001470377	0,001403054
-0,009425632	-0,008647755	-0,00827827

PLOT TIME SERIES DATA KURS SETELAH TRANSFORMASI

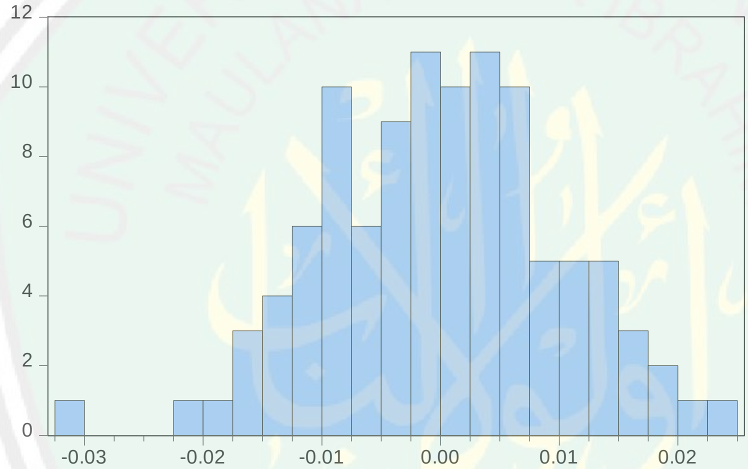


LAMPIRAN II

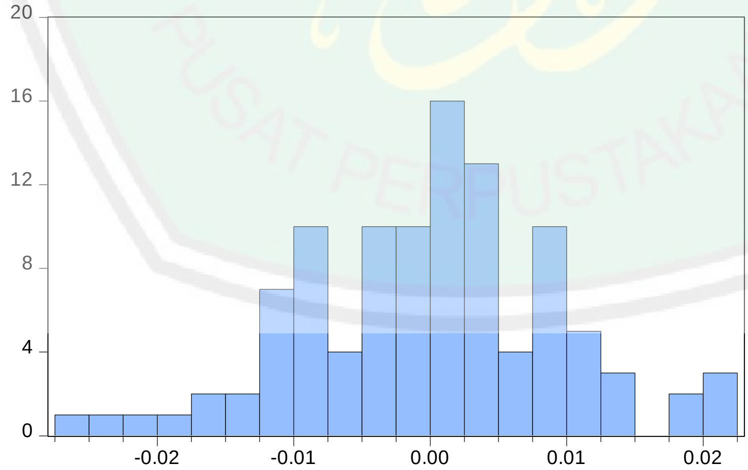
UJI NORMALITAS



Series: LN_JJI	
Sample 1 106	
Observations 105	
Mean	0.000104
Median	8.88e-05
Maximum	0.022439
Minimum	-0.030450
Std. Dev.	0.009593
Skewness	-0.139185
Kurtosis	3.260872
Jarque-Bera	0.636753
Probability	0.727329



Series: LN_IDX	
Sample 1 106	
Observations 105	
Mean	-4.42e-05
Median	4.06e-05
Maximum	0.024640
Minimum	-0.032241
Std. Dev.	0.009868
Skewness	-0.077909
Kurtosis	3.295587
Jarque-Bera	0.488473
Probability	0.783302



Series: LN_BIS	
Sample 1 106	
Observations 105	
Mean	-0.000175
Median	0.000587
Maximum	0.022244
Minimum	-0.025460
Std. Dev.	0.009392
Skewness	-0.048237
Kurtosis	3.104214
Jarque-Bera	0.088234
Probability	0.956842

UJI STASIONERITAS

Null Hypothesis: LN_JJI has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.72460	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.494378	
	5% level	-2.889474	
	10% level	-2.581741	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LN_JJI)
Method: Least Squares
Date: 06/17/20 Time: 18:42
Sample (adjusted): 3 106
Included observations: 104 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LN_JJI(-1)	-1.061905	0.099016	-10.72460	0.0000
C	0.000187	0.000946	0.198184	0.8433

R-squared	0.529991	Mean dependent var	-2.06E-05
Adjusted R-squared	0.525383	S.D. dependent var	0.013993
S.E. of regression	0.009640	Akaike info criterion	-6.426681
Sum squared resid	0.009479	Schwarz criterion	-6.375828
Log likelihood	336.1874	Hannan-Quinn criter.	-6.406079
F-statistic	115.0171	Durbin-Watson stat	1.952284
Prob(F-statistic)	0.000000		

Null Hypothesis: LN_BIS has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.52179	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.494378	
	5% level	-2.889474	
	10% level	-2.581741	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LN_BIS)
Method: Least Squares

Date: 06/17/20 Time: 18:43
Sample (adjusted): 3 106
Included observations: 104 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LN_BIS(-1)	-1.008448	0.095844	-10.52179	0.0000
C	6.76E-05	0.000897	0.075359	0.9401

R-squared	0.520469	Mean dependent var	0.000162
Adjusted R-squared	0.515768	S.D. dependent var	0.013140
S.E. of regression	0.009144	Akaike info criterion	-6.532421
Sum squared resid	0.008528	Schwarz criterion	-6.481568
Log likelihood	341.6859	Hannan-Quinn criter.	-6.511819
F-statistic	110.7080	Durbin-Watson stat	2.053049
Prob(F-statistic)	0.000000		

Null Hypothesis: LN_IDX has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.00402	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.494378	
	5% level	-2.889474	
	10% level	-2.581741	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LN_IDX)
Method: Least Squares
Date: 06/17/20 Time: 18:40
Sample (adjusted): 3 106
Included observations: 104 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LN_IDX(-1)	-0.990936	0.099054	-10.00402	0.0000
C	2.94E-05	0.000974	0.030214	0.9760

R-squared	0.495251	Mean dependent var	-5.23E-06
Adjusted R-squared	0.490302	S.D. dependent var	0.013915
S.E. of regression	0.009935	Akaike info criterion	-6.366556
Sum squared resid	0.010067	Schwarz criterion	-6.315702
Log likelihood	333.0609	Hannan-Quinn criter.	-6.345954
F-statistic	100.0805	Durbin-Watson stat	1.937106
Prob(F-statistic)	0.000000		

LAMPIRAN III

UJI ACF

JII				BIS				IDX			
Autocorrelations				Autocorrelations				Autocorrelations			
Lag	ACF	T	LBQ	Lag	ACF	T	LBQ	Lag	ACF	T	LBQ
1	-0,061241	-0,63	0,41	1	-0,008157	-0,08	0,01	1	0,009063	0,09	0,01
2	-0,114908	-1,17	1,85	2	-0,096218	-0,99	1,02	2	-0,146923	-1,51	2,36
3	-0,047623	-0,48	2,10	3	0,002008	0,02	1,02	3	0,031589	0,32	2,47
4	-0,140897	-1,42	4,30	4	-0,148346	-1,51	3,47	4	-0,086236	-0,86	3,30
5	0,159468	1,57	7,16	5	0,072879	0,72	4,06	5	0,085949	0,86	4,13
6	0,071943	0,69	7,75	6	0,074005	0,73	4,68	6	0,054768	0,54	4,47
7	-0,156256	-1,50	10,55	7	-0,143952	-1,42	7,06	7	-0,194173	-1,91	8,79
8	0,093062	0,87	11,55	8	0,085404	0,82	7,90	8	0,141151	1,35	11,10
9	0,060373	0,56	11,98	9	0,039627	0,38	8,09	9	0,044619	0,42	11,33
10	-0,073991	-0,69	12,62	10	-0,088901	-0,85	9,02	10	-0,088981	-0,83	12,27
11	0,008105	0,08	12,63	11	0,048048	0,46	9,30	11	0,030359	0,28	12,38
12	-0,019019	-0,18	12,68	12	0,064674	0,61	9,80	12	0,064651	0,60	12,89
13	-0,052121	-0,48	13,01	13	-0,053603	-0,51	10,15	13	-0,068629	-0,64	13,46
14	0,050150	0,46	13,32	14	-0,035561	-0,34	10,31	14	-0,041819	-0,39	13,68
15	-0,063119	-0,58	13,82	15	-0,013394	-0,13	10,33	15	-0,062368	-0,57	14,16
16	-0,080862	-0,74	14,64	16	-0,048905	-0,46	10,64	16	-0,070759	-0,65	14,79
17	-0,138363	-1,27	17,08	17	-0,128969	-1,21	12,76	17	-0,118399	-1,08	16,58
18	0,003017	0,03	17,09	18	-0,083429	-0,77	13,66	18	-0,082597	-0,75	17,46
19	-0,019288	-0,17	17,13	19	-0,032295	-0,30	13,79	19	-0,034340	-0,31	17,62
20	0,071081	0,64	17,80	20	0,077692	0,72	14,59	20	0,146069	1,31	20,44
21	-0,132457	-1,19	20,15	21	-0,059441	-0,55	15,06	21	-0,068131	-0,60	21,06
22	0,000231	0,00	20,15	22	0,020933	0,19	15,12	22	0,036019	0,32	21,24
23	0,033157	0,29	20,30	23	-0,010134	-0,09	15,14	23	-0,054399	-0,48	21,64
24	-0,063038	-0,56	20,85	24	-0,024313	-0,22	15,22	24	-0,042170	-0,37	21,89
25	-0,098180	-0,87	22,20	25	-0,017556	-0,16	15,26	25	-0,009231	-0,08	21,90
26	-0,152996	-1,34	25,53	26	-0,126534	-1,16	17,54	26	-0,133352	-1,17	24,43

UJI PACF

JII			BIS			IDX		
Partial Autocorrelations			**Partial Autocorrelations**			**Partial Autocorrelations**		
Lag	PACF	T	Lag	PACF	T	Lag	PACF	T
1	-0,061241	-0,63	1	-0,008157	-0,08	1	0,009063	0,09
2	-0,119105	-1,22	2	-0,096291	-0,99	2	-0,147017	-1,51
3	-0,063935	-0,66	3	0,000366	0,00	3	0,035213	0,36
4	-0,166270	-1,70	4	-0,159075	-1,63	4	-0,111249	-1,14
5	0,127645	1,31	5	0,072900	0,75	5	0,102839	1,05
6	0,054186	0,56	6	0,044351	0,45	6	0,019258	0,20
7	-0,136558	-1,40	7	-0,133139	-1,36	7	-0,166245	-1,70
8	0,090574	0,93	8	0,079248	0,81	8	0,157866	1,62
9	0,095406	0,98	9	0,034509	0,35	9	-0,010183	-0,10
10	-0,073082	-0,75	10	-0,066981	-0,69	10	-0,037283	-0,38
11	-0,034001	-0,35	11	0,011117	0,11	11	-0,004835	-0,05
12	0,044842	0,46	12	0,096217	0,99	12	0,105072	1,08
13	-0,058518	-0,60	13	-0,041031	-0,42	13	-0,082470	-0,85
14	-0,035148	-0,36	14	-0,081254	-0,83	14	-0,080394	-0,82
15	-0,038232	-0,39	15	0,024677	0,25	15	-0,013788	-0,14
16	-0,072685	-0,74	16	-0,033173	-0,34	16	-0,089613	-0,92
17	-0,233711	-2,39	17	-0,204414	-2,09	17	-0,198458	-2,03
18	-0,024138	-0,25	18	-0,094822	-0,97	18	-0,086517	-0,89
19	-0,072771	-0,75	19	-0,021360	-0,22	19	-0,036875	-0,38
20	-0,002647	-0,03	20	0,010553	0,11	20	0,081454	0,83
21	-0,181283	-1,86	21	-0,143757	-1,47	21	-0,123226	-1,26
22	0,045399	0,47	22	0,071024	0,73	22	0,139500	1,43
23	-0,004697	-0,05	23	-0,015226	-0,16	23	-0,105066	-1,08
24	-0,109328	-1,12	24	-0,067260	-0,69	24	-0,027633	-0,28
25	-0,149081	-1,53	25	-0,035999	-0,37	25	-0,046135	-0,47
26	-0,179084	-1,84	26	-0,096366	-0,99	26	-0,131084	-1,34

UJI LAG OPTIMAL

VAR Lag Order Selection Criteria
Endogenous variables: LN_BIS LN_IDX LN_JJI
Exogenous variables: C
Date: 06/17/20   Time: 15:37
Sample: 1 106
Included observations: 97

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	1177.613	NA*	6.09e-15*	-24.21882*	-24.13919*	-24.18662*
1	1179.989	4.557403	6.98e-15	-24.08225	-23.76373	-23.95346
2	1185.653	10.50956	7.48e-15	-24.01346	-23.45605	-23.78807
3	1191.739	10.91691	7.96e-15	-23.95337	-23.15707	-23.63139
4	1195.561	6.620743	8.88e-15	-23.84663	-22.81143	-23.42804
5	1200.324	7.954900	9.73e-15	-23.75927	-22.48518	-23.24409
6	1203.175	4.584261	1.11e-14	-23.63247	-22.11950	-23.02070
7	1209.105	9.170521	1.19e-14	-23.56918	-21.81731	-22.86081
8	1215.387	9.325922	1.28e-14	-23.51314	-21.52238	-22.70817

* 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

ESTIMASI VAR

Vector Autoregression Estimates
Date: 06/17/20   Time: 15:35
Sample (adjusted): 4 106
Included observations: 103 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

	LN_BIS	LN_IDX	LN_JJI
LN_BIS(-1)	-0.461917	-0.550596	-0.498768
	(0.37329)	(0.38669)	(0.37957)
	[-1.23742]	[-1.42385]	[-1.31402]
LN_BIS(-2)	0.186040	0.203070	0.042245
	(0.30228)	(0.31313)	(0.30737)
	[0.61546]	[0.64851]	[0.13744]
LN_IDX(-1)	0.461574	0.590737	0.611411
	(0.44737)	(0.46343)	(0.45490)
	[1.03175]	[1.27469]	[1.34405]
LN_IDX(-2)	-0.521602	-0.488360	-0.131828
	(0.38269)	(0.39643)	(0.38913)
	[-1.36301]	[-1.23190]	[-0.33878]
LN_JJI(-1)	-0.077455	-0.142756	-0.273267
	(0.23638)	(0.24487)	(0.24036)
	[-0.32767]	[-0.58299]	[-1.13691]
LN_JJI(-2)	0.253542	0.167397	-0.047012
	(0.23041)	(0.23869)	(0.23429)
	[1.10039]	[0.70133]	[-0.20066]
C	0.000225	0.000402	0.000571
	(0.00090)	(0.00093)	(0.00091)
	[0.25105]	[0.43318]	[0.62668]
R-squared	0.054583	0.061135	0.048157
Adj. R-squared	-0.004506	0.002456	-0.011333
Sum sq. Resids	0.007888	0.008465	0.008156
S.E. equation	0.009065	0.009390	0.009217
F-statistic	0.923749	1.041862	0.809497
Log likelihood	341.9206	338.2865	340.2006
Akaike AIC	-6.503312	-6.432748	-6.469915
Schwarz SC	-6.324253	-6.253689	-6.290856
Mean dependent	0.000200	0.000343	0.000473
S.D. dependent	0.009044	0.009402	0.009166

Determinant resid covariance (dof adj.)	6.01E-15
Determinant resid covariance	4.87E-15
Log likelihood	1258.779
Akaike information criterion	-24.03454
Schwarz criterion	-23.49736
Number of coefficients	21

UJI PORTMENTEAU

VAR Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations
Null Hypothesis: No residual autocorrelations up to lag h
Date: 06/17/20 Time: 15:53
Sample: 1 106
Included observations: 103

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	1.600062	---	1.615749	---	---
2	5.691524	---	5.788230	---	---
3	15.15521	0.0868	15.53582	0.0772	9
4	22.27343	0.2201	22.94166	0.1928	18
5	30.80539	0.2792	31.90892	0.2355	27
6	33.62762	0.5819	34.90572	0.5205	36
7	42.50450	0.5782	44.42987	0.4960	45
8	51.57736	0.5684	54.26676	0.4642	54
9	58.62946	0.6327	61.99406	0.5122	63
10	60.63833	0.8278	64.21894	0.7315	72
11	71.36182	0.7693	76.22458	0.6294	81
12	78.41080	0.8034	84.20309	0.6524	90
13	85.16617	0.8377	91.93424	0.6797	99
14	95.56943	0.7981	103.9740	0.5917	108
15	105.5978	0.7664	115.7117	0.5163	117

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

LAMPIRAN V

```
%estimasi secara OLS keseluruhan%
clc,clear
z=xlsread('z3.xlsx');%data 3 variabel masing2 dimulai data ke 2
s/d 101 ukuran 300x1
w=xlsread('w3.xlsx');%data 3 variabel masing2 dimulai data ke 1
s/d 100 ukuran 300x12
bols=(w'*w)\w'*z
error=z-w*bols;
format short
z1=z(1:100);
z2=z(101:200);
z3=z(201:300);
w1=w(1:100,:);
w2=w(101:200,:);
w3=w(201:300,:);
%estimasi secara OlS rata2
for i=1:5;
    a=20*(i-1)+1;
    b=a+19;
    y=[z1(a:b);z2(a:b);z3(a:b)];
    x=[w1(a:b,:);w2(a:b,:);w3(a:b,:)];
    theta(:,i)=inv(x'*x)*x'*y;
end
for i=1:12;
    abols(i)=mean(theta(i,:));
end
abols=abols'
%estimasi menggunakan jackknife%
bj=(300/(300-60))*bols-(60/(300-60))*abols
%memasukkan model pada data
z=exp(z);
zols=exp(w*bols);
zaols=exp(w*abols);
zj=exp(w*bj);
axis=[1:300];
figure(1);plot(axis,zols,axis,zaols,axis,zj)
legend('data ols','data average ols','data jackknife')
figure(2);plot(axis,z,axis,zols)
legend('data asli','data ols')
figure(3);plot(axis,z,axis,zaols)
legend('data asli','data average ols')
figure(4);plot(axis,z,axis,zj)
legend('data asli','data jackknife')
perbandingan=[z zols zaols zj]
```

RIWAYAT HIDUP

Moch. Ulin Nuha lahir di Jember pada tanggal 24 September 1996, anak ketiga dari empat bersaudara, pasangan Bapak Buchori dan Ibu Inayatul Karimah. Pendidikan dasarnya ditempuh di MIMA Zainul Hasan Balung yang telah tamat pada tahun 2009. Pada tahun yang sama melanjutkan pendidikan menengah pertama di MTs Zainul Hasan Balung dan ditamatkan pada tahun 2012. Pendidikan berikutnya melanjutkan pendidikan menengah atas di MA Model Zainul Hasan Genggong-Probolinggo. Pada tahun 2014 dia menamatkan pendidikannya, kemudian melanjutkan 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 : Moch. Ulin Nuha
NIM : 14610068
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika
Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model Vector Autoregressive dengan Metode Jackknife
Pembimbing I : Abdul Aziz, M.Si
Pembimbing II : Muhammad Khudzaifah, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1	16 April 2019	Konsultasi BAB I & II	1
2	18 April 2019	Konsultasi Keagamaan	2
3	31 Oktober 2019	Konsul BAB III	3
4	1 November 2019	ACC Keagamaan	4
4	4 November 2019	ACC Seminar Proposal	5
5	17 Desember 2019	Konsultasi BAB I, II & III	6
6	6 Februari 2020	Konsultasi BAB I, II, III & IV	7
7	17 Februari 2020	Konsultasi BAB I, II, III & IV	8
8	25 Februari 2020	Konsultasi BAB I, II, III & IV	9
9	9 Maret 2020	Konsultasi Keseluruhan	10
10	31 Maret 2020	ACC Keseluruhan	11
11	31 Maret 2020	ACC Agama Keseluruhan	12

Malang, 31 Maret 2020
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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