

**ESTIMASI PARAMETER
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS (VARX)
DENGAN METODE MAXIMUM LIKELIHOOD**

SKRIPSI

**OLEH
INTAN LAILI FAUJIAH
NIM. 15610070**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2021**

**ESTIMASI PARAMETER
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS (VARX)
DENGAN METODE MAXIMUM LIKELIHOOD**

SKRIPSI

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

Oleh
Intan Laili Faujiah
NIM. 15610070

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2021**

**ESTIMASI PARAMETER
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS (VARX)
DENGAN METODE MAXIMUM LIKELIHOOD**

SKRIPSI

Oleh
Intan Laili Faujiah
NIM. 15610070

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 30 November 2020

Pembimbing I,



Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si
NIP. 19900709 20180201 2 228

Pembimbing II,



Muhammad Nafie Jauhari, M.Si
NIP. 19870218 20160801 1 056

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



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

**ESTIMASI PARAMETER
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS (VARX)
DENGAN METODE MAXIMUM LIKELIHOOD**

SKRIPSI

Oleh
Intan Laili Faujiah
NIM. 15610070

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

Tanggal 30 November 2020

Penguji Utama	: Dr. Sri Harini, M.Si
Ketua Penguji	: Abdul Aziz, M.Si
Sekretaris Penguji	: Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si
Anggota Penguji	: Muhammad Nafie Jauhari, M.Si

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



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

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Intan Laili Faujiah

NIM : 15610070

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) dengan Metode *Maximum Likelihood*

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

Malang, 22 Januari 2021
Yang membuat pernyataan,



Intan Laili Faujiah
NIM. 15610070

MOTTO

“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan”

(Q.S Al-Insyiroh: 5)



PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Bapak Jainul Arifin dan Ibu Nur Laila tercinta, yang senantiasa dengan ikhlas dan istiqomah mendoakan, memberi nasihat, semangat dan kasih sayang yang tak ternilai, serta kakak tersayang Laili Maghfiroh Rahmawati yang selalu menjadi kebanggan bagi penulis. Serta teman-teman yang selalu memberi dukungan dan menemani dalam pengerjaan skripsi agar dapat terselesaikan.



KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

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

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis banyak mendapat bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya penulis sampaikan terutama kepada:

1. Prof. Dr. H. Abd. Haris, M.Ag, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Usman Pagalay, M.Si selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, motivasi dan berbagi pengalaman yang berharga kepada penulis.
5. Muhammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, ilmu dan motivasinya kepada penulis.

6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
7. Bapak dan Ibu serta kakak tercinta yang selalu memberikan doa, semangat serta motivasi kepada penulis sampai saat ini.
8. Sahabat-sahabat terbaik penulis dan seluruh teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2015 “Lattice Math” yang berjuang bersama-sama, membantu dan memberikan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
9. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini baik berupa materiil maupun moril.

Semoga Allah Swt. melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Akhirnya penulis berharap semoga dengan rahmat dan izin-Nya mudah-mudahan skripsi ini bermanfaat bagi penulis dan bagi pembaca. Aamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 22 Januari 2021

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL

HALAMAN PENGAJUAN

HALAMAN PERSETUJUAN

HALAMAN PENGESAHAN

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

HALAMAN MOTO

HALAMAN PERSEMBAHAN

KATA PENGANTAR viii

DAFTAR ISI x

DAFTAR TABEL xiii

DAFTAR GAMBAR xiv

DAFTAR SIMBOL xv

ABSTRAK xvi

ABSTRACT xvii

ملخص xviii

BAB I PENDAHULUAN

1.1	Latar Belakang	1
1.2	Rumusan Masalah.....	4
1.3	Tujuan Penelitian.....	5
1.4	Batasan Masalah	5
1.5	Manfaat Penelitian.....	5
1.6	Sistematika Penulisan	6

BAB II KAJIAN PUSTAKA

2.1	Analisis Deret Waktu (<i>Time Series</i>)	8
2.2	Stasioneritas Data	8
2.2.1	Stasioneritas dalam Rata-Rata	8
2.2.2	Stasioneritas dalam Varians	9
2.3	Uji <i>Augmented Dicky Fuller</i> (ADF).....	10
2.4	<i>Autocorrelation Function</i> (ACF).....	11
2.5	<i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)	14
2.6	Identifikasi Model ARIMA	18
2.7	Model <i>Time Series Univariate</i>	19
2.7.1	Model <i>Autoregressive</i> (AR)	19

2.7.2	Model <i>Moving Average</i> (MA)	19
2.7.3	Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA)	20
2.8	Metode <i>Time Series Multivariate</i>	21
2.8.1	Model <i>Vector Autoregressive</i> (VAR).....	21
2.8.2	Model <i>Vector Autoregressive Exogenous</i> (VARX)	22
2.9	Uji Kausalitas Granger	23
2.10	Identifikasi Orde Model.....	24
2.11	Regresi Multivariate	25
2.12	Estimasi Parameter Model Regresi <i>Multivariate</i> dengan Metode <i>Maximum Likelihood</i>	26
2.13	Uji Kesesuaian Model	28
2.13.1	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	28
2.13.2	Uji Asumsi Residual Normal Multivariat	29
2.14	Peramalan.....	30
2.15	Ketepatan Peramalan	31
2.16	<i>BI 7-Day Repo Rate</i>	32
2.17	Nilai Tukar upiah terhadap <i>Dollar Amerika</i>	32
2.18	Inflasi	33
2.19	Kajian Al-Qur'an Tentang Peramalan	34

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1	Pendekatan Penelitian	36
3.2	Jenis dan Sumber Data	36
3.3	Variabel Penelitian	36
3.4	Langkah-langka Penelitian	37
3.5	Flowchart	38

BAB IV PEMBAHASAN

4.1	Estimasi Parameter Model VARX	40
4.1.1	Penentuan Model VARX	40
4.1.2	Penentuan Fungsi <i>Likelihood</i> dari Model VARX	41
4.1.3	Penentuan Turunan Pertama	42
4.1.4	Pendugaan Parameter	44
4.1.5	Penentuan Turunan Kedua	45
4.2	Implementasi Model VARX	46
4.2.1	Statistik Deskriptif	46
4.2.2	Uji Stasioneritas Data.....	48
4.2.3	Uji Kausalitas Granger	53
4.2.4	Identifikasi Model VARX	54
4.2.5	Estimasi Parameter Model dengan Metode <i>Maximum Likelihood</i>	55
4.2.6	Uji Asumsi	56
4.2.6.1	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	56
4.2.6.2	Uji Asumsi Normal Multivariate	57

4.2.7	Ketepatan Peramalan.....	57
4.2.8	Peramalan	58
4.3	Kajian Al-Qur'an tentang Peramalan	59

BAB V PENUTUP

5.1	Kesimpulan.....	61
5.2	Saran	61

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Transformasi Box-Cox	10
Tabel 2.2	Identifikasi Model AR, MA dan ARMA dengan Pola Grafik	18
Tabel 2.3	Kriteria MAPE	31
Tabel 4.1	Statistik Deskriptif.....	46
Tabel 4.2	Hasil <i>Output Uji ADF</i>	49
Tabel 4.3	Hasil <i>Output Uji ADF Setelah Differencing</i>	50
Tabel 4.4	Hasil Uji <i>Granger Causality</i>	53
Tabel 4.5	Uji <i>Portmanteau</i>	56
Tabel 4.6	Nilai MAPE.....	58
Tabel 4.7	Hasil Peramalan BI7DRR dan Kurs Rupiah terhadap <i>Dollar</i>	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Flowchart Estimasi Parameter	38
Gambar 3.2	Flowchart Langkah-Langkah Penelitian	39
Gambar 4.1	Plot Data BI7DRR	47
Gambar 4.2	Plot Data Kurs terhadap Dollar Amerika	47
Gambar 4.3	Plot Data Inflasi	48
Gambar 4.4	MACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi	48
Gambar 4.5	MACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi Setelah <i>Differencing</i>	49
Gambar 4.6	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel BI7DRR	50
Gambar 4.7	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Kurs	51
Gambar 4.8	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Inflasi.....	51
Gambar 4.9	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel BI7DRR Transformasi Pertama	52
Gambar 4.10	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Kurs Transformasi Pertama.....	52
Gambar 4.11	Plot <i>Box-Cox</i> Variabel Inflasi Transformasi Pertama	53
Gambar 4.12	MPACF Data BI7DRR dan Kurs Setelah <i>Differencing</i>	54
Gambar 4.13	MPACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi Setelah <i>Differencing</i> ..	54
Gambar 4.14	Nilai AIC Orde s	55
Gambar 4.15	Q-Q Plot BI7DRR.....	57
Gambar 4.16	Q-Q Plot Kurs	57

DAFTAR SIMBOL

Simbol-simbol yang digunakan dalam skripsi ini mempunyai makna yaitu sebagai berikut:

- Z : Variabel endogen
- X : Variabel eksogen
- Z_t : Nilai variabel endogen pada waktu ke- t
- X_t : Nilai variabel eksogen pada waktu ke- t
- Φ : Parameter *autoregressive* orde p
- θ : Parameter variabel eksogen orde s
- e_t : Nilai *error* pada waktu ke- t
- p : Orde *autoregressive* (orde variabel endogen)
- s : Orde variabel eksogen
- n : Banyaknya data pengamatan
- k : *Lag* maksimum yang dilakukan
- d : *Differencing*

ABSTRAK

Faujiah, Intan Laili. 2020. **Estimasi Parameter Model Vector Autoregressive Exogenous (VARX) dengan Metode Maximum Likelihood.** Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si. (II) Muhammad Nafie Jauhari, M.Si.

Kata Kunci: estimasi parameter, time series, model VARX, metode *Maximum Likelihood*.

Model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) merupakan model *time series* pengembangan dari model VAR dengan penambahan variabel eksogen di dalam model. Model VARX yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan 2 variabel endogen dan 1 variabel eksogen. Tujuan penelitian ini adalah untuk mendapatkan estimasi parameter model VARX dengan metode *Maximum Likelihood* dengan mengasumsikan datanya berdistribusi normal. Metode *Maximum Likelihood* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter dengan cara memaksimumkan fungsi *log-likelihood* pada model. Hasil dari estimasi VARX tersebut diimplementasikan pada data BI-7 Days Repo Rate dan Kurs terhadap dollar amerika sebagai variabel endogen dan Inflasi sebagai variabel eksogen. Berdasarkan hasil analisis didapatkan model VARX(1,1) karena tidak terdapat korelasi residual antar *lag* pada model, sehingga model VARX(1,1) layak digunakan. Untuk ketepatan peramalan yang dihasilkan nilai MAPE kurang dari 15%, artinya peramalan bersifat baik.

ABSTRACT

Faujiah, Intan Laili. 2020. **Parameter Estimation Vector Autoregressive Exogenous Model (VARX) with Maximum Likelihood Method.** Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (I) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si. (II) Muhammad Nafie Jauhari, M.Si.

Keywords: parameter estimation, time series, *Maximum Likelihood* method

Vector Autoregressive Exogenous (VARX) is a time series model that is developed from the VAR model with additional exogenous variable in the model. The VARX model used in this study is using two endogenous variables and one exogenous variable. The purpose of this study was to determine the parameter estimation on the VARX model using Maximum Likelihood Method assuming the data is normally distributed. Maximum Likelihood Method is one of the methods used to estimate parameters by maximizing the log-likelihood function of model. The results of the VARX estimation are implemented on the BI 7 Days Repo Rate and the rupiah exchange rate data againsts the US dollar as an endogenous variable and inflation as an exogenous variable. Based on the results of the analysis it is found that the appropriate model is VARX(1,1) because there is no residual correlation between lags in the modeling so that the VARX(1,1) model is feasible to use. For forecasting accuracy seen from the MAPE value generated by the variable the BI 7 Days Repo Rate and rupiah exchange rate to USD is less than 15%, it means that the forecasting is good.

ملخص

فوجية ، إنتان ليلي. 2020. تقدیر المعلمات لنمودج نافل الانحدار الذاتي الخارجي (VARX) مع أسلوب الاحتمالية القصوى. مقال قسم الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، مولانا مالك ابراهيم الدولة الإسلامية جامعة المستشارون: (1) ريا ضياء ليلي نور كاريما ، الماجستير(2) محمد نافع الجوهرى ، الماجستير. مالانج.

الكلمات الرئيسية: تقدیر المعلمات ، السلاسل الزمنية ، نمودج VARX ، طريقة الاحتمالية القصوى

VAR هو نمودج سلسلة زمنية لتطوير نمودج Vector Autoregressive Exogenous (VARX)

مع إضافة المتغيرات الخارجية في النمودج. نمودج المستخدم في هذه الدراسة هو استخدام متغيرين

داخليين ومتغير خارجي واحد. الغرض من هذه الدراسة هو الحصول على تقدیر المعلمة لنمودج VARX

باستخدام طريقة الاحتمالية القصوى بافتراض أن النمودج يتم توزيعه بشكل طبيعي. تعد طريقة الاحتمالية القصوى

إحدى الطرق المستخدمة لتقدیر المعلمات من خلال تعظيم وظيفة احتمالية السجل في النمودج. يتم تنفيذ نتائج تقدیر

VARX في بيانات معدل إعادة الشراء وسعر الصرف BI-7 Days مقابل الدولار الأمريكي كمتغير داخلي

والتضخم كمتغير خارجي. بناءً على نتائج التحليل ، يتم الحصول على نموذج(1،1) VARX نظرًا لعدم وجود

ارتباط متبقي بين فترات التأخير في النمودج ، وبالتالي فإن نموذج (1،1) VARX يمكن استخدامه. للحصول على

دقة التنبؤ الناتجة ، تكون قيمة MAPE أقل من 15 % ، مما يعني أن التنبؤ جيد.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Statistika merupakan metode ilmiah yang digunakan untuk mengumpulkan, menyajikan, menganalisa dan menginterpretasikan data kuantitatif (Nugroho, 2007). Penerapan statistika digunakan dalam segala aspek bidang keilmuan seperti kesehatan, administratif, hingga pada penggunaan suatu perencanaan dan peramalan.

Peramalan adalah proses perkiraan (pengukuran) besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika (Sudjana, 1989). Peramalan dapat dilakukan secara kualitatif dengan menggunakan pendapat dari para ahli di bidangnya atau secara kuantitatif dengan menggunakan metode statistik dan matematik seperti *time series* (Awat, 1990). Terdapat salah satu ayat dalam Al Quran pada surah Yusuf ayat 47-48 yang menyinggung mengenai peramalan yang artinya:

"Yusuf berkata: "supaya kamu bertanam tujuh tahun (lamanya) sebagaimana biasa, maka apa yang kamu tuai hendaknya kamu biarkan dibulirnya kecuali sedikit untuk kamu makan. Kemudian sesudah itu akan datang tujuh tahun yang amat sulit, yang akan menghabiskan apa yang kamu simpan untuk menghadapinya (tahun sulit), kecuali dari bibit gandum yang kamu simpan". "

M. Quraish Shihab (2002) dalam tafsir Al-Mishbah mengemukakan Yusuf berkata, "Takwil mimpi itu adalah bahwa kalian akan bertani gandum selama tujuh tahun berturut-turut dan sungguh-sungguh. Kemudian, ketika kalian menuai hasilnya, simpanlah buah itu bersama tangkainya. Ambillah sedikit saja sekadar cukup untuk kalian makan pada tahun-tahun itu dengan tetap menjaga asas hemat.

Setelah tujuh tahun masa subur itu, akan datang tujuh tahun masa kering. Pada saat itu kalian dapat memakan apa yang selama ini kalian simpan, dengan tetap menyisakan sedikit untuk disimpan, guna dijadikan benih pada musim tanam berikutnya.” Nabi Yusuf diperintah oleh Allah untuk merencanakan ekonomi pertanian untuk masa lima belas tahun, hal ini dilakukan untuk menghadapi terjadinya krisis pangan menyeluruh atau musim paceklik.

Beberapa metode yang biasa digunakan untuk peramalan salah satunya metode *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX). Metode ini merupakan pengembangan dari metode *Vector Autoregressive* (VAR). Berbeda dengan metode VAR, metode VARX mendefinisikan bahwa hanya ada dua peubah yang digunakan, yaitu endogen dan eksogen. Endogen berarti faktor yang mempengaruhi suatu sistem dari dalam, sedangkan eksogen mempengaruhi dari luar. VARX berupa metode analisis runtun waktu multivariat yang digunakan untuk menjelaskan perubahan data serta hubungan timbal balik antara variabel eksogen dan endogen (Saputro, 2013).

Pemodelan dengan tujuan peramalan diharapkan menghasilkan nilai *error* yang minimal sehingga pemodelan *time series* multivariate membutuhkan estimasi parameter yang optimum. Menurut Aziz (2010), untuk mencari estimasi nilai-nilai parameter diantaranya adalah metode *Maximum Likelihood* (MLE) dan metode *Ordinarily Least Square* (OLS). Suatu pendugaan bersifat *unbias*, efisien dan konsisten dapat diketahui dengan menggunakan suatu metode yaitu metode *Maximum Likelihood*.

Maximum Likelihood adalah metode yang dipakai dalam mengestimasi suatu parameter distribusi data. Suatu penduga bersifat *unbias*, efisien dan

konsisten saat diketahui dengan menggunakan suatu metode yaitu metode *Maximum Likelihood*. Metode ini sering memberikan hasil (penaksir) yang baik (Hall, 1996). Cryer (1986) mengatakan bahwa metode *Maximum Likelihood* menggunakan keseluruhan dari data pengamatan. Tahap penggunaan metode *Maximum Likelihood* terdiri dari tahap utama yaitu mengkontruksikan fungsi likelihood dan memaksimumkan fungsi likelihoodnya.

Nunung, dkk (2013) telah membahas pemodelan dan peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), *Jakarta Islamic Index* (JII), dan harga minyak dunia *Brent Crude Oil* menggunakan metode *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX). Uji signifikansi parameter untuk variabel eksogen yaitu harga minyak dunia *Brent Crude Oil* tidak berpengaruh secara signifikan pada taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, namun hasil ini bisa diabaikan dan berlanjut ke tahap berikutnya yaitu pengujian asumsi residual. Dari pengujian asumsi residual diketahui bahwa residual dari model VARX(1,1) memenuhi asumsi *white noise* dan mengikuti distribusi normal multivariat. Sehingga model VARX(1,1) yang terbentuk dapat digunakan untuk peramalan. Hasil ramalan data IHSG dan JII dengan menggunakan model VARX(1,1) tergolong sangat bagus jika dilihat dari nilai MAPE *out sample*, yaitu masing-masing sebesar 2,71% dan 3,63%.

Rosyidah, dkk (2017) juga mengkaji penerapan model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) untuk peramalan jumlah uang beredar di Indonesia dengan pendekatan *Ordinary Least Square* (OLS). Estimasi parameter model VARX menggunakan metode kuadrat terkecil dengan cara mengkuadratkan error agar diperoleh error minimum. Hasil penelitiannya menyatakan bahwa model VARX(1,1) memenuhi asumsi residual *white noise*,

tapi tidak memenuhi asumsi residual normal multivariat. Berdasarkan nilai MAPE disimpulkan bahwa model VARX(1,1) memiliki kemampuan peramalan sangat baik sehingga dapat digunakan untuk peramalan periode mendatang.

Jannah (2018) telah membahas estimasi parameter model *Vector Autoregressive* (VAR) dengan metode *Maximum Likelihood*. Hasil dari estimasi VAR tersebut diimplementasikan pada data harga emas, kurs dollar terhadap rupiah, dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan menyatakan bahwa model VAR(1) adalah model yang signifikan. Pada penelitian ini, penulis memiliki gagasan untuk penelitian penggunaan metode *Maximum Likelihood* pada model VARX dengan judul “Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) dengan Metode *Maximum Likelihood*”. Estimasi parameternya juga diimplementasikan pada data BI 7-Day Repo Rate dan kurs terhadap dollar Amerika sebagai variabel endogen serta inflasi sebagai variabel eksogen.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana estimasi parameter model $\text{VARX}(p,s)$ dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood*?
2. Bagaimana implementasi model $\text{VARX}(p,s)$ untuk meramalkan prediksi BI 7-Day Repo Rate dan kurs terhadap *dollar* Amerika sebagai variabel endogen serta inflasi sebagai variabel eksogen di Indonesia?

1.3 Tujuan Penelitian

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

1. Untuk mengetahui hasil estimasi parameter model VARX(p,s) dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood*.
2. Untuk mengetahui implementasi model VARX(p,s) pada data prediksi BI 7-*Day Repo Rate* dan kurs terhadap *dollar* Amerika sebagai variabel endogen serta inflasi sebagai variabel eksogen di Indonesia.

1.4 Batasan Masalah

Agar pada penelitian ini berjalan sesuai dengan harapan dengan masalah yang akan diselesaikan, maka peneliti memberikan batasan masalah sebagai berikut:

1. Estimasi dilakukan pada parameter regresi.
2. Metode yang digunakan adalah *Maximum Likelihood*.
3. Data yang digunakan adalah data deret waktu *multivariate*.
4. Model VARX yang digunakan adalah model VARX (1,1).

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan tujuan maka penelitian ini dilakukan dengan harapan dapat bermanfaat diantaranya sebagai berikut

1. Sebagai tambahan informasi dan pengetahuan tentang model VARX serta memperoleh pemahaman tentang estimasi parameter khususnya metode *Maximum Likelihood*.

2. Sebagai pengembangan pengetahuan mengenai implementasi model VARX pada data BI7DRR, kurs dan inflasi. Serta dapat digunakan sebagai perbandingan untuk statistik matematik yang lain.

1.6 Sistematika Penulisan

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

Bab I Pendahuluan

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

Bab II Kajian Pustaka

Dalam bab ini diuraikan tentang kajian teori yang mendasari dalam masalah yang berhubungan dengan penelitian, seperti analisis deret waktu, stasioner dan nonstasioner, identifikasi model, uji asumsi residual, uji asumsi residual *White Noise*, uji asumsi residual *Normal Multivariate*, uji *Granger Causality*, ketepatan peramalan, persamaan simultan, model *Multivariate VARX*, estimasi parameter metode *Maximum Likelihood*.

Bab III Metode Penelitian

Dalam bab ini dipaparkan tentang metode yang digunakan dalam penelitian meliputi variabel penelitian, jenis dan sumber data serta tahap analisis data.

Bab IV Pembahasan

Dalam bab ini dijelaskan hasil kajian dan analisis yang sudah dilakukan peneliti atas permasalahan yang diangkat, yaitu mengestimasi parameter model VARX, pemodelan dan peramalan BI 7-days *Repo Rate*, kurs terhadap *dollar* Amerika dan inflasi dengan metode VARX(p,s).

Bab V Penutup

Dalam bab ini diuraikan tentang hasil pokok yang menjawab rumusan masalah, meliputi kesimpulan dari analisis data dan saran untuk pembaca dan penelitian selanjutnya.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Time Series merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil secara beruntun dalam interval waktu yang tetap (Wei, 2006). Rangkaian data pengamatan *time series* dinyatakan dengan variabel X_t dimana t adalah indeks waktu dari urutan pengamatan. Analisis deret waktu diperkenalkan pada tahun 1970 oleh George E.P. Box dan Gwilym M. Jenkins melalui bukunya yang berjudul *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Sejak saat itu, deret waktu mulai banyak digunakan dan dikembangkan (Aswi, 2006).

2.2 Stasioneritas Data

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

2.2.1 Stasioneritas dalam Rata-Rata

Stasioner dalam rata-rata adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Bentuk dari data plot seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Ciri data tidak stasioner dalam rata-rata antara lain pola diagramnya terdapat adanya *trend* naik atau turun lambat. Pengujian

stasioneritas dalam rata-rata dapat digunakan uji akar unit *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Jika data tidak stasioner dalam rata-rata maka dilakukan *differencing* (Wei, 2006).

Apabila terjadi keraguan apakah data stasioner atau tidak, maka dapat dilihat dari grafik autokorelasi. Apabila grafik *Autocorrelation Function* (ACF) menunjukkan penurunan nilai-nilai autokorelasi secara perlahan-lahan sampai lag terakhir maka perlu dilakukan pembedaan atau transformasi (Soejoeti, 1987)..

Pembedaan pertama:

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.1)$$

Pembedaan kedua:

$$\nabla^2 Z_t = \nabla Z_t - \nabla Z_{t-1} = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \quad (2.2)$$

dimana ∇ merupakan lambang dari Pembedaan (*differencing*).

Nonstasioner yang ditunjukkan oleh *time series* dianggap sebagai nonstasioner homogen, dalam arti bahwa meskipun *time series* itu bergerak bebas untuk suatu lokasi tertentu, tingkah geraknya pada periode waktu lain pada dasarnya sama. Nonstasioner yang homogen ditunjukkan oleh *time series* yang selisih (perubahan) nilai-nilai yang berturutan adalah stasioner (Soejoeti, 1987).

2.2.2 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. Mengetahui apakah data stasioner dalam varian dapat dilihat dari nilai lambda (λ) atau *rounded value* transformasi *Box Cox*. Apabila nilai $\lambda = 1$ maka data stationer dalam varian. Jika data tidak stationer dalam varian dapat dilakukan transformasi *Box-Cox*. Misalkan $T(Z_t)$ merupakan fungsi transformasi dari Z_t , maka bisa digunakan rumus berikut (Wei, 2006):

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln Z_t , & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

dengan:

Z_t : data pada waktu ke- t

λ : nilai parameter transformasi

Tabel 2. 1 Transformasi Box-Cox

λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (Tidak ada transformasi)

untuk $\lambda = 0$ sesuai dengan transformasi logaritma, dapat dituliskan dengan

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Y_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}.$$

2.3 Uji Augmented Dickey Fuller (ADF)

Menurut (Wei, 2006), *Augmented Dickey-Fuller* merupakan salah satu pengujian stasioneritas data yang menentukan apakah data runtun waktu memiliki akar unit (*unit root*) di dalam model atau tidak. Pengujian dilakukan dengan

menguji hipotesis $H_0: \rho = 0$ dalam persamaan regresi sebagai berikut (Rosdi, 2010):

$$Y_t = a + \delta t + \rho Y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \phi_j Y_{t-j} + e_t$$

di mana

Y_t : Variabel pengamatan pada waktu ke- t

a : Nilai konstanta

δ : Nilai parameter regresi untuk *trend*

ρ : Nilai parameter regresi untuk *lag* ke-1

ϕ_j : Nilai parameter regresi untuk *lag* ke- j

e_t : Nilai kesalahan pada waktu ke- t

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dilakukan dengan tahap pengujian hipotesis yaitu (Wei, 2006):

$H_0: \phi = 0$ (terdapat *unit root* atau data tidak stasioner dalam model)

$H_0: |\phi| < 0$ (tidak terdapat *unit root* atau data stasioner dalam model)

dengan statistik uji sebagai berikut:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})}$$

dengan $SE(\hat{\phi}) = [\hat{\sigma}_e^2 (\sum_{t=1}^n Y_{t-1}^2)]^{\frac{1}{2}}$ dan $\hat{\sigma}_e^2 = \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{\phi} Y_{t-1})}{(n-1)}$. Kriteria keputusan

yaitu tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > |t_{tabel}|$ dengan taraf signifikan $\alpha = 0,05$.

2.4 Autocorrelation Function (ACF)

Fungsi autokorelasi merupakan fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi antar data pada pengamatan pada waktu ke- t (Y_t) dengan pengamatan waktu lainnya ($Y_t, Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k}$). Pada korelasi, hubungan yang terjalin

merupakan dua variabel yang berbeda pada waktu yang sama, sedangkan pada autokorelasi, hubungan yang terjalin merupakan dua variabel yang sama dalam rentang waktu yang berbeda (Firdaus, 2004).

Menurut Makridakis (1999), rata-rata dan variansi dari suatu data deret berkala mungkin tidak bermanfaat apabila deret tersebut tidak stasioner. Statistik kunci di dalam analisis deret berkala adalah koefisien autokorelasi. Koefisien korelasi sederhana antara Y_t dengan Y_{t+1} dapat dinyatakan seperti berikut:

$$\begin{aligned}
 r_{Y_t Y_{t+1}} &= \frac{\text{cov}_{Y_t Y_{t+1}}}{\sqrt{\text{Var}_{Y_t}} \sqrt{\text{Var}_{Y_{t+1}}}} \\
 &= \frac{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1})}{n-1}}{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n-1}} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1})^2}{n-1}}} \\
 &= \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1})^2}}
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

Data Y_t diasumsikan stasioner rata-rata dan variansinya. Jadi, kedua rata-rata dari Y_t dan Y_{t+1} dapat diasumsikan bernilai sama ($\bar{Y} = \bar{Y}_t = \bar{Y}_{t+1}$) dan dua nilai variansi dapat diukur satu kali saja dengan menggunakan seluruh data Y_t yang diketahui. Menggunakan asumsi-asumsi, maka persamaan (2.4) menjadi:

$$r_{Y_t Y_{t+1}} = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+1} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \tag{2.5}$$

dengan:

$r_{Y_t Y_{t+1}}$: Koefisien autokorelasi

Y_t : Nilai variabel Y pada waktu t

Y_{t+1} : Nilai variabel Y pada waktu $t + 1$

\bar{Y} : Nilai rata-rata variabel Y_t

n : Jumlah data

Pada analisis *time series*, γ_k merupakan fungsi autokovariansi dan ρ_k merupakan *Autocorrelation Function* (ACF) karena menunjukkan 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.

Proses stasioner (Y_t) dengan rata-rata $E(Y_t) = \mu$, variansi $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang konstan, dan kovariansi $Cov(Y_t, Y_{t+k})$ yang berfungsi hanya pada pembedaan waktu. Sehingga dalam hal ini, kovariansi antara Y_t dan Y_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

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

sehingga diperoleh

$$\gamma_k = E[Y_t Y_{t+k}] - \mu \mu \quad (2.6)$$

dan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut:

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

dengan

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

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

ρ_k : Nilai autokorelasi pada lag k

t : Observasi ke- t

2.5 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Autokorelasi parsial digunakan untuk menunjukkan besarnya keeratan hubungan parsial antara Y_t dengan Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k} dengan pengaruh dari $Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k-1}$ yang telah dihilangkan (Makridakis, 1999). Autokorelasi parsial dapat diturunkan sebagai berikut, dengan variabel *dependent* Y_{t+k} dari proses stasioner rata-rata nol yang diregresikan dengan sejumlah k variabel $Y_{t+k-1}, Y_{t+k-2}, \dots, Y_t$, maka (Wei, 2006):

$$Y_{t+k} = \phi_{k1} Y_{t+k-1} + \phi_{k2} Y_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk} Y_{t+k-k} + e_{t+k} \quad (2.7)$$

dengan ϕ_{kk} merupakan parameter regresi dan e_{t+k} adalah nilai *error* dengan rata-rata 0, dan tidak berkorelasi dengan Y_{t+k-j} untuk $j = 1, 2, \dots, k$, langkah pertama yang dilakukan adalah mengalikan persamaan di atas dengan Y_{t+k-j} pada kedua ruas sehingga diperoleh:

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

dan nilai ekspektasi dari persamaan (2.8) adalah

$$\begin{aligned} E[Y_{t+k} Y_{t+k-j}] &= \phi_{k1} E[Y_{t+k-1} Y_{t+k-j}] + \phi_{k2} E[Y_{t+k-2} Y_{t+k-j}] + \dots + \phi_{kk} E[Y_{t+k-k} Y_{t+k-j}] \\ &\quad + E[e_{t+k} Y_{t+k-j}] \end{aligned} \quad (2.9)$$

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

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

selanjutnya persamaan (2.10) dibagi dengan $E[Y_{t+k}] = \gamma_0$ sehingga menjadi

$$\frac{\gamma_j}{\gamma_0} = \phi_{k1} \frac{\gamma_{j-1}}{\gamma_0} + \phi_{k2} \frac{\gamma_{j-2}}{\gamma_0} + \dots + \phi_{kk} \frac{\gamma_{j-k}}{\gamma_0} \quad (2.11)$$

atau dapat disederhanakan menjadi bentuk

$$\rho_j = \phi_{k1} \rho_{j-1} + \phi_{k2} \rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk} \rho_{j-k} \quad (2.12)$$

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

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1} \rho_0 + \phi_{k2} \rho_1 + \dots + \phi_{kk} \rho_{j-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k2} \rho_1 + \phi_{k3} \rho_2 + \dots + \phi_{kk} \rho_{j-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1} \rho_{k-1} + \phi_{k2} \rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk} \rho_0 \end{aligned} \quad (2.13)$$

dengan menggunakan aturan Cramer, berturut-turut untuk $k = 1, 2, \dots$ diperoleh:

- a. *Lag* pertama ($k = 1$) diperoleh persamaan $\rho_1 = \phi_{11} \rho_0$, karena $\rho = \frac{\gamma_0}{\gamma_0} = 1$

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

- b. *Lag* kedua ($k = 2$) diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{11} \rho_0 + \phi_{22} \rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_{11} \rho_1 + \phi_{22} \rho_0 \end{aligned} \quad (2.14)$$

Persamaan (2.14) jika dituliskan dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

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

$$\phi_{22} = \frac{\det(\mathbf{A}_2)}{\det(\mathbf{A})} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \quad (2.16)$$

c. *Lag ketiga* ($k = 3$) dan $j = 1, 2, 3$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{11}\rho_0 + \phi_{22}\rho_1 + \phi_{33}\rho_2 \\ \rho_2 &= \phi_{11}\rho_1 + \phi_{22}\rho_0 + \phi_{33}\rho_1 \\ \rho_3 &= \phi_{11}\rho_2 + \phi_{22}\rho_1 + \phi_{33}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

Persamaan (2.17) jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \\ \phi_{33} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

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

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

d. *Lag ke- k* dan $j = 1, 2, 3, \dots, k$ diperoleh sistem persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-1} \\
 \rho_2 &= \phi_{k2}\rho_1 + \phi_{k3}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-2} \\
 &\vdots \\
 \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

Jika ditulis dalam bentuk matriks akan menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{22} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} \tag{2.21}$$

dengan menggunakan aturan *Cramer* diperoleh

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{bmatrix} \tag{2.22}$$

Sehingga nilai fungsi autokorelasi parsial k adalah sebagai berikut

$$\phi_{kk} = \frac{\det(A_k)}{\det(A)} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_2 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} \tag{2.23}$$

Karena ϕ_{kk} merupakan fungsi atas k , maka ϕ_{kk} disebut fungsi autokorelasi parsial (PACF). Metode yang lebih efisien untuk menyelesaikan metode *Yule Walker* adalah sebagai berikut (Durbin, 1960):

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \tag{2.24}$$

dimana, $\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}$, untuk $j = 1, 2, \dots, k-1$.

Taksiran kesalahan baku (*standard error*) dari ϕ_{kk} adalah

$$s_{\phi_{kk}} = \sqrt{\frac{1}{n}} \quad (2.25)$$

Nilai statistik uji t untuk uji $\phi_{kk} = 0$ atau $\phi_{kk} \neq 0$ adalah

$$t_{\phi_{kk}} = \frac{\phi_{kk}}{s_{\phi_{kk}}} \quad (2.26)$$

2.6 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Karakteristik ACF dan PACF teoritis untuk model ARIMA sebagai berikut:

Tabel 2.2 Identifikasi Model AR, MA dan ARMA dengan Pola Grafik

Model	ACF	PACF
AR(p)	turun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	terpotong setelah lag p (<i>cut off after lag p</i>)
MA(q)	terpotong setelah lag p (<i>cut off after lag p</i>)	turun secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA(p,q)	turun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	turun secara eksponensial (<i>dies down</i>)

Sumber: Aswi dan Sukarna (2006).

2.7 Model Time Series Univariate

2.7.1 Model Autoregressive (AR)

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

Pada model AR(p), Z_t dipengaruhi oleh pengamatan yang lalu dan dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.27)$$

dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Z_{t-i} + a_t \quad (2.28)$$

dengan,

Z_t : nilai variabel pada waktu ke- t

$Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$: nilai dari *time series* pada waktu $t-1, t-2, \dots, t-p$

ϕ_i : koefisien regresi ke- $i, i = 1, 2, 3, \dots, p$

a_t : nilai *error* pada waktu ke- t

p : orde AR(p)

2.7.2 Model Moving Average (MA)

Menurut Wei (2006) model MA (*Moving Average*) adalah suatu proses hasil regresi dari sebuah data dengan nilai *errornya*. *Moving Average* adalah proses stokastik berupa model runtut waktu statistik dengan karakteristik data periode sekarang merupakan kombinasi linier dari *White Noise* periode-periode sebelumnya dengan bobot tertentu. Model MA orde q atau MA(q) dapat dijabarkan pada persamaan berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.29)$$

di mana:

Z_t : nilai variabel pada waktu ke- t

a_{t-1}, \dots, a_{t-q} : nilai error pada waktu ke- $t-1, \dots, t-q$

θ_q : parameter koefisien MA ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$

a_t : nilai *error* pada waktu ke- t

2.7.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Menurut Wei (2006) model ARMA adalah gabungan dari *Autoregressive* (AR) dengan *Moving Average* (MA). Model AR dinotasikan dengan (p) dan model MA dinotasikan dengan (q) sehingga model ARMA dinotasikan dengan (p, q) . Berikut persamaan umum model ARMA (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.30)$$

dimana

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1B - \cdots - \phi_pB^p \quad (2.31)$$

dan

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1B - \cdots - \theta_qB^q \quad (2.32)$$

jika kita asumsikan bahwa rangkaian ini sebagian *autoregressif* dan sebagian *moving average*, kita memperoleh model deret waktu yang cukup umum. Berikut persamaan umum dari model ARMA:

$$Z_t = \phi_1Z_{t-1} + \cdots + \phi_pZ_{t-p} + a_t - \theta_1a_{t-1} - \cdots - \theta_qa_{t-q} \quad (2.33)$$

di mana:

Z_t : nilai variabel pada waktu ke- t

Z_{t-1}, \dots, Z_{t-q} : nilai dari *time series* pada waktu ke $t-1, \dots, t-q$

a_t : nilai *error* pada waktu ke- t

a_{t-1}, \dots, a_{t-q} : nilai *error* pada waktu ke $t-1, \dots, t-q$

ϕ_i : parameter koefisien AR ke- $i, i = 1, 2, \dots, p$

θ_j : parameter koefisien MA ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$

2.8 Model Time Series Multivariate

2.8.1 Model Vector Autoregressive (VAR)

Model *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan pengembangan dari model *Autoregressive* (AR) dengan melibatkan lebih dari satu variabel. Pada model VAR semua variabel dianggap sebagai variabel endogen dan saling berhubungan. Bentuk umum model VAR dengan orde p (VAR(p)) menurut Lutkepohl (2005) sebagai berikut:

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \Phi_p Z_{t-p} + e_t, t = 1, 2, \dots \quad (2.34)$$

dimana,

Z_t, Z_{t-1} : vektor berukuran $m \times 1$ berisi m variabel yang masuk dalam model VAR pada waktu t dan $t-i$, $i = 1, 2, \dots, p$

Φ_0 : vektor berukuran $m \times 1$ berisi konstanta

Φ_p : matriks parameter variabel endogen berukuran $m \times m$ untuk setiap $p = 1, 2, \dots, i$

e_t : vektor *error* berukuran $m \times 1$

2.8.2 Model Vector Autoregressive Exogenous (VARX)

Model *Vector Autoregressive Exogenous* (VARX) merupakan pengembangan dari model VAR dengan penambahan variabel eksogen di dalam model. Peubah endogen adalah peubah yang nilainya dipengaruhi oleh peubah lain dalam model sedangkan peubah eksogen adalah peubah yang nilainya tidak dipengaruhi oleh peubah lain dalam model. Prosedur VARX dapat digunakan untuk mencari pemodelan dan hubungan dinamis antara variabel endogen dengan variabel eksogen. Model ini termasuk pada bentuk persamaan simultan. Menurut

Bierens (2004), bentuk umum model VARX(p, q) di mana p merupakan orde (*lag*) dari variabel endogen dan q merupakan *lag* dari variabel eksogen bisa ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \Phi_p Z_{t-p} + \theta_1 X_{t-1} + \cdots + \theta_q X_{t-q} + e_t \quad (2.35)$$

di mana,

Z_t, Z_{t-1} : vektor berukuran $m \times 1$ berisi m variabel endogen pada waktu t

dan $t - i, i = 1, 2, \dots, p$

Φ_0 : vektor berukuran $m \times 1$ berisi konstanta

Φ_i : matriks parameter variabel endogen berukuran $m \times m$ untuk setiap $i = 1, 2, \dots, p$

X_{t-j} : vektor dari variabel eksogen pada waktu $t - j, j = 1, 2, \dots, q$

θ_j : matriks parameter variabel eksogen berukuran $m \times q$ untuk setiap $j = 1, 2, \dots, q$

e_t : $(e_{1,t}, e_{2,t}, \dots, e_{k,t})^T$ adalah vektor *error* berukuran $m \times 1$

2.9 Uji Kausalitas Granger

Analisis yang berkaitan dengan model VAR nonstruktural adalah mencari hubungan sebab akibat atau uji kausalitas antar variabel endogen di dalam model VAR. Granger menyatakan tentang konsep kausalitas dalam kondisi yang sesuai dengan cukup mudah ditangani dalam konteks model VAR. Jika suatu variabel x memengaruhi variabel z , variabel yang pertama harus membantu meningkatkan prediksi variabel yang terakhir (Lütkepohl, 2005). Jadi, nilai z pada periode sekarang dapat dijelaskan oleh nilai z pada periode sebelumnya dan nilai x pada periode sebelumnya. Kekuatan prediksi dari informasi sebelumnya dapat

menunjukkan adanya hubungan kausalitas antara y dan z dalam jangka waktu lama.

Uji kausalitas *Granger* digunakan untuk mengidentifikasi hubungan timbal balik antara dua variabel pada data runtut waktu (*time series*) sehingga dapat diketahui adanya kausalitas dan arah kausalitas (Arief, 1993).

Untuk melakukan pengujian terhadap hipotesis digunakan uji F dengan tahapan pengujian sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2012):

H_0 : variabel satu tidak berpengaruh terhadap variabel lain

H_1 : variabel satu berpengaruh terhadap variabel lain

Uji kausalitas *Granger* bisa diuji dengan menggunakan statistik uji F sebagai berikut (Satria, 2015):

$$F_{hitung} = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/p}{(RSS_{UR})/(n - b)}$$

dengan:

RSS_R : jumlah residual kuadrat *restricted*

RSS_{UR} : jumlah residual kuadrat *unrestricted*

p : banyak *lag*

n : banyak data pengamatan

b : banyak parameter yang diestimasi pada model

Jika nilai F hitung melebihi nilai $F_{(p,n-b)}$ tabel pada signifikansi 5% atau nilai $prob < \alpha$, maka H_0 ditolak sehingga variabel satu berpengaruh terhadap variabel lain.

2.10 Identifikasi Orde Model

Langkah pertama dari identifikasi model VARX(p, s) adalah menentukan orde p dari VAR(p) dan kemudian menentukan orde s dari X. Untuk menentukan orde dari VAR(p) bisa digunakan plot *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF) dan nilai minimum dari *Akaike's Information Criterion* (AIC) tanpa variabel eksogen. Sedangkan untuk penentuan orde dari X bisa digunakan plot MPACF dan nilai minimum dari AIC dengan variabel eksogen (Nashrullida, 2011). Nilai AIC menurut Wei (2006) dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$AIC_{(p)} = \ln \widehat{\Sigma}_{(p)} + \frac{2pm^2}{n} \quad (2.36)$$

dengan,

$\widehat{\Sigma}_{(p)} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \widehat{u}_t [\widehat{u}_t]'$ adalah matriks penduga kovarian residual untuk model VAR_(p), \widehat{u}_t adalah residual pada waktu ke- t untuk model VAR_(p)

m : banyaknya variabel endogen dalam model

p : lag dari variabel

n : banyaknya pengamatan

2.11 Regresi Multivariate

Menurut Johnson & Wichern (2007), model regresi *multivariate* adalah model regresi yang memiliki \mathbf{n} variabel respon $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n$ dan \mathbf{r} variabel prediktor $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$ dengan observasi sebanyak \mathbf{m} . Model regresi *multivariate* adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 y_1 &= \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{21}x_2 + \cdots + \beta_{r1}x_r + e_1 \\
 y_2 &= \beta_{20} + \beta_{12}x_1 + \beta_{22}x_2 + \cdots + \beta_{r2}x_r + e_2 \\
 &\vdots \\
 y_n &= \beta_{n0} + \beta_{1n}x_1 + \beta_{2n}x_2 + \cdots + \beta_{rn}x_r + e_n
 \end{aligned} \tag{2.37}$$

atau dapat dikonstruksikan dalam bentuk matriks sebagai

$$Y_{j \times n} = X_{j \times (r+1)}\beta_{(r+1) \times n} + e_{j \times n} \tag{2.38}$$

dengan e adalah *error* yang memiliki asumsi $E[e] = 0$, $Var[e] = \Sigma$, dan Σ adalah matriks variansi berukuran $m \times m$. Menurut Johnson & Wichern (2007), persamaan (2.38) diperoleh dari $X_j = (1, X_{j1}, \dots, X_{jr})$ sebagai variabel prediktor pada observasi ke- j $Y_j = (Y_{j1}, Y_{j2}, \dots, Y_{jr})$ sebagai variabel prediktor pada observasi ke- j , dengan $j = 1, 2, \dots, m$. Y_j merupakan variabel random sehingga memiliki fungsi kepadatan peluang yang diasumsikan berdistribusi normal multivariate $Y_j \sim N_n(X_j, \beta, \Sigma)$ dengan fungsi kepadatan peluangnya adalah

$$f(Y_j | \beta, \Sigma) = 2\pi^{-\frac{n}{2}} |\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (Y_j - X_j \beta)^T \Sigma^{-1} (Y_j - X_j \beta) \right] \tag{2.39}$$

2.12 Estimasi Parameter Model Regresi Multivariate dengan Metode Maximum Likelihood

Menurut Salam (2013), suatu asumsi dalam model regresi pada persamaan (2.38) berkaitan dengan *random error* yaitu *errornya* berdistribusi normal multivariate $e \sim N(0, \sigma^2 I)$, diasumsikan bahwa variansi *error* $\sigma^2 I$ merupakan suatu matriks definit positif Σ yang berukuran $m \times m$ maka dapat didefinisikan fungsi peluang bersama dari variabel *random error* adalah sebagai berikut

$$l(\beta, \Sigma | Y) = \prod_{j=1}^m f(\beta, \Sigma | Y_j) \tag{2.40}$$

Berdasarkan persamaan (2.40) sehingga diperoleh fungsi *likelihoodnya* adalah

$$\begin{aligned}
 f(Y_j | \beta, \Sigma) &= \prod_{j=1}^m (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (Y_j - X_j \beta)^T \Sigma^{-1} (Y_j - X_j \beta) \right] \\
 &= (2\pi)^{-\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{-\frac{m}{2}} \exp \sum_{j=1}^m \left[-\frac{1}{2} (Y_j - X_j \beta)^T \Sigma^{-1} (Y_j - X_j \beta) \right] \\
 &= (2\pi)^{-\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{-\frac{m}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (Y_j - X_j \beta)^T \Sigma^{-1} (Y_j - X_j \beta) \right] \\
 &= (2\pi)^{-\frac{-mn}{2}} |\Sigma|^{-\frac{m}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (Y - X\beta)^T \Sigma^{-1} (Y - X\beta) \right]
 \end{aligned}$$

Selanjutnya fungsi *log-likelihoodnya* adalah

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

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

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

Jadi estimasi parameter dari β adalah (Salam, 2013):

$$\beta = (X^T \Sigma^{-1} X)^{-1} X^T \Sigma^{-1} Y \quad (2.41)$$

Menurut (Jannah, 2018) bahwa untuk menentukan estimasi dari Σ^{-1} menggunakan nilai kuadrat terkecil sehingga hasil estimasi dari

$$\begin{aligned}\Phi_{3 OLS} &= (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T Y_3 \\ &= (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T (A_n \Phi_3 + e_n) \\ &= (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T W_3 \Phi_3 + (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T e_n \\ &= I \Phi_3 + (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T e_n \\ &= \Phi_3 + (W_3^T W_3)^{-1} W_3^T e_n\end{aligned} \quad (2.42)$$

2.13 Uji Kesesuaian Model

2.13.1 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model dikatakan bersifat *white noise* jika residual dari model telah memenuhi asumsi identik atau variansi residual homogen serta independen (tidak terdapat korelasi antar residual). Menurut Wei (2006) proses (a_t) disebut proses *white noise* jika korelasinya terdiri dari variabel random yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan yaitu $E(a_t) = 0$, variansi konstan $Var(a_t) = \sigma_a^2$ dan $Cov(a_t, a_{t+k}) = \gamma_k$ untuk $k \neq 0$. Dengan demikian fungsi akan stasioner dengan autokovariansi (γ_k)

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

fungsi autokorelasi (ρ_k)

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

dengan autokorelasi parsial (ϕ_k)

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

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

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

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

Statistik uji:

$$Q_h = n \sum_{j=1}^h \text{tr}(\hat{C}_j' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_j \hat{C}_0^{-1}) \quad (2.43)$$

Kriteria keputusan: H_0 ditolak jika $Q_h \geq \chi^2_{\alpha; (m^2 h - n^*)}$ atau $p-value < \alpha$, dengan,

$\hat{C}_j = \frac{1}{n} \sum_{t=j+1}^n \hat{u}_t \hat{u}_{t-j}'$: matriks penduga autokovarians dari residual \hat{u}_t

\hat{C}_0 : matriks \hat{C}_j ketika $j = 0$

n : banyaknya sampel

n^* : jumlah koefisien selain konstanta yang diamati

h : banyaknya *lag*

m : banyaknya variabel endogen

2.13.2 Uji Asumsi Residual Normal Multivariat

Salah satu asumsi yang sering digunakan di dalam analisis deret waktu adalah adanya asumsi data mengikuti distribusi normal. Dalam melakukan pengujian kenormalan dari data maka dapat digunakan metode atau pendekatan grafik dan pendekatan inferensia statistika dengan uji hipotesis.

Pada langkah awal, untuk menentukan model yang mungkin cocok untuk data dapat digunakan pendekatan ukuran numerik (rata-rata, median, modus, *skewness*, *kurtosis* dan lain-lain) atau menggunakan pendekatan grafis (histogram, *estimating density*, *empirical cumulative distribution function*). Secara visual, uji asumsi residual normal multivariat dapat dilihat dari grafik Q-Q plot residual dan secara formal dapat digunakan uji koefisien Q-Q plot. Pada grafik Q-Q plot terdapat garis normal dan titik-titik hitam (*error*). Semakin dekat jarak antara garis normal dengan titik-titik hitam *error* mempunyai arti bahwa residual berdistribusi normal (Rosadi, 2012).

2.14 Peramalan

Forecasting atau peramalan pada dasarnya adalah proses menyusun suatu informasi tentang kejadian di masa lampau yang beruntun untuk menduga kejadian di masa yang akan datang (Frechtling, 2001). Metode pada *forecasting* dikelompokkan menjadi dua metode yaitu kuantitatif dan kualitatif yaitu (Makridakis, 1995):

1. *Forecasting* kuantitatif

Forecasting kuantitatif adalah *forecasting* yang berdasarkan atas data kuantitatif masa lalu yang diperoleh dari pengamatan nilai-nilai sebelumnya. Nilai *forecasting* yang dihasilkan tergantung pada metode yang digunakan.

2. *Forecasting* kualitatif

Forecasting kualitatif adalah *forecasting* yang berdasarkan atas pengamatan kejadian-kejadian di masa sebelumnya dan digabung dengan pemikiran pengamatnya. *Forecasting* dapat dibedakan atas beberapa segi tergantung dari cara pendekatannya. Jenis-jenis *forecasting* antara lain yaitu (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.

2.15 Ketepatan Peramalan

Kemampuan model dalam melakukan peramalan bisa dilihat dari hasil perhitungan ketepatan peramalan. Salah satu ukuran statistik yang bisa digunakan untuk mengukur ketepatan peramalan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE dirumuskan sebagai berikut (Makridakis dkk, 1999):

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |Z_i - \hat{Z}_i|}{n} \times 100\% \quad (2.44)$$

dengan,

Z_i : nilai data sebenarnya periode ke- i

\hat{Z}_i : nilai data hasil peramalan periode ke- i

n : banyaknya data

Menurut Chang dkk (2007) kriteria MAPE sebagai berikut

Tabel 2.3 Kriteria MAPE

MAPE	Keterangan
< 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10% - 20%	Kemampuan peramalan baik
20% - 50%	Kemampuan peramalan cukup
>50%	Kemampuan peramalan buruk

2.16 BI 7-Day Repo Rate

Suku bunga adalah penghasilan yang diperoleh oleh orang-orang yang memberikan kelebihan uangnya atau surplus spending unit untuk digunakan sementara waktu oleh orang-orang yang membutuhkan dan menggunakan uang tersebut untuk menutupi kekurangannya atau *deficit spending units* (Judissenno, 2002). Bank Indonesia melakukan penguatan kerangka operasi moneter dengan

mengimplementasikan suku bunga acuan atau suku bunga kebijakan baru yaitu BI 7-Day (*Reverse*) *Repo Rate*, yang berlaku efektif sejak 19 Agustus 2016, menggantikan BI *Rate*. Penguatan kerangka operasi moneter ini merupakan hal yang lazim dilakukan di berbagai bank sentral dan merupakan best practice internasional dalam pelaksanaan operasi moneter. Kerangka operasi moneter senantiasa disempurnakan untuk memperkuat efektivitas kebijakan dalam mencapai sasaran inflasi yang ditetapkan. Instrumen BI 7-Day (*Reverse*) *Repo Rate* digunakan sebagai suku bunga kebijakan baru karena dapat secara cepat memengaruhi pasar uang, perbankan dan sektor riil.

2.17 Nilai Tukar Rupiah terhadap *Dollar Amerika*

Nilai tukar uang atau kurs mata uang adalah catatan harga pasar dari mata uang asing dalam harga mata uang dosmetik (Karim, 2008). JISDOR merupakan harga spot USD/IDR, yang disusun berdasarkan kurs transaksi USD/IDR terhadap rupiah antar bank di pasar valuta asing Indonesia, melalui Sistem Monitoring Transaksi Valuta Asing Terhadap Rupiah (SISMONTAVAR) di Bank Indonesia secara *real time*. JISDOR dimaksudkan untuk memberikan referensi harga pasar yang representatif untuk transaksi spot USD/IDR pasar valuta asing Indonesia. JISDOR mulai diterbitkan sejak 20 Mei 2013.

2.18 Inflasi

Menurut (Bank Indonesia, 2020) secara sederhana inflasi diartikan sebagai kenaikan harga secara umum dan terus menerus dalam jangka waktu tertentu. Kenaikan harga dari satu atau dua barang saja tidak dapat disebut inflasi kecuali

bila kenaikan itu meluas (atau mengakibatkan kenaikan harga) pada barang lainnya. Kebalikan dari inflasi disebut deflasi.

Indikator yang sering digunakan untuk mengukur tingkat inflasi adalah Indeks Harga Konsumen (IHK). Perubahan IHK dari waktu ke waktu menunjukkan pergerakan harga dari paket barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat. Penentuan barang dan jasa dalam keranjang IHK dilakukan atas dasar Survei Biaya Hidup (SBH) yang dilaksanakan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Kemudian, BPS akan memonitor perkembangan harga dari barang dan jasa tersebut secara bulanan di beberapa kota, di pasar tradisional dan modern terhadap beberapa jenis barang/jasa di setiap kota. Indikator inflasi lainnya berdasarkan international *best practice* antara lain:

1. Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB)

Harga Perdagangan Besar dari suatu komoditas ialah harga transaksi yang terjadi antara penjual/pedagang besar pertama dengan pembeli/pedagang besar berikutnya dalam jumlah besar pada pasar pertama atas suatu komoditas.

2. Indeks Harga Produsen (IHP)

Indikator ini mengukur perubahan rata-rata harga yang diterima produsen domestik untuk barang yang mereka hasilkan.

3. Deflator Produk Domestik Bruto (PDB)

Menunjukkan besarnya perubahan harga dari semua barang baru, barang produksi lokal, barang jadi, dan jasa. Deflator PDB dihasilkan dengan membagi PDB atas dasar harga nominal dengan PDB atas dasar harga konstan.

4. Indeks Harga Aset

Indeks ini mengukur pergerakan harga aset antara lain properti dan saham yang dapat dijadikan indikator adanya tekanan terhadap harga secara keseluruhan.

2.19 Kajian Al-Qur'an Tentang Peramalan

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

“Dalam beberapa tahun lagi. Bagi Allah-lah urusan sebelum dan sesudah (mereka menang), dan dihari (kemenangan bangsa Romawi) itu bergembiralah orang-orang yang beriman”.

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

berkaitan dengan peramalan. Adapun ayat lain yang menyinggung tentang peramalan dalam surat Al-Hasyr ayat 18 yang artinya:

“Hai orang-orang beriman, bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap diri memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat); dan bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah Maha Mengetahui apa yang kamu kerjakan.”

Menurut M. Quraish Shihab (2002) dalam tafsir Al-Misbah disebutkan Wahai orang-orang yang beriman, berlindunglah kalian dari azab Allah dengan selalu mematuhi-Nya. Hendaknya setiap orang memikirkan apa saja amalan yang dipersiapkan untuk hari esok. Selalu bertakwalah kepada Allah. Allah benar-benar mengetahui dan akan membala segala sesuatu yang kalian kerjakan. Manusia pasti mengarahkan pandangannya ke segala kata-kata untuk merenungkan dan membayangkan hisab amalnya beserta perinciannya untuk memperhatikan tentang keadaan pada hari esok agar dapat menentukan yang terbaik untuk masa yang akan datang (Sayyid Quthb: 2001).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

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

3.2 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang diperoleh dari www.bi.go.id. Data yang digunakan merupakan data bulanan yang dimulai dari bulan Januari 2014 - Desember 2019 sebanyak 72 data.

3.3 Variabel Penelitian

Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. BI-7 Day Repo Rate sebagai variabel endogen pertama ($Z_{1,t}$).
2. Kurs rupiah terhadap *Dollar Amerika* sebagai variabel endogen kedua ($Z_{2,t}$).
3. Inflasi sebagai variabel eksogen (X_t).

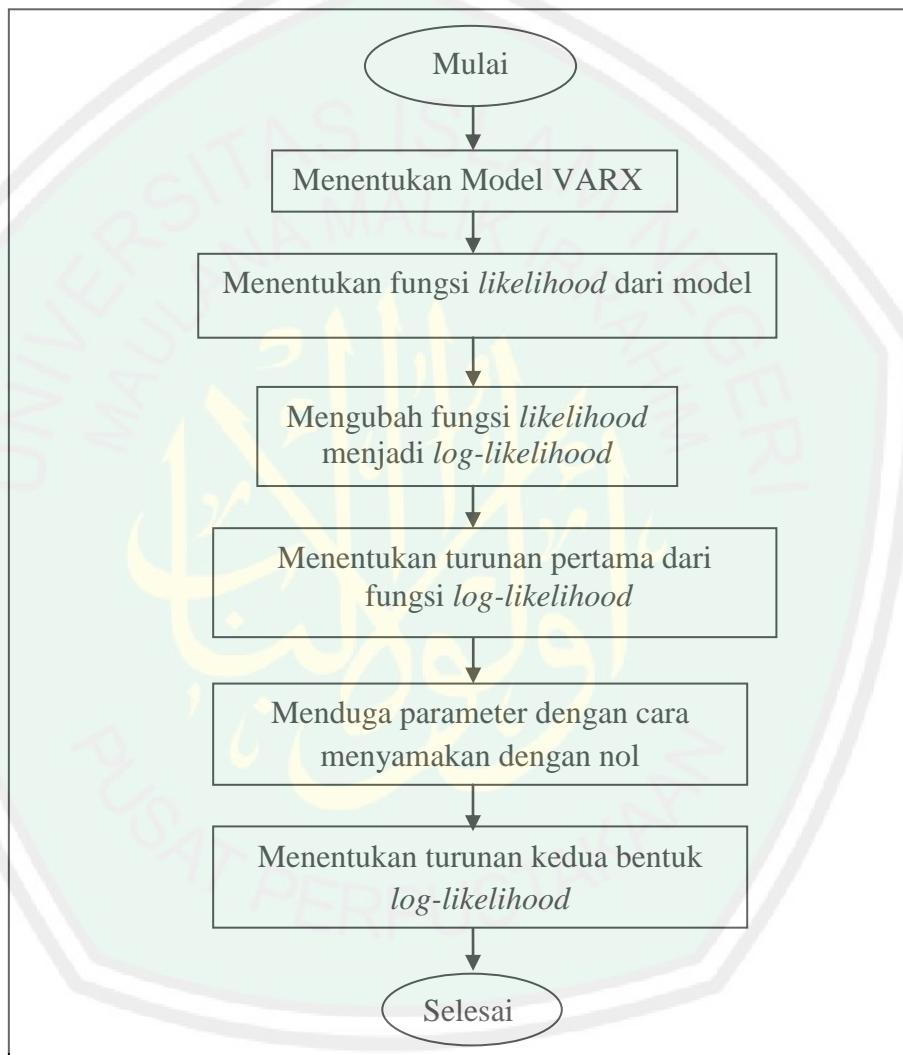
3.4 Langkah-Langkah Penelitian

Langkah-langkah analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

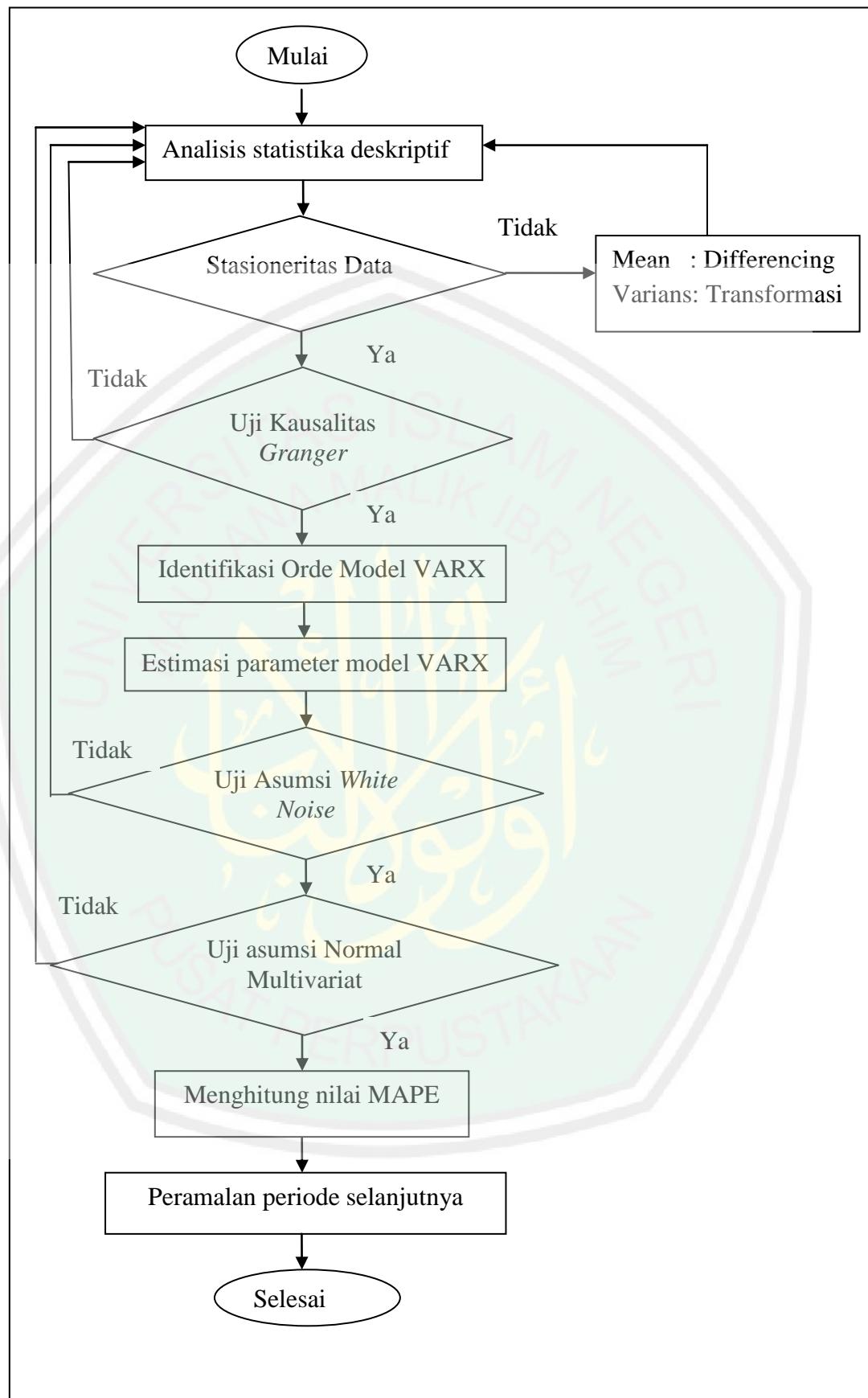
1. Langkah-langkah estimasi model VARX menggunakan metode *Maximum Likelihood*
 - a. Menentukan model VARX.
 - b. Menentukan fungsi *likelihood* dari model VARX, kemudian mengubah fungsi *likelihood* menjadi *log-likelihood*.
 - c. Menentukan turunan pertama dari fungsi *log-likelihood*.
 - d. Menduga parameter yang diperoleh dari estimasi *Maximum Likelihood* dengan cara menyamakan dengan nol untuk mendapatkan nilai estimator *Maximum Likelihood*.
 - e. Menentukan turunan kedua bentuk *log-likelihood* untuk menjamin bahwa fungsi *log-likelihood* maksimum.
2. Langkah-langkah implementasi model VARX(p,s)
 - a. Melakukan analisis statistika deskriptif.
 - b. Melakukan uji stasioneritas data terhadap rata-rata dan variansi. Jika data tidak stasioner dalam rata-rata maka dilakukan *differencing*, dan jika data tidak stasioner dalam variansi maka dilakukan transformasi.
 - c. Pengujian eksogenitas dengan melakukan uji kausalitas *granger*.
 - d. Melakukan identifikasi model melalui plot MPACF dan nilai AIC minimum sehingga diperoleh orde VARX.
 - e. Melakukan pendugaan parameter model VARX dengan estimasi *Maximum Likelihood*.
 - f. Melakukan pengujian asumsi *White Noise* pada model VARX.

- g. Melakukan pengujian asumsi Normal Multivariat pada residual dari model VARX.
- h. Menghitung nilai MAPE hasil ramalan.
- i. Melakukan peramalan periode selanjutnya dengan model VARX.

3.5 Flowchart



Gambar 3.1 Flowchart Estimasi Parameter



Gambar 3.2 Flowchart Langkah-Langkah Penelitian

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model VARX

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

4.1.1 Penentuan Model VARX

VARX merupakan suatu model yang diperoleh dari pengembangan model *Vector Autoregressive* (VAR) dengan menambahkan variabel eksogen di dalam model. Bentuk umum model VARX(p, q) dimana p merupakan orde (*lag*) dari variabel endogen, q merupakan *lag* dari variabel eksogen sebagaimana persamaan (2.35). Pada penelitian ini akan mengestimasi model VARX yang melibatkan 2 variabel endogen dan 1 variabel eksogen. Maka bentuk model VARX adalah

$$\begin{aligned} Z_{1,t} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Z_{1,t-1} + \Phi_{12}Z_{2,t-1} + \theta_{11}X_{1,t-1} + e_{1,t} \\ Z_{2,t} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Z_{1,t-1} + \Phi_{22}Z_{2,t-1} + \theta_{21}X_{1,t-1} + e_{2,t} \end{aligned} \quad (4.1)$$

untuk $t = 1, 2, \dots, n$ maka persamaan (4.1) dapat ditulis sebagai berikut:

1. Variabel pertama

$$\begin{aligned} Z_{1,1} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Z_{1,0} + \Phi_{12}Z_{2,0} + \theta_{11}X_{1,0} + e_{1,1} \\ Z_{1,2} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Z_{1,1} + \Phi_{12}Z_{2,1} + \theta_{11}X_{1,1} + e_{1,2} \end{aligned} \quad (4.2)$$

⋮

$$Z_{1,n} = \Phi_{10} + \Phi_{11}Z_{1,n-1} + \Phi_{12}Z_{2,n-1} + \theta_{11}X_{1,n-1} + e_{1,n}$$

2. Variabel kedua

$$Z_{2,1} = \Phi_{20} + \Phi_{21}Z_{1,0} + \Phi_{22}Z_{2,0} + \theta_{21}X_{1,0} + e_{2,1}$$

$$Z_{2,2} = \Phi_{20} + \Phi_{21}Z_{1,1} + \Phi_{22}Z_{2,1} + \theta_{21}X_{1,1} + e_{2,2}$$

(4.3)

⋮

$$Z_{2,n} = \Phi_{20} + \Phi_{21}Z_{1,n-1} + \Phi_{22}Z_{2,n-1} + \theta_{21}X_{1,n-1} + e_{2,n}$$

Misalkan:

$$Y_2 = \begin{bmatrix} Z_{1,1} & Z_{2,1} \\ Z_{1,2} & Z_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ Z_{1,n} & Z_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

$$X_2 = \begin{bmatrix} 1 & Z_{1,0} & Z_{2,0} & X_{1,0} \\ 1 & Z_{1,1} & Z_{2,1} & X_{1,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & Z_{1,n-1} & Z_{2,n-1} & X_{1,n-1} \end{bmatrix}_{n \times 4}$$

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} \Phi_{10} & \Phi_{20} \\ \Phi_{11} & \Phi_{21} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} \\ \theta_{11} & \theta_{21} \end{bmatrix}_{4 \times 2}$$

$$e_2 = \begin{bmatrix} e_{1,1} & e_{2,1} \\ e_{1,2} & e_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ e_{1,n} & e_{2,n} \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

Sehingga persamaan (4.2) dan (4.3) dapat disederhanakan sebagai berikut:

$$Y_2 = X_2\Phi_2 + e_2 \quad (4.4)$$

dengan $Y_2 \sim N(X_2\Phi_2, \Sigma)$.

4.1.2 Penentuan Fungsi *Likelihood* dari Model VARX

Konstruksi fungsi *likelihood* dimulai dengan pembentukan fungsi kepadatan peluang model VARX. Jika persamaan (4.4) diasumsikan berdistribusi

normal dengan *mean* 0 dan memiliki variansi, maka terbentuk fungsi kepadatan peluang dari Y_2 dengan parameter Φ_2 dan Σ yaitu

$$f(Y_2|X_2\Phi_2, \Sigma) = 2\pi^{-\frac{2}{2}}|\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right] \quad (4.5)$$

sehingga fungsi *likelihood* nya sebagai berikut

$$l(\Phi_2, \Sigma|Y_2) = 2\pi^{-\frac{2}{2}}|\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right] \quad (4.6)$$

Langkah selanjutnya yaitu mendapatkan fungsi *log-likelihood* dari persamaan (4.6), diperoleh sebagai berikut

$$\begin{aligned} L &= \ln(l(\Phi_2, \Sigma|Y_2)) \\ &= \ln\left[(2\pi)^{-\frac{2}{2}}|\Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right]\right] \\ &= -\frac{2}{2}\ln(2\pi) + \frac{1}{2}\ln(|\Sigma^{-1}|) \ln\left(\exp\left[-\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right]\right) \\ &= -\ln(2\pi) + \frac{1}{2}\ln(|\Sigma^{-1}|) - \frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2) \end{aligned} \quad (4.7)$$

4.1.3 Penentuan Turunan Pertama

Setelah diperoleh fungsi *log-likelihood* pada persamaan (4.7), langkah selanjutnya yaitu mendapatkan turunan pertama dari L terhadap Φ_2^T

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \Phi_2^T} &= \frac{\partial \left[-\ln(2\pi) + \frac{1}{2}\ln(|\Sigma^{-1}|) - \frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right]}{\partial \Phi_2^T} \\ &= \frac{\partial[-\ln(2\pi)]}{\partial \Phi_2^T} + \frac{\partial\left[\frac{1}{2}\ln(|\Sigma^{-1}|)\right]}{\partial \Phi_2^T} - \frac{\partial\left[\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right]}{\partial \Phi_2^T} \\ &= 0 + 0 - \frac{\partial\left[\frac{1}{2}(Y_2 - X_2\Phi_2)^T\Sigma^{-1}(Y_2 - X_2\Phi_2)\right]}{\partial \Phi_2^T} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -\frac{\partial \left[\frac{1}{2} (Y_2 - X_2 \Phi_2)^T \Sigma^{-1} (Y_2 - X_2 \Phi_2) \right]}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -\frac{\partial \left(\frac{1}{2} Y_2^T \Sigma^{-1} Y_2 - \frac{1}{2} Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2 - \frac{1}{2} \Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} Y_2 + \frac{1}{2} \Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2 \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -\frac{\partial \left(\frac{1}{2} (Y_2^T \Sigma^{-1} Y_2 - Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2 - (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} Y_2)^T + \Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -\frac{\partial \left(\frac{1}{2} (Y_2^T \Sigma^{-1} Y_2 - Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2 - Y_2^T (\Sigma^{-1})^T X_2 \Phi_2 + \Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -\frac{\partial \left(\frac{1}{2} (Y_2^T \Sigma^{-1} Y_2 - Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2 - Y_2^T (\Sigma^{-1}) X_2 \Phi_2 + \Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -\frac{\partial \left(\frac{1}{2} (Y_2^T \Sigma^{-1} Y_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} + \frac{\partial (Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2)}{\partial \Phi_2^T} - \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= -0 + \frac{\partial (Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2)}{\partial \Phi_2^T} - \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= \frac{\partial (Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2)}{\partial \Phi_2^T} - \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2) \right)}{\partial \Phi_2^T} \\
&= Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 - \frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2) - \frac{1}{2} (X_2^T \Sigma^{-1} X_2 \Phi_2)^T \\
&= Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 - \frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2) - \frac{1}{2} (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2)^T \\
&= Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 - (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2) \tag{4.8}
\end{aligned}$$

estimasi parameter Σ^{-1} pada model dapat diperoleh melalui penaksir kuadrat terkecil sehingga diperoleh

$$\begin{aligned}
\Sigma &= \text{cov}(\Phi_{2OLS}) \\
&= E[(\widehat{\Phi}_{2OLS} - E(\widehat{\Phi}_{2OLS}))(\widehat{\Phi}_{2OLS} - E(\widehat{\Phi}_{2OLS}))^T] \\
&= E[(\widehat{\Phi}_{2OLS} - \Phi_2)(\widehat{\Phi}_{2OLS} - \Phi_2)^T] \\
&= E[(\Phi_2 + (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T e_2 - \Phi_2)(\Phi_2 + (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T e_2 - \Phi_2)^T] \\
&= E[((X_2^T X_2)^{-1} X_2^T e_2)((X_2^T X_2)^{-1} X_2^T e_2)^T] \\
&= E[((X_2^T X_2)^{-1} X_2^T e_2)(e_2^T X_2 (X_2 X_2^T)^{-1})] \\
&= (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T E(e_2 e_2^T) (X_2 (X_2 X_2^T)^{-1}) \\
&= (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T (\sigma^2 I) (X_2 (X_2 X_2^T)^{-1}) \\
&= \sigma^2 (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T (X_2 (X_2 X_2^T)^{-1}) \\
&= \sigma^2 I (X_2 X_2^T)^{-1} \\
&= \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} \tag{4.9}
\end{aligned}$$

Selanjutnya substitusi persamaan (4.9) ke persamaan (4.8) diperoleh

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L}{\partial \Phi_2^T} &= Y_2^T \Sigma^{-1} X_2 - (\Phi_2^T X_2^T \Sigma^{-1} X_2) \\
&= Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 - \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 \tag{4.10}
\end{aligned}$$

4.1.4 Pendugaan Parameter

Setelah didapatkan turunan pertama fungsi *log-likelihood*, maka selanjutnya persamaan (4.10) disamadengankan 0, untuk memperoleh penduga parameter secara *likelihood*, yaitu

$$Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 - \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 = 0$$

$$\Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 = Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2$$

Untuk X_2 berukuran $n \times 2$ maka persamaan di atas jika dikalikan transpose-nya yakni X_2^T , maka diperoleh:

$$\begin{aligned}
 & \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 X_2^T = Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 X_2^T \\
 & \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 I = Y_2^T \sigma^2 I \\
 & \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 = Y_2^T \sigma^2 \\
 & \Phi_2^T X_2^T = Y_2^T \\
 & (\Phi_2^T X_2^T)^T = (Y_2^T)^T \\
 & (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T X_2 \Phi_2 = (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T Y_2 \\
 & I \Phi_2 = (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T Y_2 \\
 & \Phi_2 = (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T Y_2
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

4.1.5 Penentuan Turunan Kedua

Untuk menjamin fungsi *log-likelihood* maksimum, maka turunan kedua dari fungsi tersebut harus bernilai negatif, maka persamaan (4.10) diturunkan parsial terhadap Φ_2 sehingga diperoleh

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 L}{\partial \Phi_2 \partial \Phi_2^T} &= \frac{\partial}{\partial \Phi_2} \left(\frac{\partial L}{\partial \Phi_2^T} \right) \\
 &= \frac{\partial}{\partial \Phi_2} (Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2 - \Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2) \\
 &= \frac{\partial}{\partial \Phi_2} (Y_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2) - \frac{\partial}{\partial \Phi_2} (\Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2) \\
 &= 0 - \frac{\partial (\Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2)}{\partial \Phi_2} \\
 &= -\frac{\partial (\Phi_2^T X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2)}{\partial \Phi_2} \\
 &= -X_2^T \sigma^2 (X_2 X_2^T)^{-1} X_2
 \end{aligned} \tag{4.12}$$

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

4.2 Implementasi Model VARX

4.2.1 Statistik Deskriptif

Penelitian ini menggunakan data bulanan BI *7-Day Repo Rate*, kurs rupiah terhadap *dollar* amerika dan inflasi periode 2014-2019 yang diperoleh dari website www.bi.go.id. Hasil analisis statistika deskriptif dari ketiga data tersebut ditampilkan dalam Tabel 4.1 sebagai berikut:

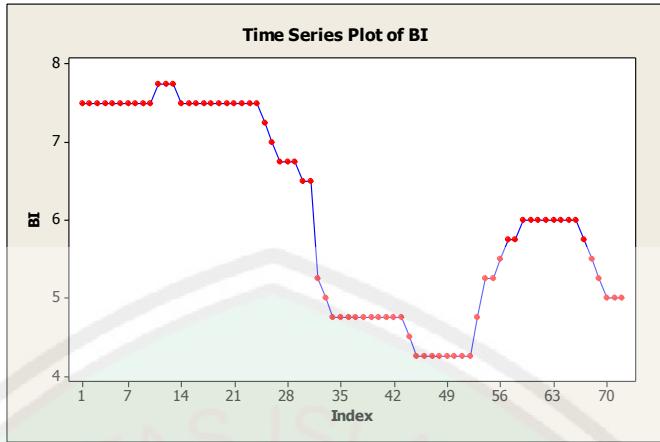
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif

Variabel	Jumlah data	Minimum	Maksimum	Mean	Std. deviation
BI 7-day repo rate	72	4,25	7,75	6,059	1,254
Kurs rupiah terhadap dolar amerika	72	11404	15227	13411,33	857,116
Inflasi	72	2,48	8,36	4,384	1,665

Sumber: Olahan SAS

Berdasarkan Tabel 4.1, dapat dikatakan bahwa nilai rata-rata BI *7-day repo rate* sebesar 6,059 , dimana nilai tertingginya adalah 7,75 dan terendah sebesar 4,25. Adapun nilai rata-rata kurs rupiah terhadap dollar amerika sebesar 13411,33 , dimana nilai tertingginya adalah 15227 dan terendah sebesar 11404. Sedangkan nilai rata-rata inflasi sebesar 4,384 , dimana nilai tertingginya adalah 8,36 dan terendah sebesar 2,48. Berikut merupakan hasil dari *time series plot* pada variabel BI7DRR, kurs dan inflasi :

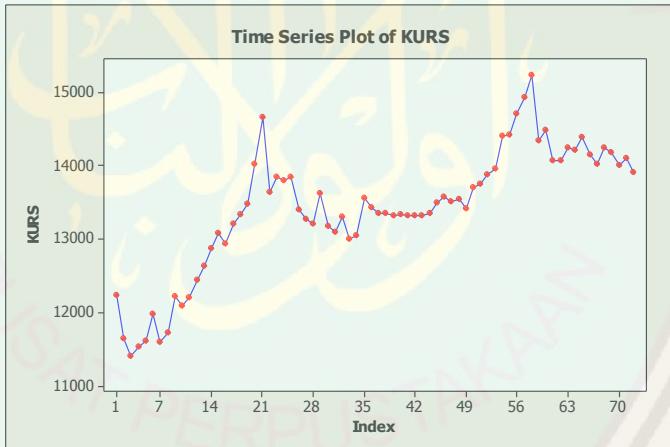
1. BI 7-Day Repo Rate



Gambar 4.1 Plot Data BI-7DRR

Berdasarkan Gambar 4.1, BI7DRR memiliki nilai yang cenderung stagnan pada periode tertentu. Namun pada bulan tertentu terjadi penurunan dan kenaikan secara kontinu.

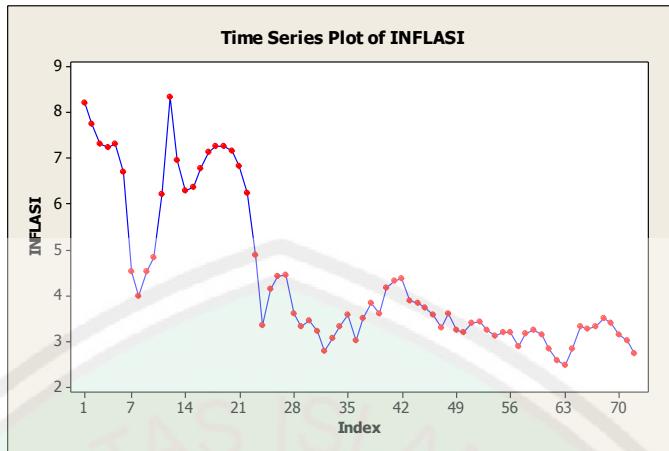
2. Kurs terhadap dollar Amerika



Gambar 4.2 Plot Data Kurs terhadap Dollar Amerika

Berdasarkan Gambar 4.2, nilai tukar rupiah mengalami fluktuasi. Namun secara keseluruhan nilai tukar rupiah dari tahun ke tahun membentuk tren naik seperti pada gambar.

3. Inflasi



Gambar 4.3 Plot Data Inflasi

Berdasarkan Gambar 4.3, inflasi membentuk pola naik turun. Dikutip dari Bank Indonesia (BI), inflasi adalah kenaikan harga dan berlangsung secara terus menerus dalam jangka waktu tertentu.

4.2.2 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas bertujuan untuk mengetahui apakah data yang digunakan sudah memenuhi asumsi stasioner dalam rata-rata dan variansi.

1. Stasioner dalam Rata-rata

Untuk melihat data stasioner dalam rata-rata dapat dilakukan dengan melihat plot *Matrix Autocorrelation Function* (MACF). Dengan bantuan *software* SAS didapatkan hasil sebagai berikut

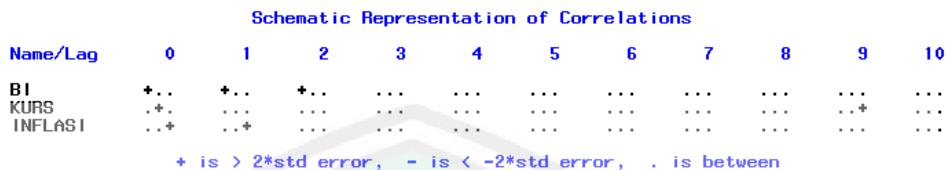
Name/Lag	Schematic Representation of Correlations										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BI	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
KURS	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
INFLASI	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++

+ is $> 2 \times \text{std error}$, - is $< -2 \times \text{std error}$, . is between

Gambar 4.4 MACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa banyak *lag* yang mempunyai nilai korelasi melebihi 2 kali standar *error* yaitu ditunjukkan oleh banyaknya simbol (+) pada

plot MACF yang berarti secara simultan ketiga variabel memiliki korelasi positif, sehingga dapat dikatakan bahwa data BI7DRR, kurs dan inflasi tidak stasioner dalam rata-rata, maka dari itu perlu dilakukan *differencing*.



Gambar 4.5 MACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi Setelah *Differencing*

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data BI7DRR, kurs dan inflasi setelah *differencing* sudah stasioner dalam rata-rata. Hal ini ditunjukkan dengan banyaknya simbol (.) pada plot MACF yang berarti nilai korelasi silang antar variabel pada beberapa *lag* berada diantara +2 kali standar *error*. Sementara simbol (+) dan (-) pada plot MACF hanya keluar pada *lag-lag* tertentu.

Kestasioneran data dalam rata-rata juga dapat dilihat melalui *unit root test* dengan menggunakan uji ADF. Berikut ini hasil uji ADF dengan $\alpha = 0,05$.

Tabel 4.2 Hasil Output Uji ADF

Variabel	ADF test	Critical Value 5%	Probabilitas	Keterangan
BI7DRR	-1,154061	-2,903566	0,6897	Tidak Stasioner
Kurs	-1,715629	-2,902953	0,4191	Tidak Stasioner
Inflasi	-2,275800	-2,902953	0,1825	Tidak Stasioner

Data dikatakan stasioner apabila $t_{hitung} > t_{tabel}$ dan $p\text{-value} < \alpha$. Hasil dari tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai ADF test dari variabel BI7DRR, kurs dan inflai lebih kecil daripada nilai kritis serta nilai probabilitas ketiga variabel lebih dari 0,05, sehingga tidak ada variabel yang stasioner. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses *differencing*. Dengan menggunakan cara yang sama, diperoleh hasil uji ADF *differencing* pertama sebagai berikut

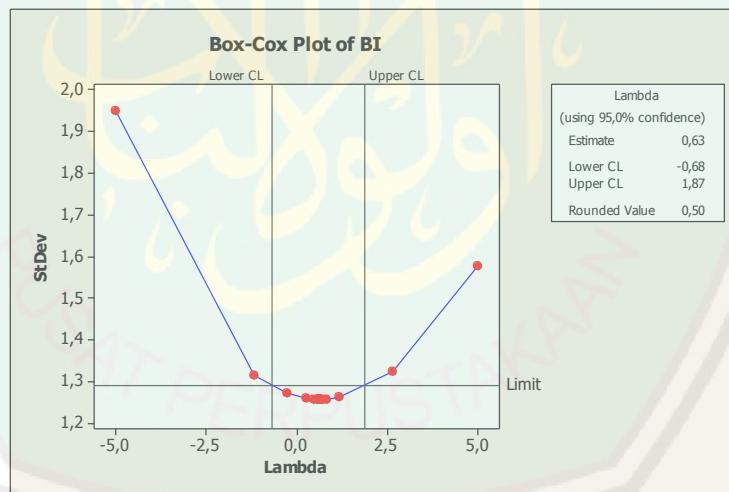
Tabel 4.3 Hasil Output Uji ADF setelah differencing

Variabel	ADF test	Critical Value 5%	Probabilitas	Keterangan
BI7DRR	-5,914762	-2,903566	0,0000	Stasioner
Kurs	-10,14162	-2,903566	0,0001	Stasioner
Inflasi	-6,449630	-2,903566	0,0001	Stasioner

Berdasarkan hasil pengolahan pada Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa ketiga nilai ADF test dari variabel BI7DRR, kurs dan inflai lebih besar daripada nilai kritis serta nilai probabilitas ketiga variabel kurang dari 0,05, sehingga ketiga variabel sudah stasioner.

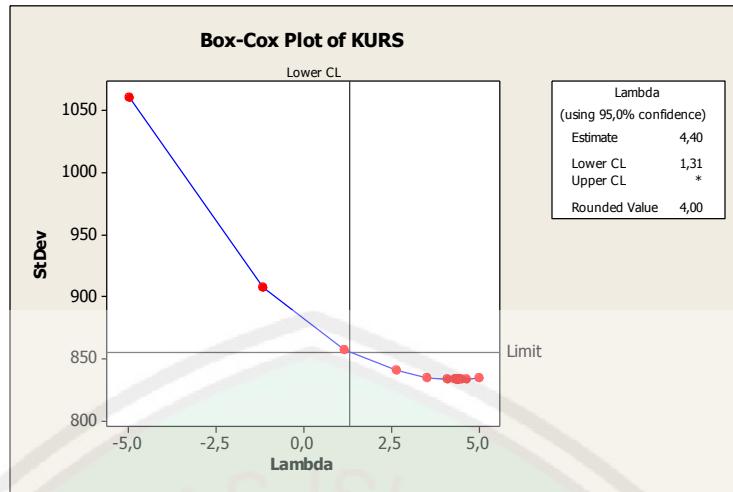
2. Stasioner dalam Variansi

Uji stasioner dalam variansi dapat dilakukan dengan transformasi *Box-Cox* pada masing-masing variabel. Data dikatakan stasioner terhadap variansi apabila nilai *Rounded Value*nya sama dengan 1,00. Berikut merupakan hasil dari uji stasioner dalam variansi.



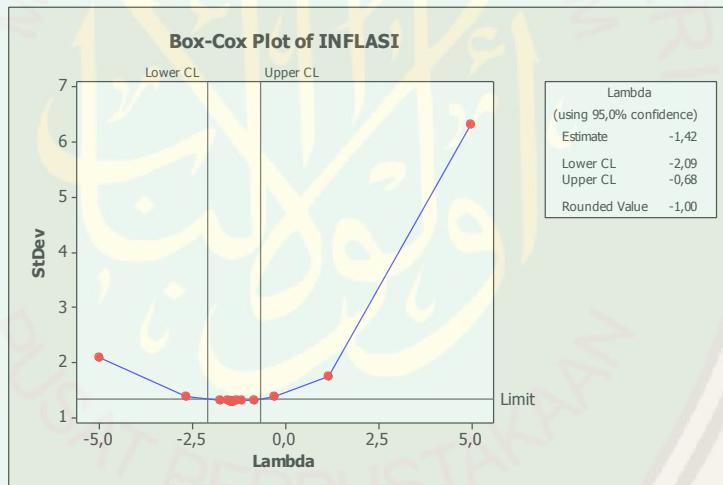
Gambar 4.6 Plot Box-Cox Variabel BI7DRR

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa variabel BI7DRR belum stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Value*nya sama dengan 0,50, sehingga variabel BI7DRR perlu dilakukan proses transformasi, dengan nilai batas atas sebesar 1,87 dan batas bawah sebesar -0,68.



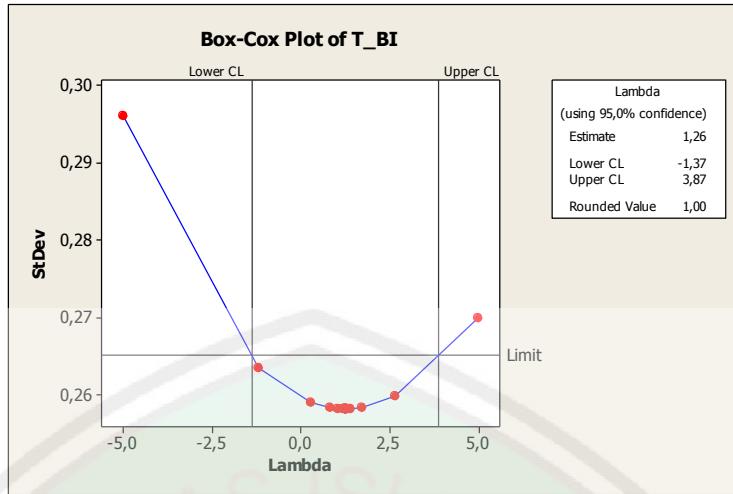
Gambar 4.7 Plot Box-Cox Variabel Kurs

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa variabel kurs belum stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Value*nya sama dengan 4,00, sehingga variabel kurs perlu dilakukan proses transformasi, dengan nilai batas bawah sebesar 1,31.



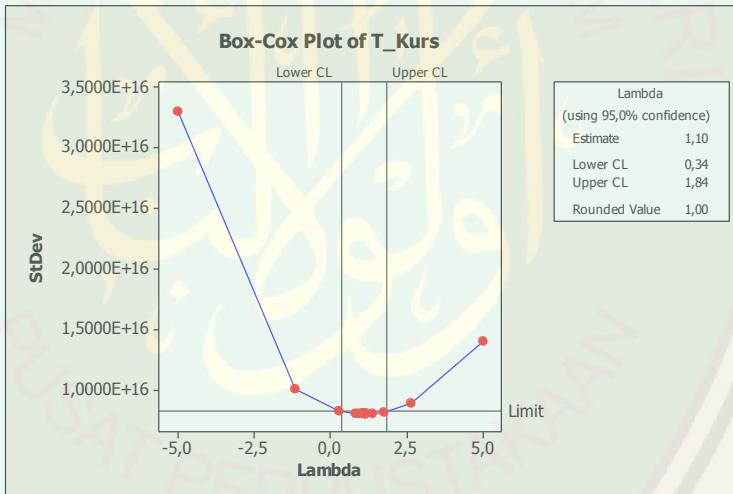
Gambar 4.8 Plot Box-Cox Variabel Inflasi

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa variabel inflasi belum stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Value*nya sama dengan -1,00, sehingga variabel inflasi perlu dilakukan proses transformasi, dengan nilai batas atas sebesar -0,68 dan batas bawah sebesar -2,09.



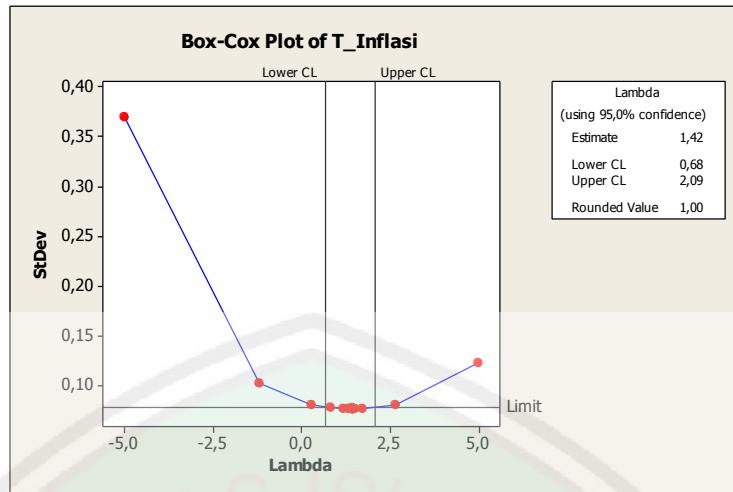
Gambar 4.9 Plot Box-Cox Variabel BI7DRR Transformasi Pertama

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa variabel BI7DRR sudah stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas sebesar 3,87 dan batas bawah sebesar -1,37.



Gambar 4.10 Plot Box-Cox Variabel Kurs Transformasi Pertama

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa variabel kurs sudah stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Valuenya* sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas sebesar 1,84 dan batas bawah sebesar 0,34.



Gambar 4.11 Plot Box-Cox Variabel Inflasi Transformasi Pertama

Gambar 4.11 menunjukkan bahwa variabel inflasi sudah stasioner dalam variansi karena nilai *Rounded Value*nya sama dengan 1,00, dengan nilai batas atas sebesar 2,09 dan batas bawah sebesar 0,68.

4.2.3 Uji Kausalitas *Granger*

Uji Kausalitas *Granger* dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel apakah terdapat hubungan searah atau dua arah atau tidak ada hubungan antar variabel. Dengan menggunakan bantuan *software Eviews 10* diperoleh hasil sebagai berikut

Tabel 4.4 Hasil Uji *Granger Casualty*

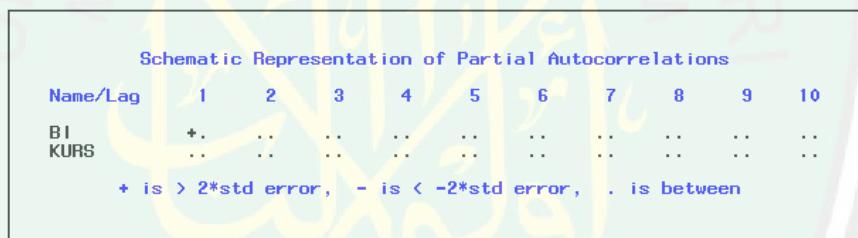
Hipotesis	Obs	F_{hitung}	p-value
Inflasi tidak mempengaruhi BI-7D	69	1,44048	0,2444
BI-7D tidak mempengaruhi Inflasi		0,34182	0,7118
Kurs tidak mempengaruhi BI-7D	69	0,99105	0,3768
BI-7D tidak mempengaruhi Kurs		4,21656	0,0190
Kurs tidak mempengaruhi Inflasi	69	0,43350	0,6501
Inflasi tidak mempengaruhi Kurs		2,04917	0,1372

Berdasarkan hasil yang diperoleh di atas, dapat diketahui bahwa yang memiliki hubungan kausalitas adalah variabel yang memiliki nilai probabilitas kurang dari 0,05. Berdasarkan Tabel 4.4 memperoleh hasil bahwa variabel eksogen yaitu inflasi tidak mempunyai hubungan dua arah terhadap variabel

endogen yaitu BI7DRR maupun kurs. Hal ini dapat dilihat dari nilai *p-value* setiap variabel lebih besar daripada $\alpha = 0,05$. Hubungan pada kedua variabel endogen yaitu BI7DRR memperoleh hasil bahwa kurs bukan penyebab granger BI7DRR karena *p-value* = 0,3768 > $\alpha = 0,05$ tetapi BI7DRR menyebabkan granger kurs karena *p-value* = 0,0190 < $\alpha = 0,05$. Artinya antar variabel terdapat hubungan satu arah.

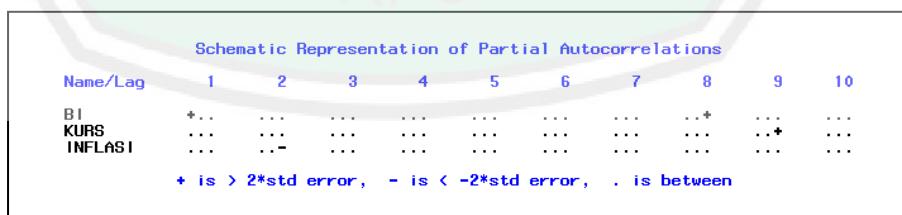
4.2.4 Identifikasi Orde Model VARX

Identifikasi model VARX dilakukan dengan menentukan orde dari p dan s untuk model $\text{VARX}(p, s)$. Orde p dan s dapat ditentukan dengan melihat plot MPACF. Berikut ini plot MPACF orde p untuk menentukan orde dari model VAR terlebih dahulu.



Gambar 4.12 MPACF Data BI7DRR dan Kurs Setelah *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4.12 dapat terlihat bahwa korelasi +2 kali standar *error* muncul pada *lag* 1. Sehingga orde p adalah 1. Kemudian menentukan orde s dapat dilihat melalui plot MPACF sebagai berikut.



Gambar 4.13 MPACF Data BI7DRR, Kurs dan Inflasi Setelah *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4.13 dapat terlihat bahwa korelasi +2 kali standar error muncul pada *lag* 1, 2, 8 dan 9. Sehingga untuk menentukan orde s dapat dilihat dari nilai AIC terkecil sebagai berikut.

Lag=0	Lag=1	Lag=2	Lag=3	Lag=4	Lag=5	Lag=6	Lag=7	Lag=8	Lag=9	Lag=10
505.3654	504.7883	507.142	520.6831	531.9042	544.7112	555.5791	567.1392	570.9628	567.8682	570.5071

Gambar 4.14 Nilai AIC Orde s

Berdasarkan Gambar 4.14 dapat diketahui bahwa nilai AIC minimum ditunjukkan pada *lag* 1 yaitu 504,7883. Sehingga orde s yaitu 1. Dengan demikian model VARX yang terbentuk adalah VARX(1,1).

4.2.5 Estimasi Parameter Model dengan Metode *Maximum Likelihood*

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

$$BI_t = \Phi_{10} + \Phi_{11}BI_{t-1} + \Phi_{12}Kurs_{t-1} + \theta_{11}Inf_{t-1} + e_t$$

$$Kurs_t = \Phi_{20} + \Phi_{21}BI_{t-1} + \Phi_{22}Kurs_{t-1} + \theta_{21}Inf_{t-1} + e_t$$

dengan:

BI_t : BI 7-Day Repo Rate (Tingkat Suku Bunga) pada waktu ke- t

$Kurs_t$: Nilai Tukar Rupiah terhadap *Dollar* pada waktu ke- t

Inf_t : Inflasi pada waktu ke- t

Setelah diperoleh model sementara, selanjutnya adalah estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood* pada persamaan (4.4) dengan,

$$\mathbf{Y}_2 = \begin{bmatrix} 7,5 & 12226 \\ 7,5 & 11634 \\ \vdots & \vdots \\ 5 & 13901 \end{bmatrix}_{n \times 2}$$

$$X_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 7,5 & 12,226 & 8,22 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 5 & 13901 & 2,72 \end{bmatrix}_{n \times 4}$$

Sehingga diperoleh penduga parameter yang dapat dihitung menggunakan persamaan (4.11) sebagai berikut:

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} -0,00073 \times 10^{-10} & 1,72122 \times 10^{-10} \\ 9,99996 \times 10^{-10} & -0,12392 \times 10^{-10} \\ 0,00000 \times 10^{-10} & 9,99991 \times 10^{-10} \\ 0,00003 \times 10^{-10} & 0,05571 \times 10^{-10} \end{bmatrix}_{4 \times 2}$$

Sehingga hasil parameter jika diinterpretasikan ke dalam model persamaan adalah:

$$BI_t = -0,00073 \times 10^{-10} + 9,99996 \times 10^{-10} BI_{t-1} + 0,00000 \\ \times 10^{-10} Kurs_{t-1} + 0,00003 \times 10^{-10} Inf_{t-1} + e_t$$

$$Kurs_t = 1,72122 \times 10^{-10} - 0,12392 \times 10^{-10} BI_{t-1} + 9,99991 \\ \times 10^{-10} Kurs_{t-1} + 0,05571 \times 10^{-10} Inf_{t-1} + e_t$$

4.2.6 Uji Asumsi

4.2.6.1 Uji Asumsi Residual White Noise

Dalam model deret waktu, residual harus saling independen antar deret waktu dan memiliki varians konstan (*white noise*). Pengujian uji asumsi residual *white noise* ini menggunakan uji *Portmanteau* dengan membandingkan *p-value* dan nilai signifikan 0,05. Berikut ini adalah hasil uji *Portmanteau*.

Tabel 4.5 Uji Portmanteau

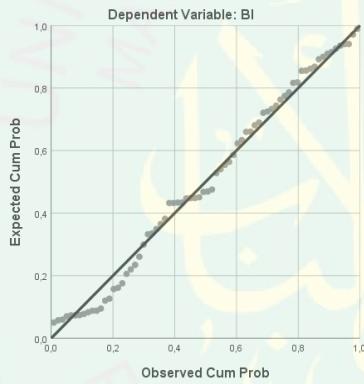
Lag	Q-Stat	Prob
1	0,416348	---
2	1,108094	---
3	7,030324	0,6340
4	13,16079	0,7819
5	17,81184	0,9092
6	23,40107	0,9478
7	30,46894	0,9520
8	39,44653	0,9312

9	51,89335	0,8399
10	54,57044	0,9373
11	66,52241	0,8770
12	83,86136	0,6622

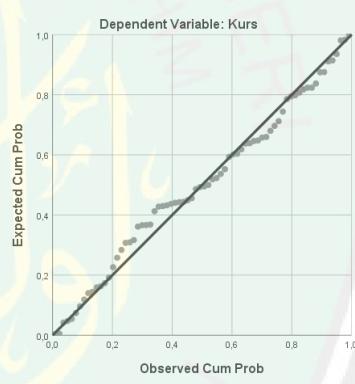
Berdasarkan Tabel 4.5 diketahui bahwa dari *lag* 1 sampai *lag* 12 tidak terdapat *p-value* yang kurang dari $\alpha = 0,05$, artinya tidak terdapat korelasi antara *lag* pada pemodelan VARX(1,1) atau residual memenuhi asumsi *white noise*. Artinya, model VARX(1,1) layak digunakan.

4.2.6.2 Uji Asumsi Normal Multivariat

Berikut ini adalah pengujian asumsi residual berdistribusi normal dari model yang didapatkan dengan bantuan SPSS, hasilnya adalah sebagai berikut.



Gambar 4.15 Q-Q Plot BI-7D



Gambar 4.16 Q-Q Plot Kurs

Garis pada Gambar 4.15 dan Gambar 4.16 merupakan garis normal. Semakin dekat jarak garis dengan titik-titik hitam/error mempunyai arti bahwa persamaan berdistribusi normal. Dari gambar diatas bisa disimpulkan jika data BI7DRR dan kurs memenuhi uji asumsi normal multivariat.

4.2.7 Ketepatan Peramalan

Dalam penilitian ini untuk mengetahui ketepatan peramalan digunakan nilai MAPE, hasilnya adalah sebagai berikut.

Tabel 4.6 Nilai MAPE

Variabel	MAPE
BI7DRR	12,7%
Kurs	2,6%

Berdasarkan Tabel 4.6 nilai MAPE dari variabel BI7DRR sebesar 12,7% dan variabel kurs sebesar 2,6%. Hal ini berarti, kemampuan peramalan baik.

4.2.8 Peramalan

Berdasarkan model yang sudah terpilih yaitu VARX(1,1), berikut adalah hasil peramalan untuk dua tahun kedepan.

Tabel 4.7 Hasil Peramalan BI7DRR dan Kurs Rupiah terhadap Dollar

Tahun	Bulan	BI7DRR	Kurs
2020	Januari	4,82	14.048
	Februari	4,64	14.241
	Maret	4,48	14.404
	April	4,34	14.512
	Mei	4,22	14.612
	Juni	4,13	14.673
	Juli	4,03	14.774
	Agustus	3,92	14.884
	September	3,83	14.946
	Oktober	3,75	15.017
	November	3,68	15.112
	Desember	3,63	15.183
2021	Januari	3,58	15.283
	Februari	3,54	15.349
	Maret	3,51	15.380
	April	3,48	15.390
	Mei	3,46	15.393
	Juni	3,45	15.392
	Juli	3,44	15.394
	Agustus	3,44	15.393
	September	3,43	15.386
	Oktober	3,43	15.385
	November	3,42	15.385
	Desember	3,42	15.383

Berdasarkan Tabel 4.7 hasil estimasi yang diperoleh untuk mendapatkan model dari VARX(1,1) dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* dapat dikatakan bahwa model tersebut tepat digunakan untuk meramalkan data BI7DRR dan Kurs karena menghasilkan nilai MAPE yang kecil. Hal ini berakibat pada

hasil peramalan yang diperoleh tidak jauh beda dengan data asli periode sebelumnya.

4.3 Kajian Al-Qur'an tentang Peramalan

Seiring pesatnya ilmu pegetahuan, kesadaran akan peristiwa masa depan semakin bertambah dan akibatnya kebutuhan akan berbagai peramalan semakin meningkat. Terdapat salah satu ayat dalam Al Quran pada surah Yusuf ayat 47-48 yang menyinggung mengenai peramalan yang artinya:

"Yusuf berkata: "supaya kamu bertanam tujuh tahun (lamanya) sebagaimana biasa, maka apa yang kamu tuai hendaknya kamu biarkan dibulirnya kecuali sedikit untuk kamu makan. Kemudian sesudah itu akan datang tujuh tahun yang amat sulit, yang akan menghabiskan apa yang kamu simpan untuk menghadapinya (tahun sulit), kecuali dari bibit gandum yang kamu simpan"."

(Al-Jazairi, 2007: 817) menafsirkan surat Yusuf ayat 47-48 bahwa Nabi Yusuf bermimpi dan menyampaikan kepada masyarakat bahwa ia diperintah oleh Allah untuk bertanam artinya bercocok tanam selama tujuh tahun secara bertahap seperti kebiasaan mereka dalam bercocok tanam setiap tahunnya. Kemudian hasil panen yang diperoleh hendaknya dibiarkan di tangainya, jangan dipetik agar tidak rusak, kecuali sedikit saja atau secukupnya untuk dimakan. Lalu setelah musim subur datanglah tujuh tahun yang amat sulit, yaitu musim kering yang amat sulit dan pada saat itu hasil panen tersebut bisa dimakan, yaitu hasil panen yang telah disimpan dari tujuh tahun musim subur sebagai persiapan untuk menghadapi tahun sulit.

Surat Yusuf ayat 47-48 memberikan pelajaran bahwa sebelum terjadi musim kering yang amat sulit hendaknya mencari cara untuk menghadapinya sehingga jika musim kering itu sudah tiba, masih ada sisa makanan yang disimpan. Hubungan ayat tersebut dengan peramalan adalah bahwasanya

peramalan sangat diperlukan untuk mempermirakan kapan terjadi masa sulit atau hal yang tidak diinginkan agar langkah yang diambil adalah langkah yang tepat. Namun, peramalan yang dilakukan manusia hanya sebatas usaha untuk mencari pegangan dalam pengambilan suatu keputusan, akan tetapi hasil dari rencana manusia dapat berubah tergantung pada usaha yang mereka lakukan untuk menjadi lebih baik.



BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

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

1. Estimasi parameter model VARX(1,1) dengan 2 variabel endogen dan 1 variabel eksogen $Y_2 = X_2\Phi_2 + e_2$ menggunakan metode *Maximum Likelihood* adalah

$$\Phi_2 = (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T Y_2$$

2. Implementasi model VARX dengan metode *Maximum Likelihood* pada data BI7DRR dan kurs terhadap *dollar* Amerika sebagai variabel endogen dan inflasi sebagai variabel eksogen diperoleh model sebagai berikut:

$$BI_t = -0,00073 \times 10^{-10} + 9,99996 \times 10^{-10} BI_{t-1} + 0,00000 \\ \times 10^{-10} Kurs_{t-1} + 0,00003 \times 10^{-10} Inf_{t-1} + e_t$$

$$Kurs_t = 1,72122 \times 10^{-10} - 0,12392 \times 10^{-10} BI_{t-1} + 9,99991 \\ \times 10^{-10} Kurs_{t-1} + 0,05571 \times 10^{-10} Inf_{t-1} + e_t$$

dengan:

BI_t : BI 7 Day Repo Rate (Tingkat Suku Bunga) pada waktu ke- t

$Kurs_t$: Nilai Tukar Rupiah terhadap *Dollar* pada waktu ke- t

Inf_t : Inflasi pada waktu ke- t

5.2 Saran

Penelitian ini penulis menggunakan model VARX dengan metode *Maximum Likelihood* dalam mencari nilai estimasi parameter. Oleh karena itu,

penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menggunakan metode yang berbeda, sehingga dapat diketahui metode mana yang lebih efisien.



DAFTAR PUSTAKA

- Abdussakir. 2007. *Ketika Kyai Mengajar Matematika*. Malang: UIN PRESS.
- Al-Jazairi, Syikh Abu Bakar Jabir. 2007. *Tafsir Al-Qur'an Ail-Aisar*. Jakarta: Uin Darus Sunnah Press.
- Aziz, Abdul. 2010. *Ekonometrika Teori & Praktik Eksperimen dengan Matlab*. Malang: Uin Maliki Press.
- Arief, S. (1993). *Metodologi Penelitian Ekonomi*. Jakarta: Universitas Indonesia
- Aswi & Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira Publisher.
- Awat, J. Napa. 1990. *Metode Peramalan Kuantitatif*. Yogyakarta: Liberty.
- Bank Indonesia. 2020. Laporan Publikasi [online]. Available at:<http://www.bi.go.id> [Accessed 30 Juni 2020]
- Bierens, H. J. 2004. *VAR Models with Exogenous Variables*.
- Chang, P.C, Wang, Y.W., Liu, C.H. 2007. *The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting*. Expert Systems wit Applications. No.32. pages:86-96.
- Cryer, Jonathan D. 1986. *Time Series Analysis*. Boston: PWS Publishers.
- Durbin, *The Fitting of Time Series Method*. The Institut of International Statistics,1960.
- Firdaus, Muhammad. 2004. *Ekonometrika Suatu Pendekatan Aplikatif*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Gujarati, N., & Porter, D. 2012. *Dasar-Dasar Ekonometrika. Edisi 5*. Jakarta: Salemba Empat.
- Jalaluddin, R. 2005. *Tafsir Bil Ma 'tsur*. Jakarta: Al-Huda.
- Jannah, Roikhatul. 2018. *Estimasi Parameter Model Vector Autoregressive dengan Metode Maximum Likelihood*. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I)Abdul Aziz, M.Si. (II) Dr. Abdussakir, M.Pd.
- Johnson, R.A.,Winchern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis. 6th Edition*. New Jersey : Pearson Prentice Hall.
- Judisseno, R. K. 2002. *Sistem Moneter dan Perbankan di Indonesia*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

- Karim, A. 2008. *Ekonomi Makro Islam*. Jakarta: PT. raja Grafindo Persada.
- Lütkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid 1. Edisi 2. Diterjemahkan oleh : Andriyanto, U.S., Basith, A. Jakarta : Erlangga. Terjemahan dari : Forcasting, 2nd Edition.
- Nashrullida. 2011. *BAB 3 Pemodelan Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan Laju Inflasi Indonesia Menggunakan Vector Autoregressive with Exogenous Variable (VARX)*. Skripsi. Jurusan Matematika FMIPA Universitas Pendidikan Indonesia. (http://a-research.upi.edu/operator/upload/ta_mtk_0600821_chapter3.pdf)
- Nugroho, S. 2007. *Dasar-Dasar Metode Statistika*. Grasindo: Cikal Sakti.
- Hanurowati, Nunung, dkk. 2016. *Pemodelan dan Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (HSG), Jakarta Islamic Index (JII), dan Harga Minyak Dunia Brent Crude Oil Menggunakan Metode Vector Autoregressive Exogenous (VARX)*. Jurnal Statistika Vol. 5
- Quthb, Sayyid. 2001. *Tafsir Fi Zhalail Quran Jilid 2*. Penj. As'ad Yasin Muahotobb Hamzah. Jakarta: Gema Insani.
- Rosadi, D. 2010. *Analisa Ekonometrika dan Runtun Watu Terapan dengan R..* Yogyakarta: ANDI.
- Rosyidah, Haniatur, dkk. 2017. *Pemodelan Vector Autoregressive X (VARX) untuk Meramalkan Jumlah Uang Beredar di Indonesia*. Jurnal Statistika Vol 6.
- Salam, N. 2013. *Estimasi Likelihood Maximum Peneralized dari Model Regresi Semiparametrik*. Prosiding Seminar Nasional Statistika. Universitas Diponegoro.
- Saputro, D. R. S., dkk. 2013. *Model Additive-Vector Autoregressive Exogenous untuk Prediksi Curah Hujan di Kabupaten Indramayu*. Jurnal Statistika Vol. 15
- Satria, I. D. 2015. Proyeksi Data Produk Domestik Bruto (PDB) dan Foreign Direct Investment (FDI) menggunakan Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Gaussian*.
- Shihab, M Quraish. 2002. *Tafsir Al-Misbah Pesan Kesan dan Keserasian Al-Quran*. Jakarta: Lentera Hati.
- Sudjana, N. 1989. *Dasar-Dasar Proses Belajar Mengajar*. Bandung: Sinarbaru.
- Soejoeti, Zanzawi. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*.
Second Edition. USA : Pearson Education, Inc.



LAMPIRAN

Lampiran 1: Data BI-7DRR, Kurs terhadap Dollar Amerika dan Inflasi di Indonesia bulan Januari 2014 sampai bulan Desember 2019

Tahun	Bulan	BI	Kurs	Inflasi
2014	Januari	7,5	12.226	8,22
	Februari	7,5	11.634	7,75
	Maret	7,5	11.404	7,32
	April	7,5	11.532	7,25
	Mei	7,5	11.611	7,32
	Juni	7,5	11.969	6,7
	Juli	7,5	11.591	4,53
	Agustus	7,5	11.717	3,99
	September	7,5	12.212	4,53
	Oktober	7,5	12.082	4,83
	November	7,75	12.196	6,23
	Desember	7,75	12.440	8,36
2015	Januari	7,75	12.625	6,96
	Februari	7,5	12.863	6,29
	Maret	7,5	13.084	6,38
	April	7,5	12.937	6,79
	Mei	7,5	13.211	7,15
	Juni	7,5	13.332	7,26
	Juli	7,5	13.481	7,26
	Agustus	7,5	14.027	7,18
	September	7,5	14.657	6,83
	Oktober	7,5	13.639	6,25
	November	7,5	13.840	4,89
	Desember	7,5	13.795	3,35
2016	Januari	7,25	13.846	4,14
	Februari	7	13.395	4,42
	Maret	6,75	13.276	4,45
	April	6,75	13.204	3,6
	Mei	6,75	13.615	3,33
	Juni	6,5	13.180	3,45
	Juli	6,5	13.094	3,21
	Agustus	5,25	13.300	2,79
	September	5	12.998	3,07
	Oktober	4,75	13.051	3,31
	November	4,75	13.563	3,58
	Desember	4,75	13.436	3,02

	Januari	4,75	13.343	3,49
	Februari	4,75	13.347	3,83
2017	Maret	4,75	13.321	3,61
	April	4,75	13.327	4,17
	Mei	4,75	13.321	4,33
	Juni	4,75	13.319	4,37
	Juli	4,75	13.323	3,88
	Agustus	4,5	13.351	3,82
	September	4,25	13.492	3,72
	Oktober	4,25	13.572	3,58
	November	4,25	13.514	3,3
	Desember	4,25	13.548	3,61
	Januari	4,25	13.413	3,25
	Februari	4,25	13.707	3,18
2018	Maret	4,25	13.756	3,4
	April	4,25	13.877	3,41
	Mei	4,75	13.951	3,23
	Juni	5,25	14.404	3,12
	Juli	5,25	14.413	3,18
	Agustus	5,5	14.711	3,2
	September	5,75	14.929	2,88
	Oktober	5,75	15.227	3,16
	November	6	14.339	3,23
	Desember	6	14.481	3,13
	Januari	6	14.072	2,82
	Februari	6	14.062	2,57
2019	Maret	6	14.244	2,48
	April	6	14.215	2,83
	Mei	6	14.385	3,32
	Juni	6	14.141	3,28
	Juli	5,75	14.026	3,32
	Agustus	5,5	14.237	3,49
	September	5,25	14.174	3,39
	Oktober	5	14.008	3,13
	November	5	14.102	3
	Desember	5	13.901	2,72

Lampiran 2: Data Setelah *Differencing*

BI	Kurs	Inflasi
*	*	*
0	-592	-0,47
0	-230	-0,43
0	128	-0,07
0	79	0,07
0	358	-0,62
0	-378	-2,17
0	126	-0,54
0	495	0,54
0	-130	0,3
0,25	114	1,4
0	244	2,13
0	185	-1,4
-0,25	238	-0,67
0	221	0,09
0	-147	0,41
0	274	0,36
0	121	0,11
0	149	0
0	546	-0,08
0	630	-0,35
0	-1018	-0,58
0	201	-1,36
0	-45	-1,54
-0,25	51	0,79
-0,25	-451	0,28
-0,25	-119	0,03
0	-72	-0,85
0	411	-0,27
-0,25	-435	0,12
0	-86	-0,24
-1,25	206	-0,42
-0,25	-302	0,28
-0,25	53	0,24
0	512	0,27
0	-127	-0,56
0	-93	0,47
0	4	0,34
0	-26	-0,22
0	6	0,56

0	-6	0,16
0	-2	0,04
0	4	-0,49
-0,25	28	-0,06
-0,25	141	-0,1
0	80	-0,14
0	-58	-0,28
0	34	0,31
0	-135	-0,36
0	294	-0,07
0	49	0,22
0	121	0,01
0,5	74	-0,18
0,5	453	-0,11
0	9	0,06
0,25	298	0,02
0,25	218	-0,32
0	298	0,28
0,25	-888	0,07
0	142	-0,1
0	-409	-0,31
0	-10	-0,25
0	182	-0,09
0	-29	0,35
0	170	0,49
0	-244	-0,04
-0,25	-115	0,04
-0,25	211	0,17
-0,25	-63	-0,1
-0,25	-166	-0,26
0	94	-0,13
0	-201	-0,28

Lampiran 3: Script software Matlab

```
%Hasil estimasi dari Model VARX:  
  
clc, clear  
  
Zts=xlsread('C:\Users\LELY.COM\Documents\VARX\DATA\BKI.xls');  
%sementara  
Ztss=Zts(:,1:3);  
n=length(Ztss(:,1)); %Banyak data  
Zt=Ztss';  
  
display(Zt)  
%Menyusun X2 dan x2:  
X2=[ones(n,1), Ztss];  
  
% I3=eye(3);  
  
for j=1:n  
    for i=1:4  
        x2(j,i)=X2(j,i);  
        x2(j+n,i+4)=X2(j,i);  
    end  
end  
display(x2)  
  
%Menyusun y2:  
y2=[Ztss(:,1);Ztss(:,2)];  
display(y2)  
  
%Menyusun Ephi2 (Phi2 Topi) secara Maximum Likelihood  
Ephi2=(x2'*x2)\x2'*y2;  
  
format long  
display(Ephi2)  
EPhi2=[Ephi2(1:4),Ephi2(5:8)];  
display(EPhi2)  
  
%Error  
e2=y2-x2*Ephi2;  
display(e2)
```

Lampiran 4: *Output Estimasi Parameter Data BI-7DRR, Kurs dan Inflasi*

Zt =

1.0e+04 *

Columns 1 through 4

0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000

1.222600000000000 1.163400000000000 1.140400000000000 1.153200000000000

0.000822000000000 0.000775000000000 0.000732000000000 0.000725000000000

Columns 5 through 8

0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000

1.161100000000000 1.196900000000000 1.159100000000000 1.171700000000000

0.000732000000000 0.000670000000000 0.000453000000000 0.000399000000000

Columns 9 through 12

0.000750000000000 0.000750000000000 0.000775000000000 0.000775000000000

1.221200000000000 1.208200000000000 1.219600000000000 1.244000000000000

0.000453000000000 0.000483000000000 0.000623000000000 0.000836000000000

Columns 13 through 16

0.000775000000000 0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000

1.262500000000000 1.286300000000000 1.308400000000000 1.293700000000000

0.000696000000000 0.000629000000000 0.000638000000000 0.000679000000000

Columns 17 through 20

0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000

1.321100000000000 1.333200000000000 1.348100000000000 1.402700000000000

0.000715000000000 0.000726000000000 0.000726000000000 0.000718000000000

Columns 21 through 24

0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000 0.000750000000000

1.465700000000000 1.363900000000000 1.384000000000000 1.379500000000000

0.000683000000000 0.000625000000000 0.000489000000000 0.000335000000000

Columns 25 through 28

0.000725000000000 0.000700000000000 0.000675000000000 0.000675000000000

1.384600000000000 1.339500000000000 1.327600000000000 1.320400000000000

0.000414000000000 0.000442000000000 0.000445000000000 0.000360000000000

Columns 29 through 32

0.000675000000000 0.000650000000000 0.000650000000000 0.000525000000000

1.361500000000000 1.318000000000000 1.309400000000000 1.330000000000000

0.000333000000000 0.000345000000000 0.000321000000000 0.000279000000000

Columns 33 through 36

0.000500000000000 0.000475000000000 0.000475000000000 0.000475000000000

1.299800000000000 1.305100000000000 1.356300000000000 1.343600000000000

0.000307000000000 0.000331000000000 0.000358000000000 0.000302000000000

Columns 37 through 40

0.000475000000000 0.000475000000000 0.000475000000000 0.000475000000000

1.334300000000000 1.334700000000000 1.332100000000000 1.332700000000000

0.000349000000000 0.000383000000000 0.000361000000000 0.000417000000000

Columns 41 through 44

0.000475000000000 0.000475000000000 0.000475000000000 0.000450000000000

1.332100000000000 1.331900000000000 1.332300000000000 1.335100000000000

0.000433000000000 0.000437000000000 0.000388000000000 0.000382000000000

Columns 45 through 48

0.000425000000000 0.000425000000000 0.000425000000000 0.000425000000000

1.349200000000000 1.357200000000000 1.351400000000000 1.354800000000000

0.000372000000000 0.000358000000000 0.000330000000000 0.000361000000000

Columns 49 through 52

0.0004250000000000 0.0004250000000000 0.0004250000000000 0.0004250000000000
1.3413000000000000 1.3707000000000000 1.3756000000000000 1.3877000000000000
0.0003250000000000 0.0003180000000000 0.0003400000000000 0.0003410000000000

Columns 53 through 56

0.0004750000000000 0.0005250000000000 0.0005250000000000 0.0005500000000000
1.3951000000000000 1.4404000000000000 1.4413000000000000 1.4711000000000000
0.0003230000000000 0.0003120000000000 0.0003180000000000 0.0003200000000000

Columns 57 through 60

0.0005750000000000 0.0005750000000000 0.0006000000000000 0.0006000000000000
1.4929000000000000 1.5227000000000000 1.4339000000000000 1.4481000000000000
0.0002880000000000 0.0003160000000000 0.0003230000000000 0.0003130000000000

Columns 61 through 64

0.0006000000000000 0.0006000000000000 0.0006000000000000 0.0006000000000000
1.4072000000000000 1.4062000000000000 1.4244000000000000 1.4215000000000000
0.0002820000000000 0.0002570000000000 0.0002480000000000 0.0002830000000000

Columns 65 through 68

0.0006000000000000 0.0006000000000000 0.0005750000000000 0.0005500000000000
1.4385000000000000 1.4141000000000000 1.4026000000000000 1.4237000000000000
0.0003320000000000 0.0003280000000000 0.0003320000000000 0.0003490000000000

Columns 69 through 72

0.0005250000000000 0.0005000000000000 0.0005000000000000 0.0005000000000000
1.4174000000000000 1.4008000000000000 1.4102000000000000 1.3901000000000000
0.0003390000000000 0.0003130000000000 0.0003000000000000 0.0002720000000000

x2 =

1.0e+04 *

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 20 40 60 80 100

0 *Se* 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

$$0 \qquad \qquad 0 \qquad \qquad 0 \qquad \qquad 0$$

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 20 40 60 80 100

Columns 5 through 8

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0 0 0 0

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000775000000000

0.000775000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000750000000000

0.000725000000000

0.000700000000000

0.000675000000000

0.000675000000000

0.0006750000000000

0.0006500000000000

0.0006500000000000

0.0005250000000000

0.0005000000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004750000000000

0.0004500000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004250000000000

0.0004750000000000

0.0005250000000000

0.0005250000000000

0.000550000000000
0.000575000000000
0.000575000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000600000000000
0.000575000000000
0.000550000000000
0.000525000000000
0.000500000000000
0.000500000000000
0.000500000000000
1.222600000000000
1.163400000000000
1.140400000000000
1.153200000000000
1.161100000000000
1.196900000000000
1.159100000000000
1.171700000000000
1.221200000000000
1.208200000000000

1.219600000000000
1.244000000000000
1.262500000000000
1.286300000000000
1.308400000000000
1.293700000000000
1.321100000000000
1.333200000000000
1.348100000000000
1.402700000000000
1.465700000000000
1.363900000000000
1.384000000000000
1.379500000000000
1.384600000000000
1.339500000000000
1.327600000000000
1.320400000000000
1.361500000000000
1.318000000000000
1.309400000000000
1.330000000000000
1.299800000000000
1.305100000000000
1.356300000000000
1.343600000000000
1.334300000000000

1.334700000000000
1.332100000000000
1.332700000000000
1.332100000000000
1.331900000000000
1.332300000000000
1.335100000000000
1.349200000000000
1.357200000000000
1.351400000000000
1.354800000000000
1.341300000000000
1.370700000000000
1.375600000000000
1.387700000000000
1.395100000000000
1.440400000000000
1.441300000000000
1.471100000000000
1.492900000000000
1.522700000000000
1.433900000000000
1.448100000000000
1.407200000000000
1.406200000000000
1.424400000000000
1.421500000000000

1.438500000000000
1.414100000000000
1.402600000000000
1.423700000000000
1.417400000000000
1.400800000000000
1.410200000000000
1.390100000000000

Ephi2 =

-0.000000000000073
0.999999999999996
0.000000000000000
0.000000000000003
0.0000000000172122
-0.000000000012392
0.999999999999991
0.000000000005571

EPhi2 =

-0.000000000000073 0.0000000000172122
0.999999999999996 -0.000000000012392
0.000000000000000 0.999999999999991
0.000000000000003 0.000000000005571

e2 =

1.0e-10 *

0.000106581410364

0.000150990331349

0.000177635683940

0.000168753899743

0.000168753899743

0.000168753899743

0.000248689957516

0.000257571741713

0.000213162820728

0.000213162820728

0.000168753899743

0.000097699626167

0.000124344978758

0.000124344978758

0.000115463194561

0.000115463194561

0.000079936057773

0.000071054273576

0.000062172489379

0.000035527136788

0.000008881784197

0.000079936057773

0.000115463194561

0.000159872115546

0.000133226762955

0.000142108547152

0.000142108547152

0.000168753899743

0.000142108547152

0.000150990331349

0.000168753899743

0.000115463194561

0.000115463194561

0.000106581410364

0.000071054273576

0.000097699626167

0.000079936057773

0.000071054273576

0.000079936057773

0.000062172489379

0.000053290705182

0.000053290705182

0.000071054273576

0.000062172489379

0.000044408920985

0.000053290705182

0.000062172489379

0.000053290705182

0.000071054273576

0.000053290705182

0.000044408920985

0.000035527136788

0.000053290705182
0.000053290705182
0.000053290705182
0.000044408920985
0.000044408920985
0.000026645352591
0.000079936057773
0.000071054273576
0.000106581410364
0.000115463194561
0.000106581410364
0.000097699626167
0.000079936057773
0.000088817841970
0.000088817841970
0.000062172489379
0.000053290705182
0.000062172489379
0.000062172489379
0.000088817841970
-0.163709046319127
-0.181898940354586
-0.181898940354586
-0.163709046319127
-0.163709046319127
-0.109139364212751
-0.018189894035459

0.036379788070917
0.036379788070917
0.018189894035459
-0.018189894035459
-0.109139364212751
-0.018189894035459
0.018189894035459
0.018189894035459
-0.018189894035459
-0.018189894035459
0
0.018189894035459
0.054569682106376
0.127329258248210
0.072759576141834
0.163709046319127
0.254658516496420
0.181898940354586
0.090949470177293
0.054569682106376
0.090949470177293
0.145519152283669
0.072759576141834
0.090949470177293
-0.036379788070917
-0.109139364212751
-0.127329258248210

-0.109139364212751
-0.090949470177293
-0.127329258248210
-0.145519152283669
-0.127329258248210
-0.163709046319127
-0.163709046319127
-0.163709046319127
-0.145519152283669
-0.181898940354586
-0.181898940354586
-0.181898940354586
-0.163709046319127
-0.181898940354586
-0.181898940354586
-0.145519152283669
-0.145519152283669
-0.127329258248210
-0.054569682106376
0.036379788070917
0.036379788070917
0.109139364212751
0.181898940354586
0.181898940354586
0.127329258248210
0.145519152283669
0.127329258248210

0.145519152283669

0.145519152283669

0.127329258248210

0.127329258248210

0.109139364212751

0.072759576141834

0.036379788070917

0.018189894035459

-0.036379788070917

0

0



Lampiran 5: Output Software SAS Plot AIC, MACF dan MPACF

1. Plot AIC, MACF dan MPACF VAR sebelum differencing

```

The SAS System 11:48 Saturday, February 20, 2020 49
The STATESPACE Procedure
Information Criterion for Autoregressive Models
Lag=0 Lag=1 Lag=2 Lag=3 Lag=4 Lag=5 Lag=6 Lag=7 Lag=8 Lag=9
988.1777 656.6887 661.6131 664.6874 671.8031 675.8515 682.9783 686.3997 693.2293 693.9433

Information
Criterion for
Autoregressive
Models
Lag=10
701.5368

Schematic Representation of Correlations
Name/Lag 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +-- +-- +-- +-- +-- +-- +-- +-- +-- +-- +-
KURS -+ -+ -+ -+ -+ -+ -+ -+ -+ -+ -+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Schematic Representation of Partial Autocorrelations
Name/Lag 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
KURS +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

```

2. Plot AIC, MACF dan MPACF VAR setelah differencing

```

The SAS System 11:48 Saturday, February 20, 2020 57
The STATESPACE Procedure
Information Criterion for Autoregressive Models
Lag=0 Lag=1 Lag=2 Lag=3 Lag=4 Lag=5 Lag=6 Lag=7 Lag=8 Lag=9
582.2455 576.9263 578.2911 584.7512 590.13 595.3265 600.2422 605.3844 609.5133 615.455

Information
Criterion for
Autoregressive
Models
Lag=10
616.3811

Schematic Representation of Correlations
Name/Lag 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
KURS +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Schematic Representation of Partial Autocorrelations
Name/Lag 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
KURS +. +. +. +. +. +. +. +. +. +.
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

```

3. Plot AIC, MACF dan MPACF VARX sebelum differencing

```
The SAS System 11:48 Saturday, February 20, 2020 12
The STATESPACE Procedure
Information Criterion for Autoregressive Models
Lag=0 Lag=1 Lag=2 Lag=3 Lag=4 Lag=5 Lag=6 Lag=7 Lag=8 Lag=9
994.2642 597.5338 603.2144 615.6211 631.067 644.0906 657.2525 649.0798 654.4534 659.5166
Information
Criterion for
Autoregressive
Models
Lag=10
664.3563

Schematic Representation of Correlations
Name/Lag 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +--+
KURS -+-+
INFLASI +--+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Schematic Representation of Partial Autocorrelations
Name/Lag 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +...
KURS .+...
INFLASI ...+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between
```

4. Plot AIC, MACF dan MPACF VARX setelah differencing

```
The SAS System 11:48 Saturday, February 20, 2020 20
The STATESPACE Procedure
Information Criterion for Autoregressive Models
Lag=0 Lag=1 Lag=2 Lag=3 Lag=4 Lag=5 Lag=6 Lag=7 Lag=8 Lag=9
505.3654 504.7883 507.142 520.6831 531.9042 544.7112 555.5791 567.1392 570.9628 567.8682
Information
Criterion for
Autoregressive
Models
Lag=10
570.5071

Schematic Representation of Correlations
Name/Lag 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +...
KURS .+...
INFLASI ...+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Schematic Representation of Partial Autocorrelations
Name/Lag 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
BI +...
KURS ...
INFLASI ...
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between
```


b. Kurs terhadap *Dollar Amerika*

Null Hypothesis: D(KURS) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.14162	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.527045	
5% level	-2.903566	
10% level	-2.589227	

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

c. Inflasi

Null Hypothesis: D(INFLASI) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.449630	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.527045	
5% level	-2.903566	
10% level	-2.589227	

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

Lampiran 7: Output Software Eviews Uji Kausalitas Granger

Pairwise Granger Causality Tests

Date: 09/25/20 Time: 12:11

Sample: 1 71

Lags: 2

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
INFLASI1 does not Granger Cause BI_RATE1	69	1.44048	0.2444
BI_RATE1 does not Granger Cause INFLASI1		0.34182	0.7118
KURS1 does not Granger Cause BI_RATE1	69	0.99105	0.3768
BI_RATE1 does not Granger Cause KURS1		4.21656	0.0190
KURS1 does not Granger Cause INFLASI1	69	0.43350	0.6501
INFLASI1 does not Granger Cause KURS1		2.04917	0.1372

Lampiran 8: Uji Portmanteau

VAR Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations
Null Hypothesis: No residual autocorrelations up to lag h
Date: 10/01/20 Time: 11:34
Sample: 171
Included observations: 69

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	0.416348	---	0.422471	---	---
2	1.108094	---	1.134866	---	---
3	7.030324	0.6340	7.326288	0.6032	9
4	13.16079	0.7819	13.83401	0.7398	18
5	17.81184	0.9092	18.84843	0.8755	27
6	23.40107	0.9478	24.96996	0.9165	36
7	30.46894	0.9520	32.83582	0.9112	45
8	39.44653	0.9312	42.99080	0.8590	54
9	51.89335	0.8399	57.30465	0.6785	63
10	54.57044	0.9373	60.43548	0.8326	72
11	66.52241	0.8770	74.65420	0.6770	81
12	83.86136	0.6622	95.64346	0.3222	90

*Test is valid only for lags larger than the VAR lag order.

df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Lampiran 9: Hasil Ketepatan Peramalan

Forecast Evaluation
Date: 09/22/20 Time: 13:26
Sample: 1 72
Included observations: 72

Variable	Inc. obs.	RMSE	MAE	MAPE	Theil
BI	72	0.833416	0.751234	12.76881	0.068625
KURS	72	450.2433	357.4012	2.675317	0.016706

RMSE: Root Mean Square Error

MAE: Mean Absolute Error

MAPE: Mean Absolute Percentage Error

Theil: Theil inequality coefficient

Lampiran 10: Hasil Peramalan

Obs	_TYPE_	_LEAD_	BI	KURS
1	FORECAST	1	4.82785	14048.11
2	FORECAST	2	4.64624	14241.96
3	FORECAST	3	4.48550	14404.94
4	FORECAST	4	4.34630	14512.32
5	FORECAST	5	4.22933	14612.47
6	FORECAST	6	4.13532	14673.92
7	FORECAST	7	4.03435	14774.88
8	FORECAST	8	3.92622	14884.47
9	FORECAST	9	3.83178	14946.29
10	FORECAST	10	3.75264	15017.34
11	FORECAST	11	3.68673	15112.62
12	FORECAST	12	3.63184	15183.02
13	FORECAST	13	3.58559	15283.64
14	FORECAST	14	3.54546	15349.26
15	FORECAST	15	3.51249	15380.38
16	FORECAST	16	3.48779	15390.31
17	FORECAST	17	3.46995	15393.35
18	FORECAST	18	3.45732	15392.34
19	FORECAST	19	3.44844	15394.69
20	FORECAST	20	3.44208	15393.02
21	FORECAST	21	3.43726	15386.83
22	FORECAST	22	3.43329	15385.17
23	FORECAST	23	3.42932	15385.43
24	FORECAST	24	3.42432	15383.10

RIWAYAT HIDUP



Intan Laili Faujiah, lahir di Kota Batu tanggal 30 September 1997. Biasa dipanggil Intan. Anak kedua dari 2 bersaudara dari pasangan Bapak Jainul Arifin dan Ibu Nur Laila. Memiliki 1 kakak perempuan yang bernama Laili Maghfiroh Rahmawati. Pendidikan pertama ditempuh di RA 13 Siti Fatimah Batu lulus tahun 2003. Lalu melanjutkan pendidikan dasar di MI Ihya'ul Ulum Batu lulus tahun 2009. Setelah itu menempuh pendidikan menengah pertama di MTs Hasyim Asy'ari Batu dan lulus tahun 2009. Setelah itu menempuh pendidikan menengah atas di MAN Kota Batu dan lulus tahun 2015. Setelah lulus SMA, penulis melanjutkan pendidikan S1 Jurusan Matematika di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Penulis dapat dihubungi melalui *e-mail*: intanfjh@gmail.com.



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

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Intan Laili Faujiah
NIM : 15610070
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika
Judul Skripsi : Estimasi Parameter Model *Vector Autoregressive Exogenous (VARX)* dengan Metode *Maximum Likelihood*
Pembimbing I : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si
Pembimbing II : Muhammad Nafie Jauhari, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	18 Juli 2019	Konsultasi dan Revisi Bab I	1.
2.	19 Agustus 2019	Konsultasi dan Revisi Bab II	2.
3.	02 September 2019	Konsultasi dan Revisi Bab III dan Bab IV	3.
4.	03 September 2019	Konsultasi Kajian Agama Bab II dan Bab IV	4.
5.	27 September 2019	Konsultasi Kajian Agama	5.
6.	04 November 2019	Revisi Bab IV	6.
7.	14 November 2019	Konsul Data	7.
8.	13 Juli 2020	Konsultasi Bab I, Bab II, Bab III dan Bab IV	8.
9.	07 Oktober 2020	Konsultasi Bab IV dan Bab V	9.
10.	07 Oktober 2020	Konsultasi Kajian Agama	10.
11.	13 Oktober 2020	ACC Keseluruhan	11.
12.	13 Oktober 2020	ACC Agama Keseluruhan	12.

Malang, 22 Januari 2021
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

