ANALISIS INTERVENSI FUNGSI *STEP* (STUDI KASUS PADA NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP USD)

SKRIPSI

ROSYIDA WIDADINA ULYA

PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA
DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS AIRLANGGA
2020

ANALISIS INTERVENSI FUNGSI *STEP*
(STUDI KASUS PADA NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP USD)

SKRIPSI

ROSYIDA WIDADINA ULYA

PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA
DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS AIRLANGGA
2020

ANALISIS INTERVENSI FUNGSI *STEP*
(STUDI KASUS PADA NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP USD)

SKRIPSI

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
Bidang Statistika di Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Airlangga

Oleh:

ROSYIDA WIDADINA ULYA
NIM. 081611833003

Tanggal Lulus:

Disetujui Oleh:

Pembimbing I	Pembimbing II
Drs. H. Sediono, M.Si	**Drs. Suliyanto, M.Si**
NIP.196107121987011001	**196509071991021001**

ii

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

Judul	:	**Analisis Intervensi Fungsi *Step* (Studi Kasus pada Nilai Tukar Rupiah terhadap USD)**
Penyusun	:	**Rosyida Widadina Ulya**
NIM	:	**081611833003**
Pembimbing I	:	**Drs. H. Sediono, M.Si**
Pembimbing II	:	**Drs. Suliyanto, M.Si**
Tanggal Ujian	:	**20 Januari 2020**

Disetujui oleh:

Pembimbing I,

Drs. H. Sediono, M.Si
NIP.196107121987011001

Pembimbing II,

Drs. Suliyanto, M.Si
NIP.196509071991021001

Mengetahui:

Plt. Ketua Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Airlangga

Dr. Herry Suprajitno, S.Si, M.Si
NIP. 19680404199403 1 020

Ketua Program Studi S1 Statistika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Airlangga

Drs. H. Sediono, M.Si
NIP. 19610712198701 1 001

PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI

Skripsi ini tidak dipublikasikan, namun tersedia di perpustakaan dalam lingkungan Universitas Airlangga, diperkenankan untuk dipakai sebagai referensi kepustakaan, tetapi pengutip harus seizin penulis dan harus menyebutkan sumbernya sesuai kebiasaan ilmiah. Dokumen skripsi ini merupakan hak milik Universitas Airlangga.

SURAT PERNYATAAN TENTANG ORISINALITAS

Yang bertanda tangan dibawah ini, saya:

Nama	: Rosyida Widadina Ulya
NIM	: 081611833003
Program Studi	: Statistika
Fakultas	: Sains dan Teknologi Universitas Airlangga
Jenjang	: Sarjana (S1)

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan tindakan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul:

Analisis Intervensi Fungsi *Step* (Studi Kasus pada Nilai Tukar Rupiah terhadap USD)

Apabila suatu saat nanti terbukti melakukan tindakan plagiat, maka saya menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya

Surabaya, Januari 2020

Rosyida Widadina Ulya
NIM. 081611833003

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini dengan baik. Oleh karena itu pada kesempatan ini, penulis menyampaikan banyak terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua beserta seluruh keluarga yang senantiasa memberikan dukungan dan motivasi
2. Drs. Sediono, M.Si selaku dosen pembimbing I dan Drs. Suliyanto, M.Si selaku dosen pembimbing II yang senantiasa membimbing, mengarahkan dan memberi saran dalam penyusunan skripsi ini
3. Ardion, Zalfa, Almira, Lifahtul, sahabat gelembung, seluruh teman-teman angkatan 2016 statistika dan semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari dari penulisan skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak.

Surabaya, Januari 2020

Penulis,

Rosyida Widadina Ulya

Rosyida Widadina Ulya, 2020. **Analisis Intervensi Fungsi *Step* (Studi Kasus pada Nilai Tukar Rupiah terhadap USD).** Skripsi dibawah bimbingan Drs. H. Sediono, M.Si dan Drs. Suliyanto, M.Si, Program Studi S-1 Statistika, Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga, Surabaya

ABSTRAK

Dalam pelaksanaan interaksi ekonomi antar negara, keberadaan alat tukar sangatlah penting untuk memudahkan proses transaksi antar negara. Nilai tukar dapat didefinisikan sebagai harga dari mata uang asing yang dikonversikan dalam mata uang domestik. Peranan nilai tukar mata uang bagi suatu negara diperlukan sebagai upaya untuk menjaga posisi nilai tukar mata uang suatu negara dalam keadaan yang relatif stabil. Ketidakstabilan nilai tukar mata uang pernah dialami di Indonesia yang dikenal dengan krisis moneter 1998. Untuk mencegah dampak yang begitu buruk dari krisisi moneter 1998, perlu dilakukan pencegahan, salah satunya dengan *forecasting*. Analisis intervensi merupakan suatu model *time series* yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data yang mengandung goncangan atau intervensi baik dari faktor eksternal maupun internal. Pada penelitian ini, data merupakan data sekunder yang diambil dari kementrian perdagangan republik Inodenesia tentang nilai tukar rupiah terhadap USD. Hasil penelitian didapatkan model intervensi terbaik adalah ARIMA (0,2,1) dengan orde b=1, s=3 dan r=2.

Kata Kunci*: Nilai Tukar, Rupiah, USD, ARIMA, Analisis Intervensi*

Rosyida Widadina Ulya, 2020. **Step Function Intervention Analysis (Case Study of Rupiah Exchange Rate against USD).** This final project is under supervised by Drs. H. Sediono, M.Si and Drs. Suliyanto, M.Si. S1 – Statistics courses, Mathematics Departement, Faculty of Science and Technology, Airlangga University, Surabaya.

ABSTRACT

In implementing economic interactions between countries, the existence of a medium of exchange is very important to facilitate the process of transactions between countries. The exchange rate can be defined as the price of a foreign currency that is converted into domestic currency. The role of the exchange rate for a country is needed as an effort to maintain the position of a country's currency exchange rate in a relatively stable state. Currency exchange instability has been experienced in Indonesia, known as the 1998 monetary crisis. To prevent the devastating effects of the 1998 monetary crisis, prevention needs to be done, one of which is forecasting. Intervention analysis is a time series model that can be used to model and predict data containing shocks or interventions from both external and internal factors. In this study, the data is secondary data taken from the Ministry of Trade Republic of Indonesia on the exchange rate of the rupiah against the USD. The results obtained by the best intervention model is ARIMA (0,2,1) with order b = 1, s = 3 and r = 2.

***Keywords**: Exchange Rate, Rupiah, USD, ARIMA, Intervention Analysis*

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam pelaksanaan interaksi ekonomi antar negara, keberadaan alat tukar sangatlah penting untuk memudahkan proses transaksi tersebut sebagaimana proses pertukaran dalam negeri, akan tetapi terdapat suatu permasalahan bagaimana mengukur nilai mata uang suatu negara dibandingkan dengan nilai mata uang negara lain dalam aktivitas ekonomi tersebut. Oleh karena itu, peranan nilai tukar mata uang bagi suatu negara diperlukan sebagai upaya untuk menjaga posisi nilai tukar mata uang suatu negara dalam keadaan yang relatif stabil. Stabilitas nilai tukar mata uang juga dipengaruhi oleh sistem nilai tukar yang dianut oleh suatu negara (Ardiyanto & Ma'ruf, 2014).

Nilai tukar mata uang suatu negara sangat penting dalam mempengaruhi perubahan perdagangan dan investasi internasional. Penurunan nilai mata uang pernah dialami Indonesia yang dikenal sebagai krisis moneter tahun 1998. Awal mulanya adalah pada bulan Agustus 1997, mata uang rupiah bergerak diluar normalnya. Pada bulan Januari 1998, dolar menguat dari Rp. 2.380 per dolar menjadi Rp. 11.000 per dolar. Kemudian pada bulan Juli 1998 rupiah terus merosot menjadi Rp. 14.150 per dolar. Pada akhir tahun 1998 yaitu bulan Desember, rupiah kembali menguat tapi hanya mampu meningkat menjadi Rp. 8.000 per dolar. Hal ini dapat terjadi karena hilangnya kepercayaan pasar dan masyarakat pada saat itu, didukung dengan kondisi kesehatan presiden Soeharto yang memburuk, sehingga terjadi ketidakpastian terkait suksesi kepemimpinan nasional. Selain itu, pengambilan kebijakan yang tidak konsisten, besarnya hutang negara yang akan jatuh tempo pada masa itu, perdagangan internasional yang tidak menguntungkan serta bencana La Nina yang membawa kekeringan terburuk dalam 50 tahun terakhir (Hasan, 2018).

Turunnya nilai tukar rupiah secara drastis mengakibatkan pasar modal berkurang, bank-bank konvensional nasional mendadak terlilit kesulitan besar.

Peringkat internasional bank-bank besar tersebut memburuk, tidak terkecuali surat utang pemerintah, peringkatnya ikut lengser ke level di bawah "*junk*" atau menjadi sampah, ratusan perusahaan, mulai dari skala kecil hingga konglomerat banyak yang bertumbangan. Sekitar 70 persen lebih perusahaan yang tercatat di pasar modal mendadak berstatus *insolvent* alias bangkrut. Sektor konstruksi, manufaktur, dan perbankan adalah sektor yang terpukul cukup parah, akibatnya adalah lahirnya gelombang besar pemutusan hubungan kerja (PHK). Pengangguran melonjak ke level yang belum pernah terjadi sejak akhir 1960-an, yakni sekitar 20 juta orang atau 20 persen lebih dari angkatan kerja (Hasan, 2018).

Dengan dampak yang begitu buruk, perlu dilakukan pencegahan agar krisis moneter pada tahun 1998 tidak terulang kembali, salah satunya adalah dengan dilakukan peramalan. Peramalan (*forecasting)* adalah suatu kegiatan untuk memprediksi apa yang terjadi dimasa yang akan datang (Assuari, 1984). Salah satu metode analisis yang dapat digunakan dalam peramalan adalah dengan analisis runtun waktu (*time series*). Analisis runtun waktu merupakan analisis sekumpulan data terurut dalam suatu periode waktu yang lampau yang berguna untuk mengetahui atau meramalkan kondisi masa mendatang (Soejoeti,1987). Metode *time series* yang paling sering digunakan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Avarage* (ARIMA) yang dikembangkan oleh Box, *et. al* (1994). Metode ARIMA dapat digunakan untuk meramalkan data dengan kondisi yang sulit dimengerti pengaruhnya (Assauri, 1984). Tetapi tidak semua data dapat dimodelkan dengan tepat menggunakan ARIMA, misalnya data yang didalamnya terdapat goncangan atau kejadian khusus yang mempengaruhi pola data. Model yang lebih tepat untuk menganalisis data *time series* yang terdapat goncangan dalam data adalah model intervensi (Nuvitasari dkk, 2009).

Analisis intervensi merupakan suatu model *time series* yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data yang mengandung goncangan atau intervensi baik dari faktor eksternal maupun internal. Secara umum, terdapat dua macam fungsi intervensi yaitu fungsi *step* dan *pulse* (Nuvitasari dkk, 2009). Fungsi *step* merupakan suatu bentuk intervensi yang terjadi dalam kurun waktu yang panjang sedangkan fungsi *pulse* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi hanya dalam suatu waktu tertentu (Sari dkk, 2016). Pada data nilai tukar rupiah terhadap dolar sebelum ditentukan analisis runtun waktu lebih lanjut, dilakukan plot data dalam bentuk *time series* plot. Pada hasil plot tersebut terdapat data yang melonjak tinggi kemudian turun secara drastis, data yang melonjak tersebut terjadi kembali beberapa waktu setelah goncangan pertama. Oleh karena itu model yang tepat adalah intervensi dengan fungsi *step* karena intervensi terjadi pada kurun waktu yang panjang.

Penelitian terdahulu tentang intervensi fungsi *step* adalah oleh Sari, *et.al* (2016) mengenai analisis intervensi fungsi *step* pada harga saham PT Fast Food Indonesia. Hasil penelitian diperoleh model intervensi terbaik adalah ARIMA (2,4,2) dengan orde waktu tunda (b)=20, waktu bobot respon mulai mengalami penurunan (s)=5 dan *time lag* (r)=0. (2) Penelitian oleh Crystine, *et.al* (2014) mengenai aplikasi analisis intervensi fungsi *step* pada peralihan jalur pengiriman terhadap jumlah pos yang dikirim melalui jalur udara ke Kota Semarang. Hasil penelitian diperoleh model intervensi terbaik adalah ARIMA (0,1,1) dengan orde waktu tunda (b)=4, waktu bobot respon mengalami penurunan (s)=0 dan *time lag* (r)=2. Sementara penelitian terdahulu mengenai nilai tukar rupiah adalah penelitian oleh Wijoyo (2016) mengenai analisis violitas nilai tukar rupiah terhadap USD pada kurun waktu 3 Januari 2000 sampai dengan 16 Desember 2015. Model GARCH yang sesuai adalah GARCH (1,1).

Berdasarkan uraian diatas penulis akan menganalisis kurs rupiah terhadap USD dengan menggunakan analisis intervensi fungsi *step*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan yang didapatkan dari kementrian perdagangan yaitu data nilai tukar rupiah terhadap USD dari bulan Januari tahun 2013 sampai bulan September tahun 2019 yang digunakan sebagai *in sample* dan bulan Oktober serta November tahun 2019 yang digunakan sebagai *out sample*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah yang diajukan dalam skripsi ini adalah :

1. Bagaimana memodelkan nilai tukar rupiah terhadap USD dengan pendekatan analisis intervensi fungsi *step*?
2. Apakah model yang didapatkan bisa digunakan untuk peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dalam skripsi ini adalah:

1. Memodelkan nilai tukar rupiah terhadap USD dengan pendekatan analisis intervensi fungsi *step*.
2. Meramalkan dan menganalisis nilai tukar rupiah terhadap USD dengan pendekatan analisis intervensi fungsi *step*.

1.4 Manfaat

Penelitian ini dapat memberikan manfaat sebagai berikut :

1. Dapat memberikan informasi bagi pembaca tentang pemodelan dan peramalan nilai tukar rupiah terhadap USD.
2. Sebagai bahan pembading bagi pembaca yang tertarik melakukan meneliti hal yang sama dalam penelitian selanjutya.
3. Sebagai salah satu acuan pemerintah dalam mengambil keputusan agar peristiwa krisis moneter 1998 tidak terulang kembali.

1.5 Batasan Masalah

Mengacu pada rumusan masalah, maka batasan masalah yang digunakan dalam penulisan skripsi ini yaitu penelitian menggunakan data bulanan nilai tukar rupiah terhadap USD mulai bulan Januari tahun 2013 sampai dengan bulan September 2019 dan dengan asumsi tanpa *outlier*.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka yang digunakan dalam penelitian ini adalah penjelasan mengenai nilai tukar rupiah terhadap USD dan metode analisis intervensi.

2.1 Nilai Tukar Rupiah

Nilai tukar dapat didefinisikan sebagai harga dari mata uang asing yang dikonversikan dalam mata uang domestik (Abimanyu, 2004). Peningkatan nilai tukar berarti meningkatnya harga dari valuta asing yang menyebabkan mata uang domestik relatif lebih rendah atau terjadi depresiasi. Sebaliknya, jika terjadi penurunan jumlah unit mata uang domestik yang diperlukan untuk membeli satu unit valuta asing, maka terjadi peningkatan relatif nilai mata uang domestik atau terjadi apresiasi. Di dalam sistem mata uang mengambang (*floating exchange rate*) seperti yang dianut oleh Indonesia, nilai tukar valuta asing (valas) ditentukan oleh kekuatan permintaan dan penawaran di pasar (Wijoyo, 2016).

Kunci dari memahami fluktuasi nilai tukar jangka pendek adalah pemahaman bahwa nilai tukar pada prinsipnya adalah harga asset-aset domestik (dalam mata uang domestik) yang dinilai dalam asset-aset luar negeri (dalam mata uang asing). Dengan demikian, analisis fluktuasi nilai tukar jangka pendek dapat dikaitkan dengan analisis permintaan dan penawaran biasa. Apabila terdapat kelebihan permintaan, sementara penawaran tetap, maka harga valuta asing akan naik demikian sebaliknya (Wijoyo, 2016).

Terdapat 3 macam kurs yaitu kurs jual, kurs beli dan kurs tengah Bank Indonesia. Kurs jual merupakan kurs yang digunakan apabila bank menjual suatu mata uang asing. Kurs beli merupaka kurs yang digunakan apabila bank membeli suatu mata uang asing. Sedangkan kurs tengah Bank Indonesia adalah kurs yang digunakan untuk mencatat nilai konversi mata uang asing dalam laporan keuangan perusahaan. Nilai tukar rupiah yang digunakan dalam penelitian ini adalah kurs tengah Bank Indonesia (Anonim, 2019).

2.2 Analisis *Time Series*

Menurut Render dkk (2003) analisis *time series* berarti memecah data lampau menjadi komponen-komponen dan memproyeksikannya kedepan (*forecasting)*. Tujuan dari analisis ini adalah mengidentifikasi komponen faktor yang dapat mempengaruhi nilai dalam deret data, sehingga dapat digunakan untuk peramalan baik jangka pendek maupun jangka panjang (Subanar dan Suhartono, 2009).

Pada umumnya, suatu data runtun waktu dapat terdiri atas satu atau beberapa komponen dari empat komponen utama berikut (Rizal &Akbar, 2015):

1. *Trend* (T)

   Tren adalah komponen jangka panjang yang menunjukkan kenaikan atau penurunan dalam data runtun waktu untuk suatu periode tertentu. Dengan lebih sederhana, dapat dinyatakan bahwa tren adalah suatu garis halus atau kurva yang menunjukkan suatu kecenderungan umum dari suatu data runtun waktu (Boediono dan Koster, 2001). Misalnya adalah kenaikan produksi, inflasi dan perubahan populasi.

2. Siklus (*Cycles*/C)

   Komponen siklus adalah deret tidak beraturan berupa fluktuasi gelombang atau siklus dengan durasi yang panjang. Komponen ini biasanya berhubungan dengan siklus bisnis. Suatu gerakan dianggap sebagai siklus apabila timbul kembali setelah jangka waktu lebih dari satu tahun. Contoh data runtun waktu dengan komponen siklus adalah data kondisi perekonomian yang perubahannya lebih dari satu tahun.

3. Musiman (*Seasonality*/S)

   Komponen musiman adalah suatu pola dari fluktuasi permintaan (*demand*) diatas atau dibawah garis tren yang terjadi tiap tahunnya. Fluktuasi musiman yang dimaksud dapat diklasifikasikan secara kuartal, bulanan atau mingguan dan mengarah pada pola yang berubah secara regular dalam suatu waktu.

Misalnya kenaikan bahan-bahan pokok yang terjadi menjelang Hari Raya Idul Fitri tiap tahun dan sebagainya.

4. *Irregular* (I)

   Komponen *irregular* adalah gerakan fluktuatif yang diakibatkan oleh kejadian yang tidak dapat diprediksi atau kejadian nonperiodik, seperti terjadinya perang, bencana alam dan lain sebagainya.

2.3 Stasioneritas dalam *Time Series*

Suatu data pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak mengalami perubahan seiring dengan perubahan waktu, dengan kata lain, proses stasioner untuk suatu $\{Z_t\}$ mempunyai mean E(Z_t) = μ , Var(Z_t) = E(Z_t−μ)^2 =σ^2 yang konstan dan covarian Cov (Z_t , Z_s) yang merupakan fungsi dari perbedaan waktu |t – s| yang dapat ditulis sebagaimana dalam Wei (2006) sebagai berikut:

$$\text{Cov}\,(Z_t\ , Z_{t+k}) = \text{E}[Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] = \gamma_k \tag{2.1}$$

Stasioneritas merupakan suatu keadaan jika proses pembangkitan yang mendasari suatu deret berkala didasarkan pada nilai tengah konstan dan nilai varian kostan. Jenis-jenis data yang dikategorikan stasioner dan nonstasioner adalah:

1. Kestasioneran deret waktu

   Ada dua macam kestasioneran data, yautu stasioner kuat (*strickly stationer*) dan stasioner lemah (*weakly stationer*). Disebut stasioner kuat jika bentuk distribusi gabungannya tetap untuk setiap himpunan bagian dari himpunan data deret waktu dan dalam notasi statistiknya.

   $$F\left(Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}\right) = F(Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}}, \dots, Z_{t_{n+k}}) \text{ untuk setiap k} \tag{2.2}$$

   Data deret waktu stasioner lemah jika pola trennya hampir merupakan fungsi konstan.

2. Nonstasioner

   Nonstasioner data diklasifikasikan dalam tiga bentuk yaitu:

   a. Nonstasioner dalam rata-rata hitung

      Hal ini terjadi jika tren tidak datar (tidak sejajar dengan sumbu waktu).

   b. Nonstasioner dalam varians

Hal ini terjadi jka tren datar atau hampir datar tetapi data tersebar membangun pola melebar atau menyempit.

c. Nonstasioner dalam rata-rata hitung dan varians

Hal ini terjadi jika trennya tidak datar dan data membangun pola.

Dalam mengatasi data runtun waktu yang tidak stasioner maka dapat menjadi stasioner dengan cara:

1. Transformasi Box – Cox

Transformasi Box Cox adalah transformasi pangkat pada respon. Menurut Tukey (1957) transformasi menyatakan bahwa nilai transformasi merupakan sebuah fungsi yang monoton dari pengamatan pada beberapa rentang yang dapat diterima dan diindeks sebagai berikut:

$$Z_t^{\lambda} = \begin{cases} Z_t^{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \log Z_t, \lambda = 0 \end{cases} \tag{2.3}$$

untuk $Z_t > 0$. Persamaan (2.3) telah dimodifikasi oleh Box dan Cox (1964) untuk memperhitungkan diskontinuitas pada $\lambda = 0$, sehingga persamaan menjadi:

$$Z_t^{\lambda} = \begin{cases} \frac{Z_t^{\lambda}-1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \log Z_t^{\lambda}, \lambda = 0 \end{cases} \tag{2.4}$$

Transformasi pada persamaan (2.4) hanya valid yang $Z_t > 0$. Untuk nilai λ dan transformasinya terdapat pada Tabel 2.1 sebagai berikut:

Tabel 2.1 Nilai λ dan Transformasi

λ	Transformasi
1	Z_t
2	Z_t^2
0.5	$\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
-1	$\frac{1}{Z_t}$

2. *Differencing*

Differencing dilakukan untuk ketidakstasioneran data dalam rata-rata hitung, yakni pola data yang tidak berfluktuasi disekitar rata-rata konstan. Pada data asli dari data setelah dilakukan *differencing* periu diperhatikan:

a. Plot data
b. Plot ACF (*Autocorrelation Function*)
c. Variansi dari data yang telah di *differencing*

Data yang tidak stasioner dapat diketahui dari plot data *time series*, yaitu *scatter plot* antara nilai variabel dengan waktu, yang tidak bervariasi disekitar garis horizontal yang tetap. Plot ACF-nya menurun secara cepat dan mengikuti pola seperti dalam model ARIMA. Ide dasar *differencing* adalah dengan mengurangkan antara pengamatan Z_t dengan pengamatan sebelumnya Z_{t-1} atau secara matematis biasa ditulis $\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$. Makridakis, dkk (1999) menuliskan proses *differencing* orde ke-d dengan menggunakan operator *backshift* (B) sebagai berikut:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \tag{2.5}$$

dengan d = orde 1,2

2.4 *Autocorrelation Function* (ACF)

Autokorelasi merupakan korelasi antara deret waktu berkala dengan deret waktu berkala itu sendiri dengan selisih waktu atau lag 0,1,2 periode atau lebih. Koefisien fungsi autokorelasi dapat diduga dengan rumus: (Brockwell dan Davis, 2002)

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} \tag{2.6}$$

dengan:

k = 0,±1,±2,…

$\hat{\rho}_k$ = koefisien autokorelasi pada lag ke- k

$\hat{\gamma}_k$ = fungsi autokovarian pada lag k, $\hat{\gamma}_k = \left(\frac{1}{n}\right)\sum_{i=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})$

$\hat{\gamma}_0$ = ragam dari Z_t , $\hat{\gamma}_0 = \left(\frac{1}{n}\right)\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^{\,2}$

2.5 *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Menurut Wei (2006) menjelaskan bahwa *Partial Autocorrelation Function* (PACF) adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial (hubungan linier secara terpisah) antara pengamatan pada waktu ke-*t*saat sekarang dengan pengamatan pada waktu-waktusebelumnya ($t-1$, $t-2$, … , $t-k$) dengan menganggap pengaruh dari semua waktu *lag k* adalah konstan.

Menurut Levinson dan Durbin (Cryer, 1986) taksiran dari PACF adalah berdasarkan koefisien autokorelasi pada persamaan Yule-Walker untuk *k time lag*, yaitu:

$$\rho_1 = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k}) + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k})\rho_1 + \cdots + (\phi_{k-1,k} - \phi_{kk}\phi_{k-1,k-k})\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k}) + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k}) + \cdots + (\phi_{k-1,k} - \phi_{kk}\phi_{k-1,k-k})\rho_{k-2}$$

$$\vdots$$

$$\rho_k = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k})\rho_{k-1} + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k})\rho_{k-2} + \cdots + (\phi_{k-1,k} - \phi_{kk}\phi_{k-1,k-k})\rho_{k-k} \qquad (2.7)$$

dengan $\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k} = \phi_{kj}$ untuk *j* = 1,2,3,…,k-1 diperoleh:

$$\rho_1 = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k}) + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k})\rho_1 + \cdots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k})\rho_1 + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k}) + \ldots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

$$\vdots$$

$$\rho_k = (\phi_{k-1,1} - \phi_{kk}\phi_{k-1,1-k})\rho_{k-1} + (\phi_{k-1,2} - \phi_{kk}\phi_{k-1,2-k})\rho_{k-1} + \cdots + \phi_{kk} \qquad (2.8)$$

Sehingga didapatkan pendugaan nilai PACF sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_j} \qquad (2.9)$$

dengan:

ϕ_{kk} = koefisien autokorelasi parsial pada *lag k*

ρ_k = koefisien autokorelasi parsial pada *lag k* yang diduga dengan $\hat{\rho}_k$

ρ_j = koefisien autokorelasi parsial pada *lag j* yang diduga dengan $\hat{\rho}_j$

2.6 *Autoregressive Integrated Moving Avarage* (ARIMA)

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) yang biasa disebut dengan metode Box-Jenkins merupakan metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970 (Iriawan dan Astuti, 2006). Metode ARIMA *(Autoregressive Integrated Moving Average)* adalah metode yang digunakan untuk peramalan jangka pendek. Penggunaan metode *ARIMA* dalam peramalan jangka pendek sangat tepat digunakan karena metode *ARIMA* memiliki ketepatan yang sangat akurat. Dan juga menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang akan diramal dengan nilai yang digunakan untuk peramalan. Sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya nilai peramalan akan cenderung konstan untuk periode yang cukup panjang.

Model *Autoregresiive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) adalah model yang secara penuh mengabaikan variabel independen dalam membuat peramalan. Nilai yang digunakan oleh *ARIMA* untuk peramalan yaitu menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat (Razak, 2009). Kelompok model yang termasuk dalam metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) yaitu:

1. *Autoregressive* (AR)

   Model *Autoregresive* (*AR*) diperkenalkan pertama kali oleh Yule pada tahun 1926 dan kemudian dikembangkan oleh Walker pada tahun 1931. Asumsi yang dimiliki oleh model ini adalah data periode sekarang dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya. Disebut model *Autoregressive* dikarenakan pada model ini diregresikan terhadap nilai-nilai sebelumnya dari variabel itu sendiri. Model *Autoregressive* dengan ordo p disingkat menjadi *AR*(p) atau *ARIMA*(p,0,0).

   Model:

   $$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} - a_t \qquad (2.10)$$

   dengan:

   Z_t = deret waktu stasioner

   μ = konstanta

   Z_{t-p} = variabel bebas

ϕ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke-p

a_t = sisaan pada saat ke-t

Model diatas disebut sebagai model *Autoregressive* (regresi diri sendiri) karena model tersebut mirip dengan persamaan regresi pada umumnya, hanya saja yang menjadi variabel independen bukan variabel yang berbeda dengan variabel dependen melainkan nilai sebelumnya (*lag*) dari variabel dependen (Zt) itu sendiri.

2. *Moving Avarage* (MA)

Model *Moving Average* (*MA*) pertama kali diperkenalkan oleh Slutzky pada tahun 1973, dengan orde q ditulis *MA* (q) atau *ARIMA* (0,0,q) dan dikembangkan oleh Wadsworth pada tahun 1989.

Model:

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-p} \quad (2.11)$$

dengan:

Z_t = deret waktu stasioner

μ = konstanta

a_{t-1} = variabel bebas

θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q

a_t = sisaan pada saat ke-t

3. *Autoregressive Moving Avarage* (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (*ARMA*) merupakan model gabungan dari *Autoregresive* (*AR*) dan *Moving Average* (*MA*). Dan model ini memiliki asumsi bahwa data periode sekarang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan nilai sisaan dari periode sebelumnya (Assauri, 1984).

Model:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-p} \quad (2.12)$$

dengan:

Z_t = deret waktu stasioner

μ = konstanta

Z_{t-p} = variabel bebas

ϕ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke-p

a_{t-1} = variabel bebas

θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q

a_t = sisaan pada saat ke-t

4. *AutoregressiveIntegrated Moving Avarage* (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) digunakan berdasarkan asumsi bahwa data deret waktu yang digunakan harus stasioner yang artinya rata-rata variasi dari data yang dimaksud adalah konstan. Namun, ada beberapa hal yang terjadi ketika suatu data tidak stasioner. Dalam mengatasi ketidakstasioneran data ini dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Karena model *Autoregressive* (*AR*), *Moving Average* (*MA*), *Autoregressive Moving Average* (*ARMA*) tidak mampu menjelaskan arti dari *defferencing*, maka digunakan model campuran yang disebut *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) atau *ARIMA* (p,d,q) sehingga menjadi lebih efektif dalam menjelaskan proses *differencing*. Pada model campuran ini series stasioner merupakan fungsi linier dari nilai lampau beserta nilai sekarang dan kesalahan lampaunya.

Model:

$$\Phi_p(B)D^dZ_t = \mu + \theta_q(B)a_t \quad (2.13)$$

dengan:

Φ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke-p

θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q

B = operator *backshift*

D = *differencing*

μ = konstanta

a_t = sisaan pada saat ke-t

p = derajat *autoregressive*

d = derajat *differencing*

q = derajat *moving average*

2.7 Estimasi Parameter

Estimasi parameter adalah bagian dari inferensi statistik yang berfungsi untuk menaksir besaran parameter populasi yang biasanya tidak diketahui. Untuk menaksir biasanya digunakan besaran statistik yang bersifat *unbias* dan mempunyai variansi minimum serta bersifat konsisten. Dalam runtun waktu estimasi parameter adalah mutlak karena untuk kontribusi pembentukan model yang baik syaratnya adalah parameter model harus signifikan, artinya nilai probabilitas estimatornya kurang dari 5% (p – Value < 5%). Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Maximum Likelihood*. Sebagai contoh model stasioner ARMA (p,q) berikut ini:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.14)$$

dengan $Z_t = \dot{Z}_t - \mu$ dan $\{a_t\}$ bersifat identik independen $N(0,\sigma_a^2)$ *white noise*, dengan fungsi densitas probabilitas (PDF) bersama dari $\boldsymbol{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)'$ diberikan sebagai berikut:

$$P(\boldsymbol{a}|\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp[-\frac{1}{2\sigma_a^2}\sum_{t=1}^{n} a_t^2] \quad (2.15)$$

Persamaan (2.12) dapat ditulis sebagai berikut:

$$a_t = \theta_1 a_{t-1} + \cdots + \theta_q a_{t-q} + Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \cdots - \phi_p Z_{t-p} \quad (2.16)$$

Selanjutnya akan diturunkan fungsi *likelihood* dari parameter $(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2)$ lalu diberikan nilai pada $\mathbf{Z} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)'$.

Setelah itu diasumsikan kondisi awal $\dot{\boldsymbol{Z}}_* = (Z_{1-p}, Z_{-1}, \dots, Z_0)'$ dengan $\boldsymbol{a}_* = (a_{1-p}, a_{-1}, \dots, a_0)'$. Fungsi *conditional log likelihood* diberikan sebagai berikut:

$$\ln L_* \ (\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2}\ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})}{2\sigma_a^2} \quad (2.17)$$

$$\text{dengan } S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^{n} a_t^2 \ (\boldsymbol{\phi}, \mu, \theta | \boldsymbol{Z}_*, \boldsymbol{a}_*, \boldsymbol{Z}) \quad (2.18)$$

Pada persamaan (2.18) merupakan fungsi jumlah kuadrat bersyarat. Besarnya $\widehat{\boldsymbol{\phi}}, \hat{\mu}$ dan $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$ yang memaksimumkan persamaan (2.17) disebut MLE bersyarat. Karena $\ln L_* \ (\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2)$ hanya meliputi data sampai $S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})$, penaksir ini sama halnya dengan penaksir *conditional least square* yang diperoleh dari meminimumkan fungsi jumlah kuadrat bersyarat $S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})$ yang tidak mengandung parameter σ_a^2.

Banyak alternatif untuk menetapkan kondisi awal $\boldsymbol{Z}_*$ dan $\boldsymbol{a}_*$ dengan berdasarkan asumsi bahwa $\{Z_t\}$stastioner dan $\{a_t\}$ *white noise*, maka Z_t yang tidak diketahui dapat diganti dengan *mean* sampel Z dan a_t yang tidak diketahui dapat diganti dengan nilai ekspektasinya, yaitu nol. Model persamaan (2.14) dapat diasumsikan $a_p = a_{p-1} = \cdots = a_{p+1-q} = 0$ dan menghitung a_t untuk t ≥ (p+1) dapat menggunakan pada persamaan (2.14). Fungsi jumlah kuadrat bersyarat pada persamaan (2.18) dapat diperoleh menjadi:

$$S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=p+1}^{n} a_t^2 \, (\boldsymbol{\phi}, \mu, \theta | \boldsymbol{Z}) \quad (2.19)$$

Setelah mendapatkan estimasi parameter $\hat{\boldsymbol{\phi}}, \hat{\mu}$ dan $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, estimasi $\hat{\sigma}_a^2$ dari σ_a^2 dapat dihitung dengan menggunakan:

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S_*(\hat{\boldsymbol{\phi}}, \hat{\mu}, \hat{\boldsymbol{\theta}})}{df} \quad (2.20)$$

df = derajat bebas

Dengan jumlah derajat bebas sama dengan jumlah syarat yang digunakan pada penjumlahan dari $S_*(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})$ dikurangi parameter yang diestimasi (Wei, 2006)

2.8 Konsep *Parsimony*

Konsep *parsimony* adalah dengan menggunakan parameter yang minimal tetapi dapat menjelaskan model dengan baik (model dengan jumlah parameter yang sedikit). Prinsip ini digunakan setelah melakukan proses identifikasi model awal, sehingga dapat melihat model yang dihasilkan tersebut sudah baik (valid) atau belum dengan melakukan uji signifikansi parameter, uji asumsi residual dan menentukan model terbaik menggunakan MSE dan AIC.

2.9 Uji Signifikansi Parameter

Setelah mengestimasi parameter model maka proses selanjutnya adalah dengan pengujian signifikansi parameter model. Hasil estimasi parameter dapat diuji signifikansinya dengan menggunakan uji t yang melalui beberapa tahapan berikut (Fitriyah, 2009):

Hipotesis:

$H_0: \theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{s.d(\hat{\theta})} \quad (2.21)$$

Daerah kritis:

Dengan taraf signifikansi α, H_0 ditolak jika nilai statistik uji $|t| > t_{\frac{\alpha}{2},df=n-n_p}$ atau jika $P_{value} < \alpha$

Dengan $\hat{\theta}$ adalah taksiran parameter model ARIMA mencakup ϕ dan θ, n adalah jumlah data dan n_p adalah jumlah parameter.

2.10 Uji Asumsi Residual

Dalam mendapatkan model terbaik selain melihat dari signifikansi parameter juga harus memenuhi asumsi residual. Asumsi residual yang harus dipenuhi yaitu *white noise* dan normalitas, hal ini berarti residual model harus berdistribusi normal dengan *mean* nol, variansi konstan dan tidak ada korelasi (Wei, 2006).

a. Uji *Ljung-Box* (*White Noise*)

Hipotesis:

H_0: $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_l = 0$ (residual tidak berautokorelasi/*white noise)*

H_1: minimal ada satu $\rho_k \neq 0$, dengan k = 1,2,…,l

Statistik uji:

$$Q^* = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\gamma}_k^2}{(n-k)} \quad (2.22)$$

Daerak kritis:

Tolak H_0 jika $Q^* > \chi^2_{\alpha;k-p-q}$ atau P_{value}< α . Dengan p dan q adalah orde ARMA (p,q).

b. Uji Normalitas

Ada beberapa uji normalitas yang dapat digunakan salah satunya adalah *Kolmogorv-smirnov* yaitu dengan membandingkan plot residual dengan plot distribusi normal standar.

Hipotesis:

H_0: residual berdistribusi normal

H_1: residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = sup|S(X) - F_0(X)| \quad (2.23)$$

Keterangan:

$F_0(X)$ = fungsi distribusi yang dihipotesiskan berdistribusi normal

$S(X)$ = fungsi distribusi kumulatif dari data asal

Sup = nilai supremum untuk semua x dari selisih mutlak $S(X)$ dan $F_0(X)$

Keputusan:

Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha,n)}$ atau $P_{value} < \alpha$

2.11 Kriteria Model Terbaik

Untuk memilih model *time serie* terbaik maka digunakan beberapa kriteria pemilihan model seperti *Mean Square Error* (MSE) dan *Akaike Information Criterion* (AIC).

a. MSE

$$MSE_{insample} = \frac{SSE}{n-n_p} \tag{2.24}$$

dengan,

$SSE = \sum_{i=1}^{n} e_i^2$ adalah dugaan dari residual $e_i = Z_i - \hat{Z}_i$

n = banyaknya residual

n_p = banyaknya parameter yang diduga

sedangkan

$$MSE_{outsample} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} e_i^2 \tag{2.25}$$

dengan,

M = panjang ramalan (Wei, 1990)

b. AIC

Akaike pada tahun 1973 memperkenalkan suatu pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter yang digunakan dalam model. Model ini muncul karena menganggap bahwa model yang baik tidak cukup hanya dengan menggunakan nilai MSE terkecil, namun juga harus memenuhi prinsip *parsimony*. Perhitungan nilai AIC adalah sebagai berikut (Wei, 1990):

$$AIC = n\ ln\hat{\sigma}^2 + 2M \tag{2.26}$$

dengan M merupakan banyaknya parameter yang diduga.

c. BIC

Bayesian Information Criteria (BIC) adalah kriteria pemilihan model diantara serangkaian model yang *finite*. BIC didasarkan pada fungsi likelihood dan berhubungan erat dengan AIC (Clement, 2014).

$$BIC = n\, ln(\hat{\sigma}_e^2) + k \ln(n) \quad (2.27)$$

dengan,

n = jumlah sampel

k = jumlah parameter yang diestimasi

$\hat{\sigma}_e^2$ = varians dari error

2.12 Peramalan

Peramalan adalah proses menduga sesuatu yang terjadi dimasa yang akan datang. Berdasarkan teori, peramalan adalah perkiraan terjadinya sebuah kejadian dimasa depan berdasarkan data yang ada dimasa lampau (Subagyo, 1984). Peramalan bertujuan untuk mendapatkan nilai ramalan yang diharapkan dapat mengurangi kesalahan. Pemilihan model terbaik untuk peramalan dapat diukur dengan menggunakan metode *Mean Squared Error* (MSE), *Akaike Information Criterion* (AIC) dan lain sebagainya (Subagyo, 1984). ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek, sedangkan peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik karena akan cenderung konstan untuk periode yang cukup panjang (Cryer, 1986).

2.13 *Cross Correlations Function* (CCF)

Menurut Wei (2006) *Cross Correlation Function* (CCF) atau fungsi korelasi silang adalah ukuran yang berguna untuk mengukur kekuatan dan arah korelasi antara dua variabel acak. Diberikan dua proses stokastik yaitu x_t dan y_t untuk $t = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots$ dimana x_t dan y_t merupakan proses stasioner univariat dan fungsi kovarian silang (*cross covariance function)* antara x_t dan y_s, Cov(x_t, y_s), adalah fungsi dari perbedaan waktu (s – t) saja. Fungsi kovarian silang dari x_t dan y_t adalah sebagai berikut:

$$\gamma_{xy}(k) = E[(x_t - \mu_x)]\left[\left(y_{t+k} - \mu_y\right)\right] \quad (2.28)$$

untuk k=0,±1,±2,… dengan $\mu_x = E(x_t)$ dan $\mu_y = E(y_t)$. Dan untuk *Cross Correlation Function* (CCF) dengan rumus:

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y} \tag{2.29}$$

untuk k=0,±1,±2,… dengan σ_x dan σ_y adalah standar deviasi dari x_t dan y_t.

2.14 Analisis Intervensi Fungsi *Step*

Dalam praktek seringkali ditemukan data *time series* yang dipengaruhi kejadian-kejadian khusus. Kejadian khusus yang dimaksud disini adalah adanya suatu intervensi baik yang bersifat eksternal maupun internal yang mempengaruhi pola data. Pada analisis intervensi, diasumsikan bahwa kejadian intervensi terjadi pada waktu T yang diketahui dari suatu *time series* (Box et al, 1994). Tujuan utama dari analisis ini adalah mengukur besar dan lamanya efek intervensi pada suatu *time series*. Bentuk umum dari model intervensi adalah (Wei, 1990):

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t^{(T)} + N_t \tag{2.30}$$

dengan:

Z_t = variabel respon pada saat t

I_t = variabel intervensi

b = waktu tunda mulai berpengaruhnya intervensi I terhadap Z

ω_s = $\omega_0 - \omega_1 B - \cdots - \omega_s B^s$ (s menunjukkan lamanya suatu intervensi berpengaruh pada data setelah b periode)

δ_r = $1 - \delta_1 B - \cdots - \delta_r B^r$ (r pola efek intervensi setelah b+s periode sejak kejadian intervensi pada waktu ke T)

N_t = *noise* model ARIMA tanpa adanya pengaruh intervensi yang dinotasikan sebagai:

$$N_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t$$

Secara umum ada dua jenin variabel intervensi (Box et al, 1994), yaitu fungsi *step* dan *pulse*. Kejadian intervensi yang terjadi sejak waktu T dan seterusnya dalam waktu yang panjang disebut dengan fungsi *step*. Misalnya pemberlakuan kebijakan baru mengenai ketetapan tarif baru pada perusahaan *Cincinnati Bell*

Telephone terhadap jumlah panggilan bantuan telepon lokan (McSweeny, 1978). Secara matematis, bentuk intervensi funsgi *step* dinotasikan sebagai berikut:

$$I_t^{(T)} = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, t < T \\ 1, t \geq T \end{cases}$$

Sedangkan pada fungsi *pulse*, kejadian intervensi terjadi hanya pada waktu T saja dan tidak berlanjut pada waktu selanjutnya, misalnya promosi gelegar 2 milyar yang dilakukan PT Divre (Suhartono dan Wahyuni, 2002). Secara matematis, bentuk intervensi fungsi *pulse* ini dinotasikan sebagai berikut:

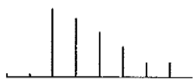
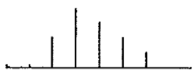
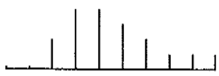
$$I_t^{(T)} = P_t^{(T)} = \begin{cases} 0, t \neq T \\ 1, t = T \end{cases}$$

Dalam mengidentifikasi orde pada model intervensi (b, r dan s) dapat dilakukan dengan melihat plot *cross correlation* antara data aktual setelah intervensi dan data ramalan dari model sebelum intervensi. Residual diperoleh dari selisih antara data hasil pengamatan dengan nilai peramalan menggunakan *noise model*. Misalkan residual dinotasikan sebagai Z_t^*, maka:

$$Z_t^* = Z_t - N_t = f(I_t)$$

Nilai b ditentukan dengan melihat kapan efek intervensi mulai terjadi, nilai s menunjukkan kapan gerak bobot respon mulai mengalami penurunan dan r menunjukkan pola dari residual (Nuvitasari dkk, 2009). Berikut merupakan salah satu tabel orde b, r dan s dengan plot *cross correlation* yang dikutip dari Wei (2006):

Tabel 2.2 Orde b, r dan s dengan Plot *Cross Correlation*

(b,r,s)	Transfer function	Typical impulse weights
(2, 1, 0)	$\nu(B)x_t = \dfrac{\omega_0}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	
(2, 1, 1)	$\nu(B)x_t = \dfrac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	
(2, 1, 2)	$\nu(B)x_t = \dfrac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	

2.15 OSS-R

OSS-R merupakan *software* yang sering digunakan dalam analisis statistiska dan bersifat *open source software* (OSS) yang dapat diunduh secara gratis melalui http://www.r-project.org atau http://cran.r-project.org. OSS-R dapat melakukan berbagai macam analisis statistik, salah satunya adalah analisis runtun waktu. OSS-R mengizinkan penggunanya untuk menambah fungsi tambahan dengan mendefinisikan fungsi baru.

Beberapa *package* yang digunakan dalam analisis runtun waktu adalah

1. Forecast, merupakan *package* yang digunakan untuk menampilkan dan menganalisis perkiraan deret waktu univariat termasuk *exponential smoothing* melalui model ruang keadaan dan pemodelan ARIMA otomatis (autoarima)
2. FitAr, merupakan *package* yang digunakan untuk identifikasi, estimasi dan pengecekan diagnostic untuk model AR dan subset AR.
3. TSA, merupakan *package* yang berisi fungsi R dan dataset yang dirinci dalam buku "*Time Series Analysis with Application in R (SecondEdition*" oleh J.D. Cryer dan K.S. Chan.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan nilai tukar rupiah terhadap USD berupa data sekunder yang diperoleh dari Kementrian Perdagangan pada bulan Januari tahun 2013 sampai dengan bulan September 2019 sebagai *in sample* dan data pada bulan Oktober sampai bulan November tahun 2019 sebagai *out sample*.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai tukar rupiah terhadap USD. Periode waktu yang digunakan adalah pada bulan Januari tahun 2013 sampai dengan bulan September 2019, sehingga data yang digunakan sebanyak 81 data.

3.3 Langkah-Langkah Analisis Data

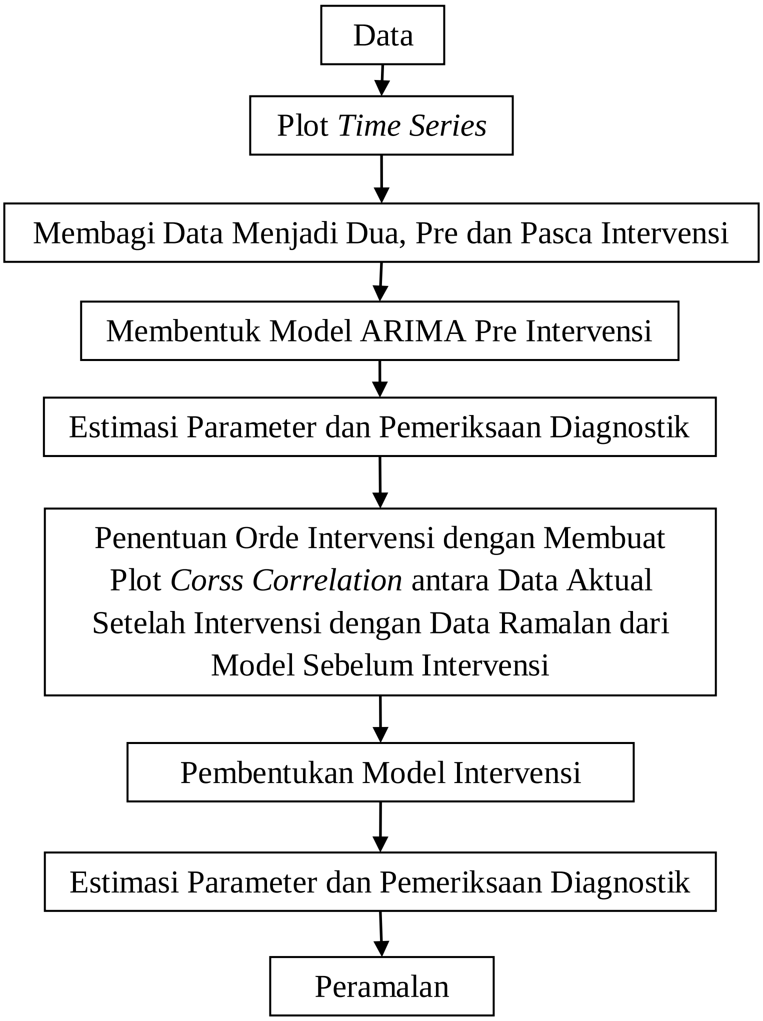
Berdasarkan tujuan dari penelitian ini, maka ada dua langkah analisis yaitu sebagai berikut:

a. Memodelkan nilai tukar rupiah terhadap USD dengan pendekatan analisis intervensi:
    1. Membuat plot *time series* dari seluruh data dan kemudian menduga variabel secara ektrim yang memungkinkan terjadinya suatu intervensi.
    2. Membagi data menjadi dua yaitu pre intervensi dan pasca intervensi
    3. Membentuk model ARIMA dari data pre intervensi menggunakan metode Box-Jenkins yang didahului dengan pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dan varians berdasarkan plot *time series*.
    4. Melakukan proses transformasi BoxCox dan atau *differencing* apabila tidak memenuhi asumsi stasioneritas pada data pre intervensi.

5. Mengidentifikasi model yang mungkin dihasilkan dari plot ACF dan PACF dari data pre intervensi.
6. Melakukan estimasi model ARIMA terbaik dari data pre intervensi.
7. Melakukan pemodelan ARIMA pada data pre intervensi.
8. Melakukan pemeriksaan asumsi residual dari model ARIMA yang terbentuk.
9. Mengevaluasi model peramalan yang telah didapatkan dengan menghitung nilai AIC, MSE dan serta pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC dan MSE terkecil.
10. Melakukan peramalan data pre intervensi sampai dengan data pasca intervensi terpenuhi berdasarkan model terbaik.
11. Melakukan *cross corelation* antara data pasca intervensi dengan hasil ramalan dari data pre intervensi kemudian didapatkan b, s dan r.
12. Melakukan estimasi parameter model intervensi
13. Melakukan pengujian signifikansi parameter model intervensi dan memilih model yang menghasilkan semua parameter signifikan.
14. Melakukan pemeriksaan asumsi residual dari model intervensi yang terbentuk.

b. Meramalkan dan menganalisis nilai tukar rupiah terhadap USD dengan pendekatan analisis intervensi:
1. Menuliskan model yang terbaik
2. Menginputkan data berdasarkan model yang terbaik.

Gambar 3.1 *Flow Chart* Algoritma

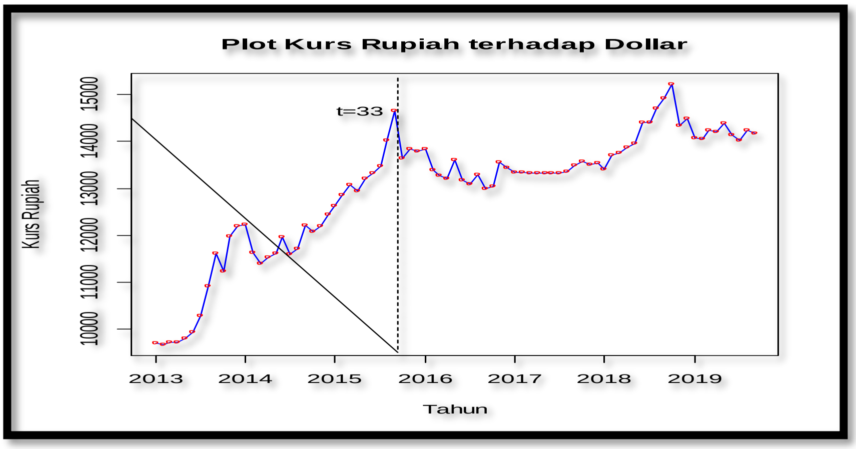


BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif Data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Deskriptif statistik data nilai tukar rupiah terhadap USD untuk mengetahui kelonjakan nilai tukar rupiah terhadap USD dari bulan Januari tahun 2013 sampai bulan September tahun 2019. Plot *Time Series* dari nilai tukar rupiah terhadap USD adalah sebagai berikut:



Gambar 4.1 Plot *Time Series* Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa terjadi kenaikan nilai tukar secara signifikan hingga mencapai titik puncak pada t=33 yaitu pada bulan September tahun 2015 dengan nilai tukar sebesar Rp 14.657, kemudian turun secara signifikan pada t=34 yaitu pada bulan Oktober tahun 2015 dengan nilai tukar sebesar Rp 13.639. Nilai tukar tertinggi pada t=70 yaitu pada bulan Oktober tahun 2018 dengan nilai tukar sebesar Rp 15.227, sedangkan nilai tukar terendah t=1 yaitu pada bulan Januari tahun 2013 dengan nilai tukar sebesar Rp 9698. Pada t=33 merupakan titik terjadinya intervensi. Data sebelum titik intervensi yaitu t=1 sampai dengan t=32 merupakan data pre intervensi. Sedangkan untuk t=33 sampai dengan t=81 merupakan data pasca intervensi.

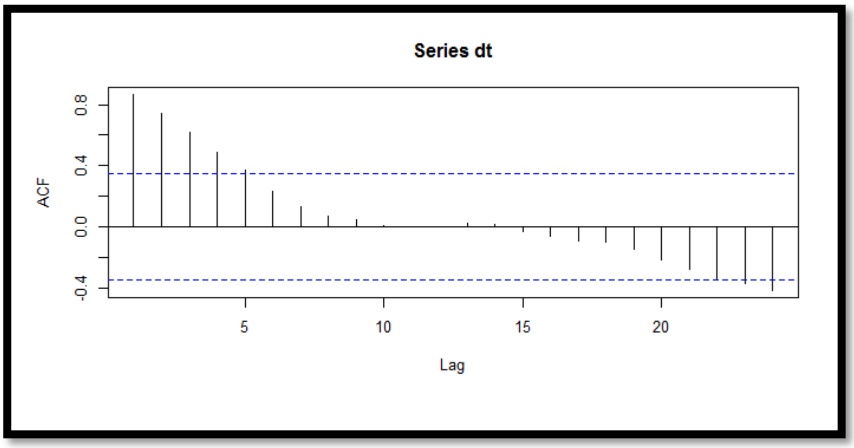
Terjadinya intervensi pada t=33 yaitu pada bulan September tahun 2015 didukung dengan fakta bahwa pada bulan ini rupiah melemah terhadap 4 mata uang asing, yaitu dolar AS, dolar Australia, yen dan euro (Retnaningrum, 2015). Penyebab dari rupiah yang terdepresiasi terhadap USD adalah karena peningkatan permintaan mata uang USD untuk membayar utang luar negerti (ULN) dan kebutuhan impor. Sementara itu, suplai berkurang sehingga terdapat tekanan terhadap rupiah (Petriella, 2015).

4.2 Pemodelan Analisis Intervensi Data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

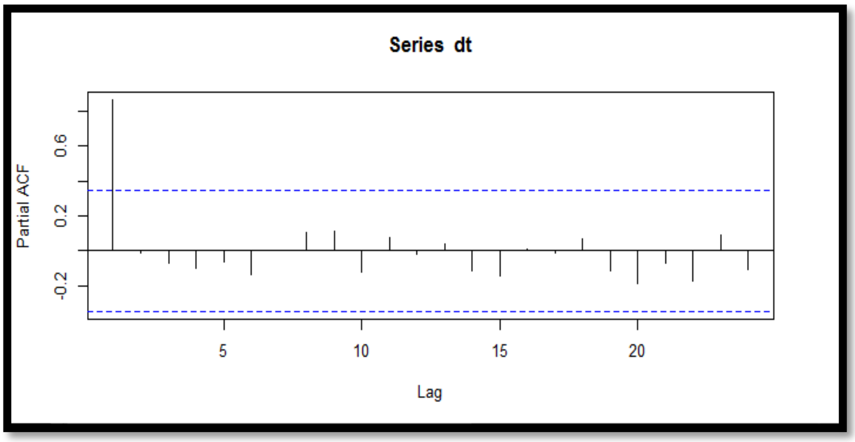
Berdasarkan Gambar 4.1 titik intervensi terdapat pada t=33. Setelah menentukan titik intervensi, kemudian membagi data menjadi dua yaitu data pre intervensi dengan data pasca intervensi. Data pre intervensi adalah dari data t=1 sampai dengan t=32, sedangkan untuk data pasca intervensi adalah dari data t=33 hingga t=81.

4.2.1 Pemodelan ARIMA dari data pre intervensi

Berdasarkan Gambar 4.1 terdapat tren cenderung naik dan memiliki jarak antar pengamatan yang tidak konstan. Hal ini dapat diperkirakan bahwa data belum stasioner dalam mean dan varians. Untuk memastikan hal tersebut, dapat dilihat melalui plot ACF, PACF dan nilai lambda BoxCox.

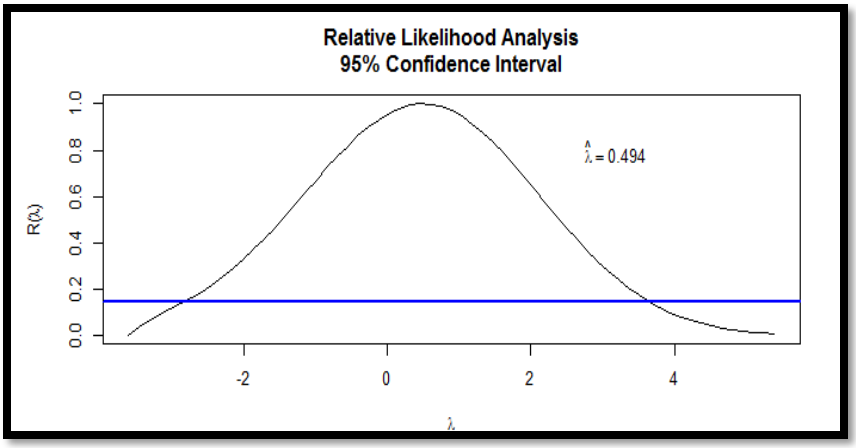


Gambar 4.2 Plot ACF Data Pre Intervensi



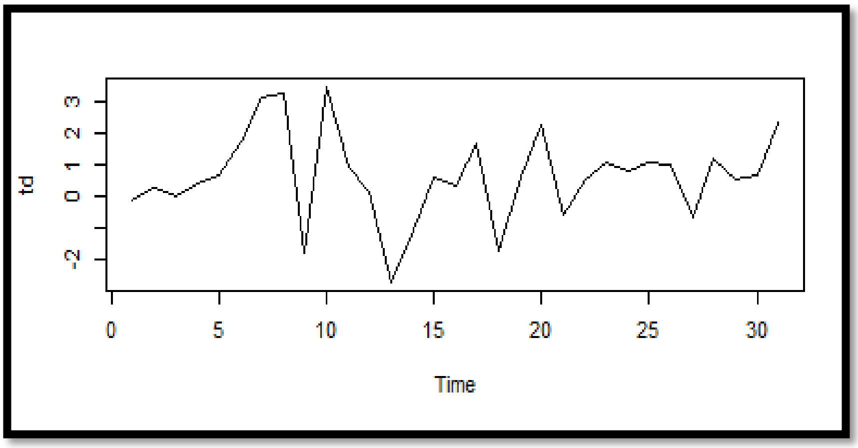
Gambar 4.3 Plot PACF Data Pre Intervensi

Berdasarkan Gambar 4.2 yaitu pada plot ACF dapat dilihat bahwa lag turun secara lambat, sedangkan pada Gambar 4.3 yaitu plot PACF dapat dilihat bahwa pada lag 1 mucul secara signifikan, hal ini menunjukkan secara analitik data belum stasioner baik dalam mean maupun varians. Untuk menstasionerkan mean dan menstabilkan varians diperlukan transformasi BoxCox dan *differencing*.

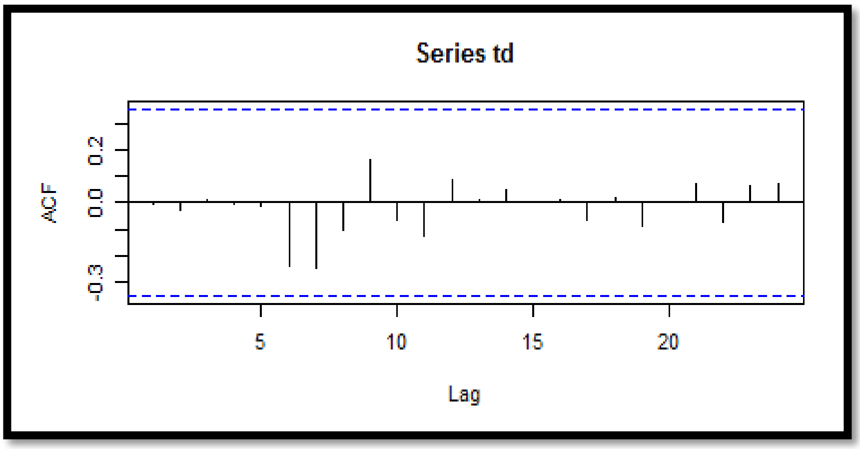


Gambar 4.4 Lambda BoxCox

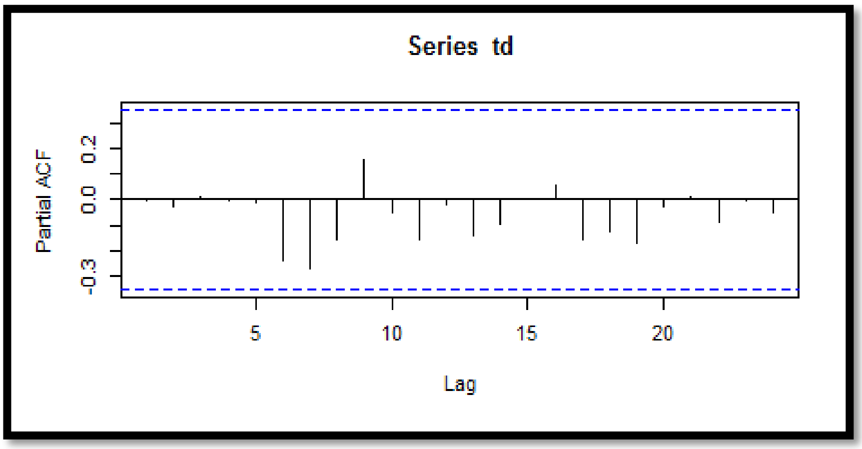
Pada Gambar 4.4 nilai lambda yang didapatkan adalah 0,494 atau apabila dibulatkan menjadi 0.5, sehingga diperlukan transformasi BoxCox menggunakan lambda 0,5, kemudian diperlukan untuk dilakukan *differencing* pada lag 1. Hasil plot dari data yang telah di transformasi BoxCox dan *differencing* 1 adalah sebagai berikut:



Gambar 4.5 Plot *Time Series* setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 1



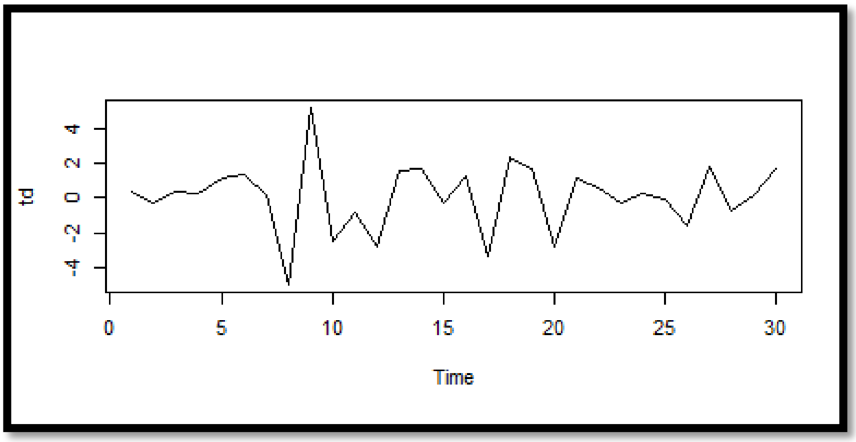
Gambar 4.6 Plot ACF setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 1



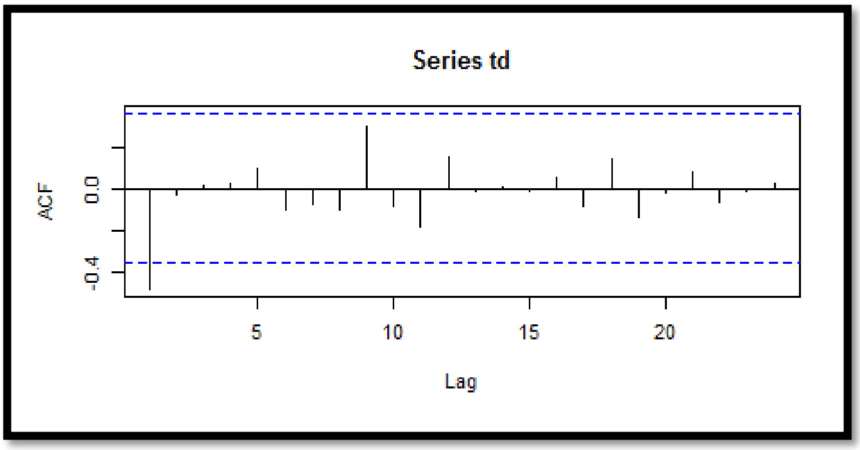
Gambar 4.7 Plot PACF setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 1

Dari Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa sudah tidak terdapat tren naik maupun turun secara signifikan. Pada Gambar 4.6 dan Gambar 4.7 sama sekali tidak terdapat lag yang keluar, sehingga diperlukan *differencing* kembali pada lag 1.

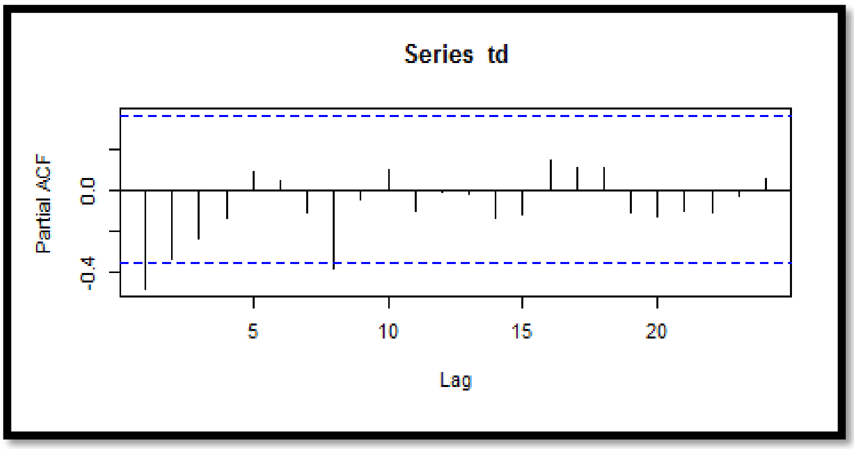
Hasil plot dari data yang telah di transformasi BoxCox dan *differencing* 1 kemudian di *differencing* 1 kembali adalah sebagai berikut:



Gambar 4.8 Plot *Time Series* setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 2



Gambar 4.9 Plot ACF setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 2



Gambar 4.10 Plot PACF setelah Transformasi BoxCox dan *Differencing* 2

Berdasarkan Gambar 4.8 sudah tidak terdapat tren naik maupun turun secara signifikan. Dari Gambar 4.9 didapatkan ACF signifikan pada lag 1, sehingga didapatkan nilai MA(1). Pada Gambar 4.10 didapatkan PACF signifikan pada lag 1 dan lag 8. Berdasarkan prinsip parsimony, yaitu dengan menggunakan parameter minimal tetapi dapat menjelaskan model dengan baik, didapatkan nilai AR(1). Model sementara yang didapatkan yaitu ARIMA (1,2,1), ARIMA (1,2,0) dan ARIMA (0,2,1).

Tabel 4.1 Model ARIMA Pre Intervensi

Model	Parameter	*Estimate*	P-*Value*
ARIMA (1,2,1)	AR (1)	0,0269	0,8864
	MA (1)	-1,000	0,000
ARIMA (1,2,0)	AR (1)	-0,4753	0,00259
ARIMA (0,2,1)	MA (1)	-1,000	0,000

Berdasarkan Tabel 4.1 model ARIMA (1,2,1) memiliki nilai P-*Value* pada AR(1) sebesar 0,8864 lebih besar dari alfa 0,05, maka dapat dikatakan model tersebut tidak signifikan. Sedangkan pada model ARIMA (1,2,1) pada MA(1) memiliki nilai P-*Value* kurang dari 0,05, sehingga dapat dikatakan model tersebut signifikan. Pada model ARIMA (1,2,0) dan ARIMA (0,2,1) memiliki P-*Value* yang lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan model tersebut telah signifikan.

Tabel 4.2 Normalitas dan *White Noise*

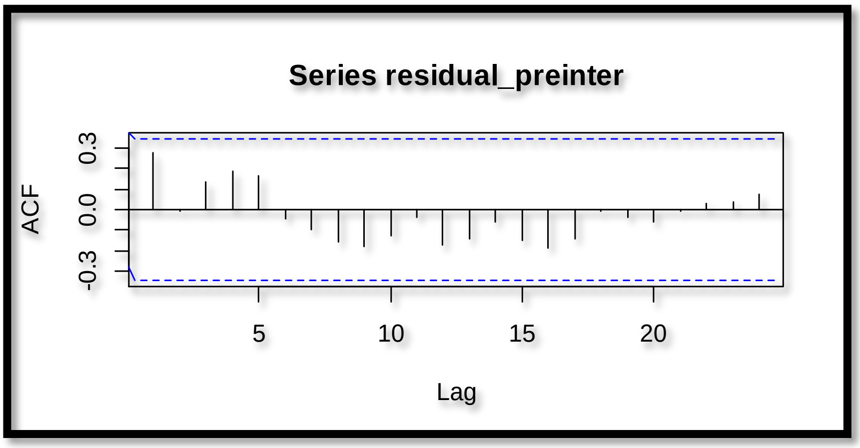
Model	P-*Value* Normalitas	P-*Value* Ljung-Box
ARIMA (1,2,1)	0,1389	0,8788
ARIMA (1,2,0)	0,04946	0,2097
ARIMA (0,2,1)	0,1389	0,8701

Pada Tabel 4.2 asumsi normalitas dan *white noise*, yang memenuhi kedua asumsi tersebut adalah ARIMA (1,2,1) dan ARIMA (0,2,1). Oleh karena itu selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dengan nilai MSE, AIC dan BIC terkecil.

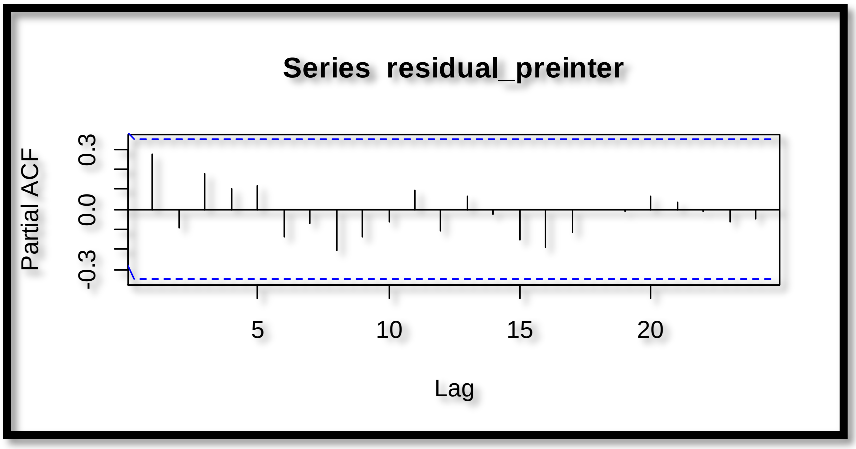
Tabel 4.3 Nilai MSE, AIC dan BIC

Model	MSE	AIC	BIC
ARIMA (1,2,1)	2,000	113,31	0,9
ARIMA (0,2,1)	1,997	111,33	0,8

Berdasarkan Tabel 4.3 model ARIMA pre intervensi yang memiliki nilai MSE, AIC, BIC terkecil adalah ARIMA (0,2,1). Sehingga model terbaik yang terpilih adalah ARIMA (0,2,1). Untuk menunjukkan bahwa model ARIMA terbaik adalah benar, bukan merupakan model ARCH/GARCH maka dilakukan plot ACF dan PACF residual kuadrat dari model ARIMA dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 4.11 Plot ACF Residual Pre Intervensi



Gambar 4.12 Plot PACF Residual Pre Intervensi

Pada Gambar 4.11 dan Gambar 4.12, dapat dilihat bahwa tidak ada lag yang melebihi batas. Hal ini mendukung bahwa model ARIMA pre intervensi yang telah dibangun adalah benar. Penulisan model ARIMA terbaik dari data pre intervensi adalah sebagai berikut:

$(1-B)^2\sqrt{N_t} = (1-\theta_1 B)a_t$

$(1-B)^2\sqrt{N_t} = (1+B)a_t$

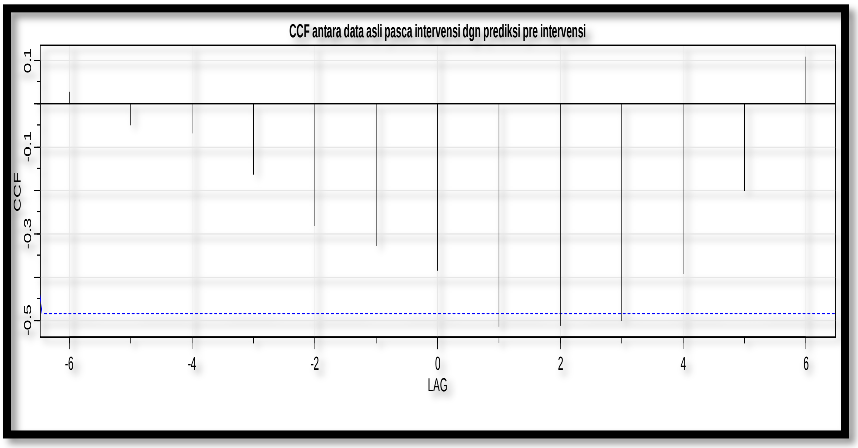
$\sqrt{N_t} = \frac{(1+B)a_t}{(1-B)^2}$

$\sqrt{N_t} = (1+3B)a_t$

$$\sqrt{N_t} = a_t + 3a_{t-1} \qquad (4.1)$$

4.2.2 Analisis intervensi fungsi *step*

Berdasarkan model ARIMA pre intervensi terbaik tersebut, dilakukan peramalan sebanyak data pasca intervensi yaitu 49 data. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan orde intervensi dengan membuat *cross correlation* antara data pasca intervensi dengan data ramalan dari model ARIMA pre intervensi.



Gambar 4.13 Plot *Cross Correlation Function*

Berdasarkan Gambar 4.13 didapatkan orde intervensi yaitu orde b=1 karena efek intervensi mulai terjadi pada lag 1, s=3 karena gerak bobot respon mulai mengalami penurunan pada lag 3 dan r=2 karena terdapat pola intervensi yaitu pola gelombang. Setelah mendapatkan orde intervensi kemudian dilanjutkan dengan mengestimasi parameter model intervensi fungsi *step*. Hasil dari estimasi terdapat pada tabel berikut:

Tabel 4.4 Parameter Intervensi

Parameter	*Estimate*	P-*Value*
MA(1)	-1,000	0,000
T33-AR1	0,1409	0,234
T33-AR2	0,8406	0,000
T33-MA0	1,9261	0,108
T33-MA1	-5,2562	0,000
T33-MA2	-0,8458	0,613
T33-MA3	2,5938	0,086

Menurut Wei (2006) apabila terdapat parameter yang tidak signifikan maka parameter tersebut dapat dikeluarkan dari model. Pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa parameter yang tidak signifikan karena P-*Value* lebih dari 0,05 adalah T33-AR1, T33-MA0, T33-MA2 dan T33-MA3 sehingga parameter tersebut dikeluarkan dari model. Setelah mendapatkan estimasi parameter intervensi selanjutnya memeriksa asumsi residual dari model intervensi yang terbentuk, yaitu dengan asumsi residual harus normal dan *white noise*. Hasilnya adalah sebagai berikut:

Tabel 4.5 Uji Normalitas dan *White Noise* Residual Model Intervensi serta Nilai MSE

Asumsi Residual	P-*Value*	MSE
Normalitas	0,07137	1,388
White Noise	0,5991	

Berdasarkan Tabel 4.5 didapatkan hasil bahwa model intervensi telah berdistribusi normal dan *white noise* karena P-*Value* lebih besar dari 0,05 dengan nilai MSE 1,388.

4.3 Peramalan dan Analisis Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Berdasarkan pembahasan sebelumnya, model intervensi yang dibangun telah memenuhi asumsi, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD. Penulisan model ARIMA (0,2,1) dengan b=1, s=3 dan r=2 adalah:

$$\sqrt{Z_t} = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}\, S_t^{(T)} + \sqrt{N_t}$$

$$\sqrt{Z_t} = \frac{\omega_3(B)B^1}{\delta_2(B)}\, S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

$$\sqrt{Z_t} = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \omega_3 B^3)B}{1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2} S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

$$\sqrt{Z_t} = \frac{\omega_0 B - \omega_1 B^2 - \omega_2 B^3 - \omega_3 B^4}{1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2} S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

Berdasarkan pada Wei (2006) hanya parameter yang signifikan yang dapat dimasukkan didalam model, kemudian dilakukan substitusi nilai estimasi parameter terbaik pada Tabel 4.4. Sehingga model intervensi yang didapatkan sebagai berikut:

$$\sqrt{Z_t} = \frac{\omega_1 B^2}{1 - \delta_2 B^2} S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

$$\sqrt{Z_t} = \frac{5{,}2562 B^2}{1 - 0{,}8406\, B^2} S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

$$\sqrt{Z_t} = (5{,}2562 B^2) S_t^{33} + a_t + 3a_{t-1}$$

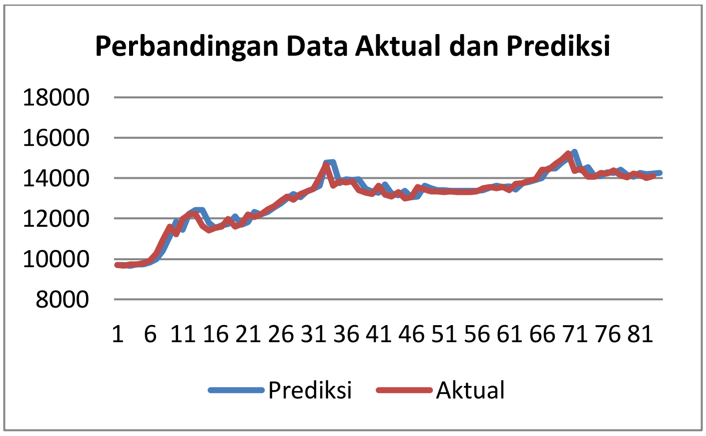
$$\sqrt{Z_t} = 5{,}2562 S_{t-2}^{33} + 3a_{t-1} + a_t \qquad (4.2)$$

Dari hasil model tersebut akan dilakukan peramalan 3 bulan kedepan. Hasil dari peramalan dapat dilihat pada Tabel 4.6 seperti berikut:

Tabel 4.6 Hasil Ramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

Bulan	Hasil Peramalan	Nilai Tukar Rupiah	Residual	Kuadrat Residual
Oktober 2019	14206.89	14008	-198,89	39557,23
November 2019	14239.82	14102	-137,82	18994,35
Desember 2019	14272.79	-		
			Total	58551,58
			MSE	29275,79

Untuk memastikan apakah model yang dibangun adalah baik maka dilakukan perbandingan antara prediksi dengan data aktual. Hasil prediksi dapat dilihat pada Lampiran 6. Grafik perbandingan adalah sebagai berikut:



Gambar 4.14 Plot Perbandingan Prediksi dengan Data Aktual

Berdasarkan Gambar 4.14 dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi mendekati data aktual sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun sudah baik. Perbedaan dari hasil prediksi dengan data aktual dapat terjadi disebabkan oleh beberapa faktor lain, seperti inflasi, perbedaan nilai suku bungan antar negara, neraca perdangangan, hutang publik dan masih banyak faktor-faktor eksternal diluar penelitian ini.

BAB V
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang dilakukan, kesimpulan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Model ARIMA terbaik dari data pre intervensi nilai tukar rupiah terhadap USD adalah ARIMA (0,2,1):
   $\sqrt{N_t} = a_t + 3a_{t-1}$
2. Orde intervensi yang didapatkan dari *cross correlation* antara data asli pasca intervensi dengan data ramalan dari model ARIMA pre intervensi adalah b=1, s=3, r=2
3. Model persamaan intervensi adalah:
   $\sqrt{Z_t} = 5{,}2562S_{t-2}^{33} + 3a_{t-1} + a_t$
4. Hasil intervensi diketahui pada data ke-33 yaitu pada bulan September 2015 dengan jenis intervensi fungsi *step* karena setelah bulan September 2015 terdapat dampak berkepanjangan setelah terjadi intervensi pada data ke-33
5. Hasil peramalan dan perbandingan dengan data *outsample* adalah sebagai berikut:

Bulan	Hasil Peramalan	Nilai Tukar Rupiah	Residual	Kuadrat Residual
Oktober 2019	14206.89	14008	-198,89	39557,23
November 2019	14239.82	14102	-137,82	18994,35
Desember 2019	14272.79	-		
			Total	58551,58
			MSE	29275,79

5.2 Saran

Berdasarkan dari hasil yang didapatkan, peneliti menyarankan untuk melakukan analisis lebih lanjut menggunakan analisis intervensi multi input sebagai pembanding dari penelitian ini sehingga diharapkan bisa mendapatkan model analisis intervensi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Abimanyu, Y., 2004, *Memahami kurs valuta asing*, Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, Depok

Anonim, 2019, https://klikpajak.id/blog/tips-pajak/kurs-tengah-bank-indonesia/, 21 Oktober 2019)

Ardiyanto, F. dan Ma'ruf, A., 2014, Pergerakan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Dalam Dua Periode Penerapan Sistem Nilai Tukar, *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan*,**15**(2), 127-124

Assauri, S., 1984, *Teknik dan metode peramalan: Penerapannya dalam ekonomi dan dunia usaha*, Edisi Pertama, Lembaga penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, Depok

Boediono dan Koester, W., 2001, *Teori dan Aplikasi Statistika dan Probabilitas*, PT. Remaja Rosdakarya, Bandung

Brockwell, P.J. dan Davis, R.A., 2002, *Introduction to time series forecasting*, 2nd, Springer Science and Bussiness Media, New York

Box, G.E.P., Jenkins, G.M., dan Reinsel, G.C., 1994, *Time Series Analysist: Forecasting and Control*, 3th edition, Prentice Hall, New Jersey

Clement, E.P., 2014, Using Normalized Bayesian Information Criterion (Bic) to Improve Box – Jenkins Model Building, *American Journal of Mathematics and Statistics*, **4**(5), 214-221

Cryer, J.D., 1986, *Time Series Analysis*, PWS-Kens Publishing Company, Boston

Crystine, A., Hoyyi, A. dan Safitri, D., 2014, Analisis Intervensi Fungsi Step (Studi Kasus pada Jumlah Pengiriman Benda Pos ke Semarang pada Tahun 2006 – 2011), *Jurnal Gaussian*, **3**(3), 293-302

Fitriyah, Q., 2009, Model *Autoregressive Conditional Duration* (ACD) dan Penerapannya, *Skripsi*, Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta, Yogyakarta.

Hasan, Z., 2018, https://news.detik.com/kolom/d-4032343/memori-krisis-moneter-19971998, 21 Oktober 2019

Iriawan, N. dan Astuti, P.S., 2006, *Mengolah Data Statistik Dengan Mudah Menggunakan Minitab 14*, Penerbit Andi, Yogyakarta

Ispriyanti, D., 2004, Pemodelan Statistika dengan Transformasi Box-Cox, *Jurnal Matematika dan* Komputer, **7**(3), 8-17

McSweeny, A.J., 1978, The Effects of Response Cost on the Behavior of a Million Persons: Charging for Directory Assistance in Cincinnati, *Journal of Applied Behavioral Analysis*, 11, 47-51

Makridakis, S., Wheelwright, S. C. dan McGee, V. E., 1999, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Binaputra Aksara, Jakarta

Nuvitasari, E., Suhartono. dan Wibowo, H.S., 2009, *Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step dan Pulse untuk Peramalan Kunjungan Wisatawan ke Indonesia.* Thesis, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya

Petriella, Y., 2015, https://www.google.co.id/amp/s/m.bisnis.com/amp/read/20150917/9/473526/ini-fakta-yang-diungkap-bi-penyebab-kurs-rupiah-terus-lunglai, 15 Januari 2020

Razak. A. F., 2009, Load Forecasting Using Time Series Models, *Jurnal Kejuruteraan*, 21, 53-62.

Render, B., Stair Jr., R.M. dan Hanna, M.E., 2003, *Quantitative Analysis for Management*, 8th edition, Pearson Education, Inc., New Jersey.

Retnaningrum, D.A., 2015, http://www.satuharapan.com/read-detail/read/september-2015-rupiah-terdepresiasi-empat-mata-uang-asing, 15 Januari 2020

Rizal, J. dan Akbar, S., 2015, Perbandingan Uji Stasioner Data Timeseries antara Metode: Control Chart, Correlogram, Akar Unit Dickey Fuller dan Derajat Integrasi, *Jurnal Gradien*, **11**(1), 1040-1046

Sari, R. N., Mariani, S. dan Hendikawati, P., 2016, Analisis Intervensi Fungsi Step pada Harga Saham (Studi Kasus Saham PT Fast Food Indonesia Tbk), *UNNES Journal of Mathematics*, **5**(2), 181-189

Soejoeti, Z., 1987, *Analisis Runtun Waktu*, Universitas Terbuka, Karunika, Jakarta

Subagyo, P., 1984, *Forecasting Konsep dan Aplikasi*, BPFE, Yogyakarta

Subanar dan Suhartono., 2009, *Wavelet Neural Networks untuk Peramalan Data Time Series Finansial*, Program Penelitian Ilmu Dasar Perguruan Tinggi, FMIPA UGM, Yogyakarta

Suhartono dan Wahyuni, W., 2002, Analisis Dampak Promosi dan Kenaikan Harga terhadap Fluktuasi Jumlah Pelanggan dan Pemakaian Pulsa di PT. Telkom Divre V. *Forum Statistika dan Komputasi*, Edisi Khusus Seminar Nasional Statistika, IPB, Bogor

Tukey, J. W., 1957, The Comparative Anatomy of Transformations, *Annals of Mathematical Statistics*, **28**(3), 602-632

Wei, W.W.S., 1990, *Time Series Analysis*, Addison-Wesley Publishing Company Inc., United States

Wei, W.W.S., 2006, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, Temple University, USA

Wijoyo, A. N., 2016, Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD dengan Menggunakan Model GARCH, *Kajian Ekonomi & Keuangan*, Badan Kebijakan Fiskal Kementerian Keuangan RI, 20(2), 169-189

Lampiran 1. Data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD

t	2013	
1	Januari	9.698,00
2	Februari	9.667,00
3	Maret	9.719,00
4	April	9.722,00
5	Mei	9.802,00
6	Juni	9.929,00
7	Juli	10.278,00
8	Agustus	10.924,00
9	September	11.613,00
10	Oktober	11.234,00
11	November	11.977,00
12	Desember	12.189,00
	2014	
13	Januari	12.226,00
14	Februari	11.634,00
15	Maret	11.404,00
16	April	11.532,00
17	Mei	11.611,00
18	Juni	11.969,00
19	Juli	11.591,00
20	Agustus	11.717,00
21	September	12.212,00
22	Oktober	12.082,00
23	November	12.196,00
24	Desember	12.440,00

t	2015	
25	Januari	12.625,00
26	Februari	12.863,00
27	Maret	13.084,00
28	April	12.937,00
29	Mei	13.211,00
30	Juni	13.332,00
31	Juli	13.481,00
32	Agustus	14.027,00
33	September	14.657,00
34	Oktober	13.639,00
35	November	13.840,00
36	Desember	13.795,00
	2016	
37	Januari	13.846,00
38	Februari	13.395,00
39	Maret	13.276,00
40	April	13.204,00
41	Mei	13.615,00
42	Juni	13.180,00
43	Juli	13.094,00
44	Agustus	13.300,00
45	September	12.998,00
46	Oktober	13.051,00
47	November	13.563,00
48	Desember	13.436,00

t	2017	
49	Januari	13.343,00
50	Februari	13.347,00
51	Maret	13.321,00
52	April	13.327,00
53	Mei	13.321,00
54	Juni	13.319,00
55	Juli	13.323,00
56	Agustus	13.351,00
57	September	13.492,00
58	Oktober	13.572,00
59	November	13.514,00
60	Desember	13.548,00
	2018	
61	Januari	13.413,00
62	Februari	13.707,00
63	Maret	13.756,00
64	April	13.877,00
65	Mei	13.951,00
66	Juni	14.404,00
67	Juli	14.413,00
68	Agustus	14.711,00
69	September	14.929,00
70	Oktober	15.227,00
71	November	14.339,00
72	Desember	14.481,00

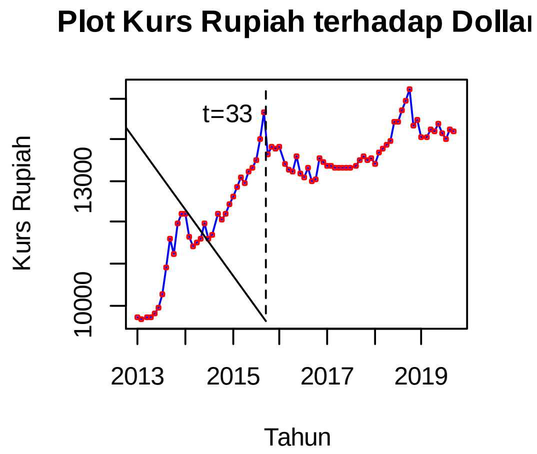
t	2019	
73	Januari	14.072,00
74	Februari	14.062,00
75	Maret	14.244,00
76	April	14.215,00
77	Mei	14.385,00
78	Juni	14.141,00
79	Juli	14.026,00
80	Agustus	14.237,00
81	September	14.174,00
82	Oktober	14.008,00
83	November	14.102,00

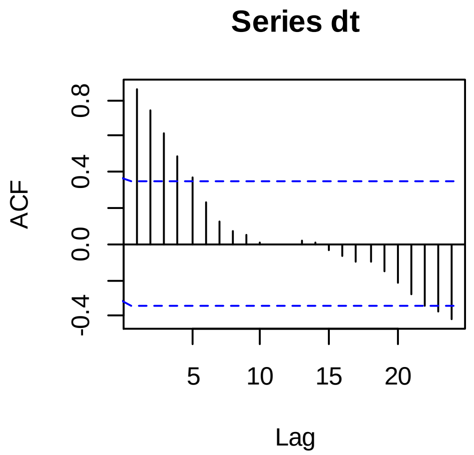
Lampiran 2. *Script* R Identifikasi Model ARIMA Pre Intervensi Terbaik

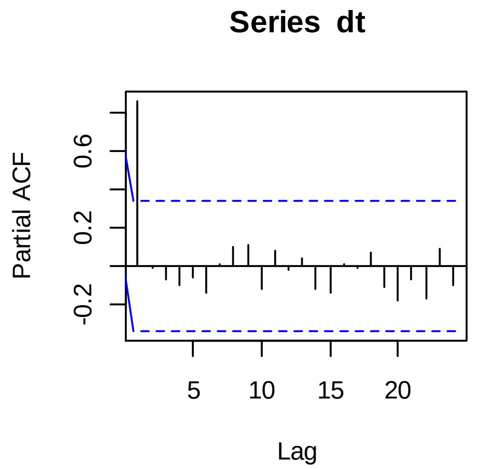
```
#identifikasi
time=function(data)
{
par(mfrow=c(2,2))
da=ts(data,start=2013,frequency=12)
dt=da[1:32]
plot(da,xlab="Tahun",ylab="Kurs Rupiah",col="blue",type="l",
        main="Plot Kurs Rupiah terhadap Dollar")
points(da,cex=0.5,col="red")
abline(v=2015.7,col=1,lty=2)
text(2015.75, da[33], "t=33", pos=2)
acf(dt,24)
pacf(dt,24)
box=as.numeric(readline("Lakukan transformasi BoxCox? (Ya=1/Tidak=0) ="))
if (box==0){a=1}
else{
BoxCox(dt,interval=c(-1,1),type="BoxCox",InitLambda="none")
a=as.numeric(readline("Masukkan lamda="))}
par(mfrow=c(2,2))
#tansformasi dan differencing
td=diff(diff((dt)^a))
plot.ts(td)
acf(td,24)
pacf(td,24)
}
```

Lampiran 3. *Output* R Identifikasi Model ARIMA Pre Intervensi Terbaik

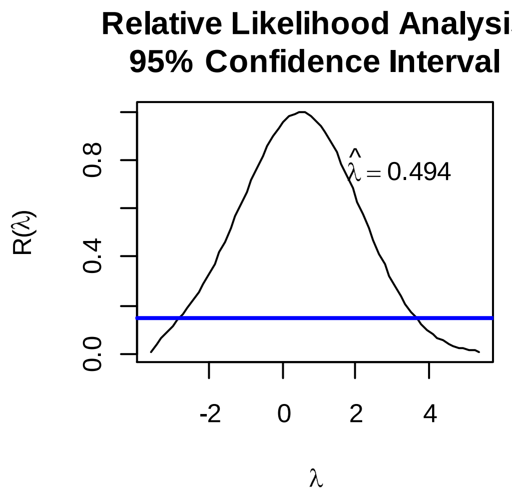
>time(d)



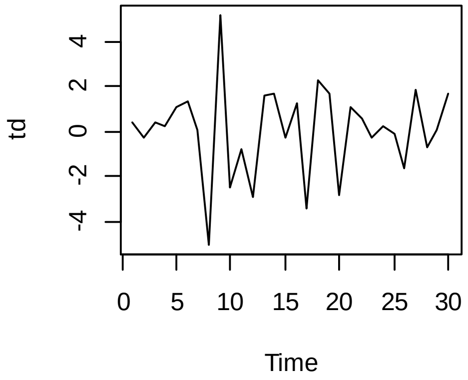


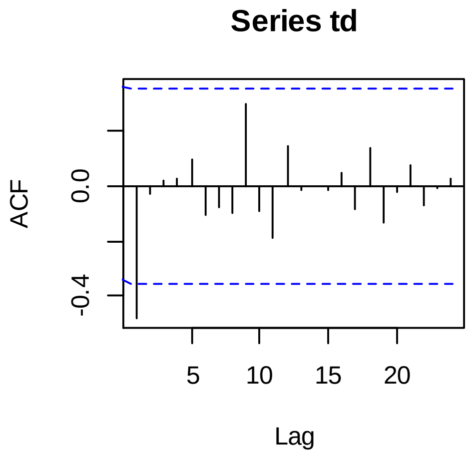


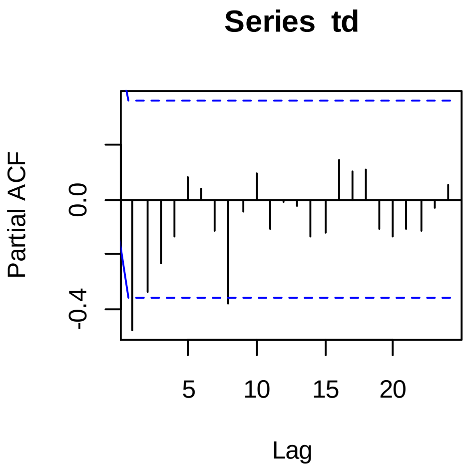
Lakukan transformasi BoxCox? (Ya=1/Tidak=0) =1



Masukkan lamda=0.5







Lampiran 4. Script R Analisis Intervensi Fungsi *Step*

```
#estimasi model pre intervensi dan peramalan intervensi
est=function(data)
{
da=ts(data,start=2013,frequency=12)
nn=length(da)
dt=da[1:32]
d=as.numeric(readline("Masukkan lambda="))
a=as.numeric(readline("Masukkan ar nonmusiman="))
b=as.numeric(readline("Masukkan ma nonmusiman="))
c=as.numeric(readline("Masukkan banyak differencing nonmusiman="))
A=0
B=0
C=0
titik=as.numeric(readline("Masukkan titik intervensi="))
arma=arima(((dt)^d),order=c(a,c,b),seasonal=list(order=c(A,C,B)))
print(arma)
mdl=arma$sigma2
k=length(arma$coef)
n=length(dt)
bic=log(mdl)+(k*log(n)/n)
cat("Nilai BIC =",bic,"\n")
pvalue=(1-pnorm(abs(arma$coef)/sqrt(diag(arma$var.coef))))*2
cat("Nilai P-Value = ",pvalue,"\n")
par(mfrow=c(2,1))
residual_preinter=(arma$residuals)^2
```

```
acf(residual_preinter,24)
pacf(residual_preinter,24)
diag1=Box.test(arma$residuals,lag=round(length(dt)/5,0),
        type="Ljung-Box",fitdf=1)
diag2=ks.test(arma$residuals,"pnorm",
        mean(arma$residuals),
        sd(arma$residuals))
print(diag1)
print(diag2)
e=as.numeric(readline("Lanjut keperamalan? (Ya=1/Tidak=0) ="))
if(e==0){cat("Terima kasih, Tetap semangat!\n")}
else {
        f=nn-titik+1
        fore=predict(arma,n.ahead=f)
        asli=(fore$pred)^(1/d)
        ccf2(da[33:81],asli,main="CCF antara data asli pasca intervensi dgn
prediksi pre intervensi")
        bb=as.numeric(readline("Masukkan orde b="))
        rr=as.numeric(readline("Masukkan orde r="))
        ss=as.numeric(readline("Masukkan orde s="))
        coba=arimax(da^d,order=c(a,c,b),seasonal=list(order=c(A,C,B)),method=
c("ML"),xtransf=ts(data.frame(T33=1*(seq(da)>=33))),transfer=list(c(rr,ss)))
        print(coba)
        s=coeftest(coba)
        print(s)
        step33=filter(1*(seq(da)>=33),filter=coba$coef["T33-
MA1"],method="convolution",sides=1)
```

```
print(step33)
darima=Arima(da^d,order=c(a,c,b),seasonal=list(order=c(A,C,B)),include.
constant=TRUE,xreg=step33)
diagin1=Box.test(darima$residuals,lag=round(length(da)/5,0),type="Ljung
-Box",fitdf=1)
diagin2=ks.test(darima$residuals,"pnorm",mean(darima$residuals),sd(dari
ma$residuals))
print(diagin1)
print(diagin2)
ramal=as.numeric(readline("Masukkan banyak ramalan="))
xreg.rob=forecast(auto.arima(step33),h=ramal)$mean
ramalan=forecast(darima,xreg=xreg.rob)
ramaltrans=(ramalan$mean)^2
print(ramaltrans)
cat("Prediksi Data Insample:\n")
sa=fitted(darima)^2
print(sa)
plot(forecast(darima,xreg=xreg.rob),main=NA)
}
}
```

Lampiran 5. *Output* R Analisis Intervensi Fungsi *Step* dengan Model ARIMA terbaik ARIMA (0,2,1)

```
> est(d)
Masukkan lambda=0.5
Masukkan ar nonmusiman=0
Masukkan ma nonmusiman=1
Masukkan banyak differencing nonmusiman=2
Masukkan titik intervensi=33

Call:
arima(x = ((dt)^d), order = c(a, c, b), seasonal = list(order = c(A, C, B)))

Coefficients:
        ma1
     -1.000
s.e.  0.107

sigma^2 estimated as 1.997:  log likelihood = -54.66,  aic = 111.33
Nilai BIC = 0.800177
Nilai P-Value =  0

        Box-Ljung test

data:  arma$residuals
X-squared = 1.8456, df = 5, p-value = 0.8701
```

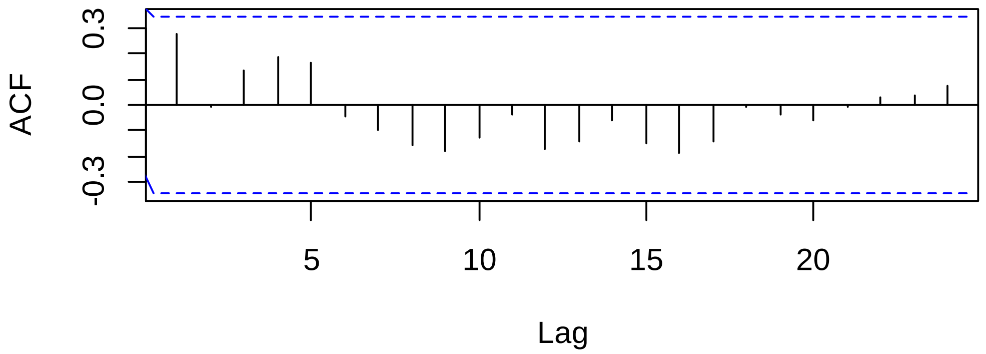
One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: arma$residuals

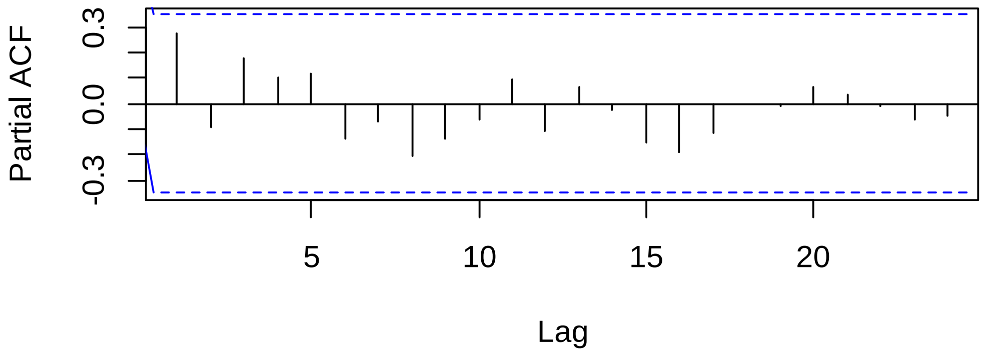
D = 0.19875, p-value = 0.1389

alternative hypothesis: two-sided

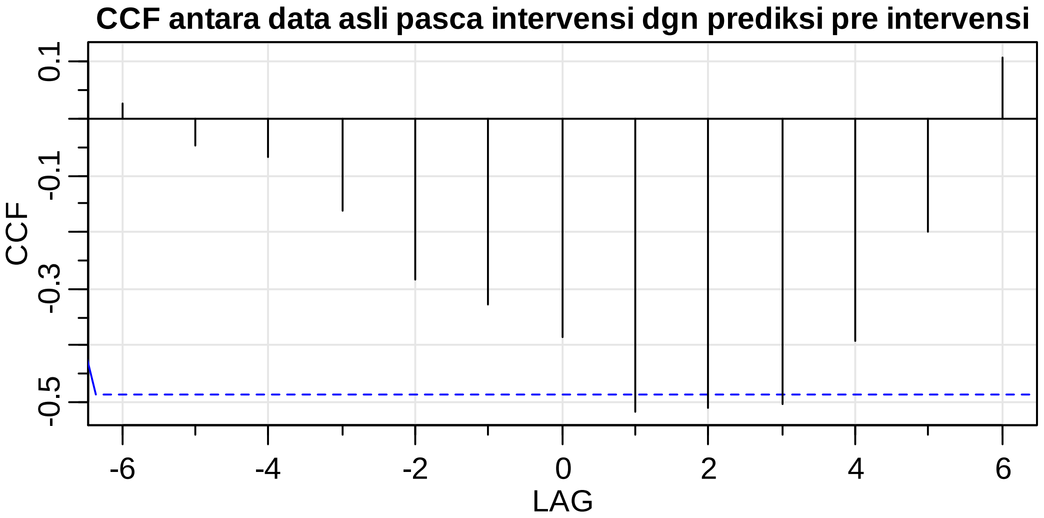
Series residual_preinter



Series residual_preinter



Lanjut keperamalan? (Ya=1/Tidak=0) =1



Masukkan orde b=1

Masukkan orde r=2

Masukkan orde s=3

Call:

```
arimax(x = da^d, order = c(a, c, b), seasonal = list(order = c(A, C, B)), method =
c("ML"),
    xtransf = ts(data.frame(T33 = 1 * (seq(da) >= 33))), transfer = list(c(rr,
        ss)))
```

Coefficients:

```
          ma1  T33-AR1  T33-AR2  T33-MA0  T33-MA1  T33-MA2  T33-MA3
      -1.0000   0.1409   0.8406   1.9261  -5.2562  -0.8458   2.5938
s.e.   0.0366   0.1184   0.1194   1.1989   1.2272   1.6706   1.5118
```

sigma^2 estimated as 1.388: log likelihood = -122.46, aic = 258.93

z test of coefficients:

```
         Estimate Std. Error  z value  Pr(>|z|)
ma1     -0.999999   0.036558 -27.3538 < 2.2e-16 ***
T33-AR1  0.140909   0.118425   1.1899   0.23410
T33-AR2  0.840578   0.119359   7.0425 1.889e-12 ***
T33-MA0  1.926111   1.198921   1.6065   0.10816
T33-MA1 -5.256160   1.227184  -4.2831 1.843e-05 ***
T33-MA2 -0.845778   1.670609  -0.5063   0.61267
T33-MA3  2.593778   1.511836   1.7156   0.08623 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Time Series:
Start = 1
End = 81
Frequency = 1
 [1]  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000
 [9]  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000
[17]  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000
[25]  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000  0.00000
[33] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616
[41] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616
[49] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616
[57] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616
[65] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616
```

[73] -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616 -5.25616

[81] -5.25616

Box-Ljung test

data: darima$residuals

X-squared = 13.042, df = 15, p-value = 0.5991

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: darima$residuals

D = 0.14127, p-value = 0.07137

alternative hypothesis: two-sided

Masukkan banyak ramalan=3

	Oct	Nov	Dec
2019	14206.89	14239.82	14272.79

Prediksi Data Insample:

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul
2013	9689.328	9693.068	9659.482	9728.259	9738.758	9837.493	9997.962
2014	12425.158	12428.761	11779.113	11528.105	11656.100	11737.476	12099.881
2015	12565.562	12754.787	12998.866	13222.011	13064.783	13345.389	13466.609
2016	13897.519	13944.864	13473.468	13347.159	13271.364	13693.127	13240.049

2017 13493.788 13395.802 13398.164 13369.657 13374.271 13366.554 13363.038

2018 13591.165 13450.783 13752.981 13802.209 13925.688 14000.840 14466.822

2019 14534.194 14110.733 14099.322 14285.859 14254.753 14428.783 14175.852

Aug Sep Oct Nov Dec

2013 10409.929 11132.363 11838.432 11433.663 12219.069

2014 11697.328 11829.941 12340.476 12199.060 12314.810

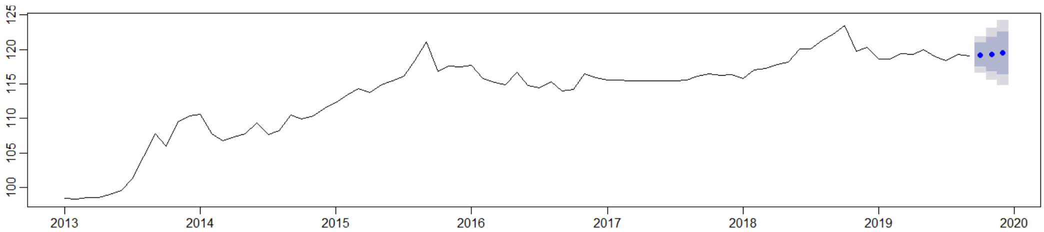
2015 13619.212 14759.008 14805.784 13743.675 13948.056

2016 13149.562 13359.938 13045.840 13100.073 13627.356

2017 13365.799 13393.503 13537.776 13618.850 13557.558

2018 14474.362 14780.204 15003.301 15308.293 14389.402

2019 14056.320 14272.903



Lampiran 6. Hasil Prediksi

t	Prediksi	Aktual
1	9689.33	9698
2	9693.07	9667
3	9659.48	9719
4	9728.26	9722
5	9738.76	9802
6	9837.49	9929
7	9997.96	10278
8	10409.9	10924
9	11132.4	11613
10	11838.4	11234
11	11433.7	11977
12	12219.1	12189
13	12425.2	12226
14	12428.8	11634
15	11779.1	11404
16	11528.1	11532
17	11656.1	11611
18	11737.5	11969
19	12099.9	11591
20	11697.3	11717
21	11829.9	12212
22	12340.5	12082
23	12199.1	12196
24	12314.8	12440
25	12565.6	12625
26	12754.8	12863
27	12998.9	13084
28	13222	12937
29	13064.8	13211
30	13345.4	13332
31	13466.6	13481
32	13619.2	14027
33	14759	14657
34	14805.8	13639
35	13743.7	13840
36	13948.1	13795
37	13897.5	13846
38	13944.9	13395

39	13473.5	13276
40	13347.2	13204
41	13271.4	13615
42	13693.1	13180
43	13240	13094
44	13149.6	13300
45	13359.9	12998
46	13045.8	13051
47	13100.1	13563
48	13627.4	13436
49	13493.8	13343
50	13395.8	13347
51	13398.2	13321
52	13369.7	13327
53	13374.3	13321
54	13366.6	13319
55	13363	13323
56	13365.8	13351
57	13393.5	13492
58	13537.8	13572
59	13618.9	13514
60	13557.6	13548
61	13591.2	13413
62	13450.8	13707
63	13753	13756
64	13802.2	13877
65	13925.7	13951
66	14000.8	14404
67	14466.8	14413
68	14474.4	14711
69	14780.2	14929
70	15003.3	15227
71	15308.3	14339
72	14389.4	14481
73	14534.2	14072
74	14110.7	14062
75	14099.3	14244
76	14285.9	14215
77	14254.8	14385
78	14428.8	14141
79	14175.9	14026

80	14056.3	14237
81	14272.9	14174