



TUGAS AKHIR - SS145561

**PERAMALAN PERSEDIAAN BERAS BULOG
DIVISI REGIONAL JAWA TIMUR MENGGUNAKAN
METODE ARIMA BOX-JENKINS**

Wijaya Putra Jatmika
NRP 10611500000078

Dosen Pembimbing
Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

Program Studi Diploma III
DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



TUGAS AKHIR - SS 145561

**PERAMALAN PERSEDIAAN BERAS BULOG
DIVISI REGIONAL JAWA TIMUR MENGGUNAKAN
METODE ARIMA BOX-JENKINS**

Wijaya Putra Jatmika

NRP 1061150000078

Dosen Pembimbing :

Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

Program Studi Diploma III
DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



FINAL PROJECT - SS 145561

**FORECASTING THE NUMBER OF SUPPLY OF RICE
IN BULOG REGIONAL DIVISIONS JAWA TIMUR USING
ARIMA BOX-JENKINS METHOD**

Wijaya Putra Jatmika
NRP 1061150000078

Dosen Pembimbing :
Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si

Study Programme of Diploma III
DEPARTMENT OF BUSINESS STATISTICS
Fakulty of Vocations
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN PERSEDIAAN BERAS BULOG
DIVISI REGIONAL JAWA TIMUR MENGGUNAKAN
METODE ARIMA BOX-JENKINS

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada
Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya, 25 Juni 2018

Oleh :

WIJAYA PUTRA JATMIKA
NRP. 1061150000078

Menyetujui,
Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Wahyu Wibowo, S.Si.,M.Si
NIP. 19740328 199802 1 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi ITS,



Dr. Wahyu Wibowo, S.Si.,M.Si
NIP. 19740328 199802 1 001

PERAMALAN PERSEDIAAN BERAS BULOG DIVISI REGIONAL JAWA TIMUR MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

Nama Mahasiswa : Wijaya Putra Jatmika
NRP : 1061150000078
Program Studi : Diploma III
Departemen : Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si

Abstrak

Kebutuhan pangan pokok mayoritas penduduk Indonesia adalah beras. Beras merupakan kebutuhan pokok yang dibutuhkan sebagian besar orang untuk memenuhi asupan energi setiap hari terutama asupan karbohidrat dan dikonsumsi sekitar 78% dari jumlah penduduk Indonesia. Meningkatnya jumlah penduduk mengakibatkan jumlah beras yang dibutuhkan untuk memenuhi kebutuhan penduduk Indonesia juga semakin besar. Untuk mengantisipasi kekurangan ketersediaan beras perlu dilakukan peramalan jumlah persediaan beras periode bulanan di BULOG Divisi Regional (Divre) Jawa Timur, untuk itu penelitian dilakukan dengan tujuan mendapat model yang sesuai dan mengetahui jumlah persediaan beras di periode kedepannya. Adapun metode yang digunakan adalah ARIMA Box-Jenkins, kemudian data yang digunakan adalah data persediaan beras di Bulog Divre Jatim Januari 2010 hingga Desember 2017. Hasil peramalan jumlah persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur tertinggi adalah pada bulan April 2018 sebesar 240198,6 ton, sedangkan yang terendah terjadi pada bulan Desember 2018 sebesar 162923,3 ton. Persediaan beras mengalami penurunan rata-rata sebesar 158306,045 dari satu tahun sebelumnya. Model terbaiknya adalah ARIMA (0,1,12).

Kata Kunci : *ARIMA Box-Jenkins, Beras, Bulog*

FORECASTING THE NUMBER OF SUPPLY OF RICE IN BULOG REGIONAL DIVISIONS JAWA TIMUR USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD

Name : Wijaya Putra Jatmika
NRP : 10611500000078
Programe : Diploma III
Department : Business Statistics Faculty of Vocations ITS
Supervisor : Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si.

Abstract

The main food needs of the majority of Indonesia's population is rice. Rice is a basic need that most people need to meet daily energy intake, especially carbohydrate intake and consumed about 78% of the population of Indonesia. The increasing number of residents resulted in the amount of rice needed to meet the needs of the Indonesian population is also getting bigger. To anticipate the shortage of rice availability, it is necessary to forecast the amount of monthly supply of rice in BULOG Regional Divisions (Divre) of East Java, for that purpose the research is conducted with the aim of getting the appropriate model and to know the procurement and supply of rice in the next period. The method used is ARIMA Box-Jenkins, then the data used is rice inventory data in Bulog East Java January 2010 to December 2017. The result of forecasting of Bulog Divre East Java's rice supply is the highest in April 2018 at 240198,6 tons, while the lowest occurred in December 2018 amounted to 162923.3 tons. Rice inventories decreased on average by 15,8306,045 from one year earlier. The best model is ARIMA (0,1,12).

Keywords : ARIMA Box-Jenkins, Bulog, Rice

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya kepada penulis, sehingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul **“Peramalan Persediaan Beras Bulog Divre Jawa Timur Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins”** untuk memenuhi persyaratan akademis di Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Terselesaikannya Tugas Akhir ini tak lepas dari peran serta berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih dengan penuh hormat dan kerendahan hati, kepada :

1. Bapak Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing serta Kepala Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah membimbing dan mengarahkan dengan sabar untuk dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Ibu Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si selaku dosen penguji serta Kepala Program Studi Diploma III yang telah memberikan saran-saran yang membangun untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Noviyanti Santoso, S.Si, M.Si selaku dosen penguji sekaligus menjadi validator yang telah memberikan saran-saran yang membangun untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Ir. Mutiah Salamah, M.Kes selaku dosen wali yang telah membimbing dan memberikan ilmu kepada penulis.
5. Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si selaku Sekretaris Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah membimbing dan memberikan ilmu kepada penulis.
6. Bapak Widi Utomo selaku karyawan Bulog Divre Jawa Timur yang telah mengizinkan penulis untuk mengambil data serta membimbing dengan sabar untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
7. Seluruh civitas akademika Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah memberikan ilmu selama penulis menempuh

pendidikan, serta membantu kelancaran dan kemudahan dalam pelaksanaan kegiatan perkuliahan.

8. Orang tua, kakak, dan keluarga besar karena telah memberikan doa, kasih sayang, dukungan, semangat dan segalanya untuk penulis sehingga dilancarkan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Teman-teman dari Departemen Statistika Bisnis Angkatan 2015 yang tidak dapat disebutkan satu persatu oleh penulis yang telah membantu ketika penulis membutuhkan pencerahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa laporan Tugas Akhir ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun agar dapat menjadi bahan untuk perbaikan berikutnya.

Surabaya, 25 Juni 2018

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	vii
ABSTRAK	vix
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR	xvix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	4
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	5
2.2 Time Series.....	5
2.3 Identifikasi Model	8
2.4 Stasioneritas Data	8
2.5 <i>Autocorellation Function</i> (ACF)	9
2.6 <i>Partial Autocorellation Function</i> (PACF).....	9
2.7 Estimasi Parameter	10
2.8 Uji Signifikasi Parameter.....	10
2.9 Pemeriksaan Diagnostik Model	12
2.10 Deteksi Outlier	13
2.11 Pemilihan Model Terbaik	13
2.12 Badan Urusan Logistik (BULOG).....	14
2.13 Persediaan Beras BULOG	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	15
3.2 Variabel Penelitian	15
3.3 Struktur Data	15
3.4 Langkah Analisis	16

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Persediaan Beras	19
4.2 Pemodelan Persediaan Beras	20
4.2.1 Identifikasi Model.....	21
4.2.2 Estimasi Parameter	24
4.2.3 Pengujian Asumsi Residual	25
4.2.3.1 Asumsi Residual <i>White Noise</i>	25
4.2.3.2 Asumsi Residual Berdistribusi Normal	26
4.2.3.3 Deteksi Outlier.....	28
4.2.4 Model Terbaik	28
4.2.5 Peramalan Persediaan Beras	29
BAB V PENUTUP	
5.1 Kesimpulan.....	33
5.2 Saran.....	33
DAFTAR PUSTAKA	35
LAMPIRAN	37

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Pola ACF dan PACF	7
Tabel 2.2 Transformasi <i>Box-Cox</i>	9
Tabel 3.1 Struktur Data	15
Tabel 4.1 Karakteristik Data Persediaan Beras.....	19
Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA	25
Tabel 4.3 Uji Asumsi <i>White Noise</i>	26
Tabel 4.4 Uji Residual Berdistribusi Normal.....	27
Tabel 4.5 Kriteria Pemilihan Model Terbaik	29
Tabel 4.6 Hasil Ramalan Persediaan Beras Tahun 2018.....	29
Tabel 4.7 Perbandingan Jumlah Persediaan Beras Tahun 2017 dan 2018	30

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1	Diagram Alir17
Gambar 4.1	<i>Box-Plot</i> Jumlah Persediaan Beras20
Gambar 4.2	<i>Time Series Plot</i> Jumlah Persediaan Beras21
Gambar 4.3	<i>Box-Cox</i> Jumlah Persediaan Beras22
Gambar 4.4	Plot ACF Jumlah Persediaan Beras22
Gambar 4.5	<i>Time Series Plot</i> Jumlah Persediaan Beras <i>Differencing</i>23
Gambar 4.6	Plot ACF Persediaan Beras <i>Differencing</i>23
Gambar 4.7	Plot PACF Persediaan Beras <i>Differencing</i>24
Gambar 4.8	<i>Probability Plot</i> ARIMA (0,1,12)27
Gambar 4.9	<i>Box-Plot</i> Residual Persediaan Beras28
Gambar 4.10	Perbandingan Data Aktual <i>Out Sample</i> dengan Ramalan <i>Out Sample</i> dan Ramalan Tahun 201830

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Surat Keaslian Data.....	37
Lampiran 2. Data Persediaan Beras di Bulog Divre Jawa Timur	38
Lampiran 3. <i>Output Minitab Autocorrelation Function</i> Persediaan Beras	39
Lampiran 4. <i>Output Minitab Autocorrelation Function Differencing</i>	41
Lampiran 5. <i>Output Minitab Partial Autocorrelation Function Differencing</i>	43
Lampiran 6. <i>Syntax SAS Model ARIMA (0,1,12)</i>	45
Lampiran 7. <i>Syntax SAS Model ARIMA ([12,17],1,12)</i>	46
Lampiran 8. <i>Syntax SAS Model ARIMA ([12,17],1,0)</i>	47
Lampiran 9. <i>Syntax SAS Model ARIMA (17,1,12)</i>	48
Lampiran 10. <i>Syntax SAS Model ARIMA (17,1,0)</i>	49
Lampiran 11. <i>Output SAS Model ARIMA (0,1,12)</i>	50
Lampiran 12. <i>Output SAS Model ARIMA ([12,17],1,12)</i>	51
Lampiran 13. <i>Output SAS Model ARIMA ([12,17],1,0)</i>	52
Lampiran 14. <i>Output SAS Model ARIMA (17,1,12)</i>	53
Lampiran 15. <i>Output SAS Model ARIMA (17,1,0)</i>	54
Lampiran 16. Perhitungan RMSE ARIMA (0,1,12).....	55
Lampiran 17. Perhitungan sMAPE ARIMA (0,1,12).....	56
Lampiran 18. <i>Output Peramalan ARIMA (0,1,12)</i>	57
Lampiran 19. <i>Output Ramalan Outsample dan Peramalan 2018</i>	58

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia terdiri atas beraneka ragam budaya, bahasa daerah, ras, suku bangsa dan agama. Oleh karena itu, terdapat banyak perbedaan antar suatu daerah dengan daerah lain. Begitu pula dengan makanan yang dikonsumsi, setiap provinsi di Indonesia memiliki makanan pokok tersendiri. Namun, makanan pokok penduduk Indonesia pada umumnya adalah nasi. Nasi merupakan beras yang direbus dan ditanak (Tajudin, 2011). Beras merupakan kebutuhan pokok yang dibutuhkan sekitar 78% penduduk Indonesia untuk memenuhi asupan energi setiap hari terutama asupan karbohidrat (Prawira, 2013). Beras menjadi kebutuhan pangan yang sangat penting bagi masyarakat Indonesia karena menurut artikel yang dirilis *International Rice Research Institute* (IRRI) tahun 2014 menyatakan bahwa konsumsi beras masyarakat Indonesia mencapai 125 Kilogram (Kg) per kapita per tahun. Dengan jumlah penduduk yang semakin bertambah pada setiap tahunnya, mengakibatkan meningkat pula kebutuhan akan persediaan beras untuk asupan pangan masyarakat Indonesia. Kebutuhan beras penduduk yang meningkat merupakan tantangan, peluang masih luas untuk meningkatkan produksi beras nasional.

Berdasarkan pra angka ramalan II (Aram II) yang dikeluarkan Kementerian Pertanian (Kementan) yang berkoordinasi dengan Badan Pusat Statistik (BPS), produksi padi tahun 2016 mencapai 79,141 juta ton gabah kering giling (GKG) atau naik 4,96% dibandingkan tahun sebelumnya. Produksi padi nasional ini merupakan angka tertinggi selama Indonesia merdeka. Pada 2015 produksi padi meningkat 6,37% dari 70,846 juta ton menjadi 75,398 juta ton dibandingkan 2014. Produksi padi 2016 diprediksi mencapai 79.141.325 ton GKG atau meningkat 3.743.511 ton (4,97%) dari Angka Tetap (ATAP) 2015 sebesar 75.397.841. Kenaikan produksi terjadi di Pulau Jawa sebanyak 1,22 juta ton dan di luar Pulau Jawa sebanyak 2,52 juta ton. Kenaikan produksi terjadi karena naiknya luas panen seluas

919.098 hektar (ha) atau meningkat 6,51% dari 14.116.638 ha menjadi 15.035.736 ha. Kenaikan produksi padi tahun 2016 yang relatif besar diperkirakan terdapat di Sumatera Selatan (21,81%), Jawa Barat (6,83%), Sulawesi Selatan (7,66%), Lampung (11,13%), Jawa Timur (2,93%), Sumatera Utara (8,86%), Jambi (48,13%), Kalimantan Barat (15,21%), Banten (7,56%) dan Kalimantan Selatan (7,67%). Tercatat, jumlah stok beras yang dimiliki oleh pedagang kurang lebih sebanyak 15 juta hingga 18 juta ton yang cukup untuk memenuhi kebutuhan hingga Mei 2017, sementara yang ada di Perum Bulog hingga saat ini sebanyak 1,8 juta ton (Kurniawan, 2016).

Jumlah masyarakat Indonesia yang semakin besar maka pemerintah membentuk Perusahaan Umum Badan Urusan Logistik (Perum BULOG) yang bertanggungjawab pada peningkatan stabilisasi dan pengelolaan persediaan bahan pokok dan pangan. Perum BULOG adalah sebuah lembaga pangan di Indonesia yang menangani tata niaga beras. Bulog dibentuk tanggal 10 Mei 1967 berdasarkan Keputusan Presidium Kabinet Nomor 114/Kep/1967. Di Indonesia, Perum BULOG memiliki Divisi Regional (Divre) sebanyak 26 Lokasi dan memiliki Sub Divisi Regional (Subdivre) sebanyak 101 lokasi. Di Jawa Timur terdapat satu Divre yaitu Perum BULOG Divre Jatim.

Untuk tujuan meramalkan jumlah persediaan beras di Bulog Divre Jawa Timur pada periode kedepan, maka metode yang digunakan dalam hal ini yaitu menggunakan metode *Arima Box Jenkins*. Metode tersebut cocok dalam melihat fluktuatif data sebelumnya untuk meramalkan di periode mendatang dengan melihat pola yang ada di periode-periode sebelumnya. ARIMA merupakan konsep tentang stasioner dan non stasioner, konsep Autokovariansi, Autokorelasi, Autokorelasi Parsial dan lain-lain. Agar model ARIMA menghasilkan ramalan yang optimal, maka model tersebut harus memenuhi asumsi-asumsi statistika. Adapun data yang digunakan merupakan data *time series*. Analisis *time series* merupakan suatu metode analisis data yang ditujukan untuk melakukan suatu estimasi maupun peramalan pada masa yang akan datang. Dalam analisis *time series* akan diketahui bagaimana proses suatu estimasi dan hasil peramalan dapat diperoleh dengan

baik. Dalam analisis ini dibutuhkan berbagai macam informasi atau data yang cukup banyak dan diamati dalam periode waktu yang relatif cukup panjang. Salah satu metode yang paling sering digunakan dalam pemodelan runtun waktu untuk peramalan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dapat disebut juga dengan metode Box Jenkins.

Beberapa penelitian telah dilakukan sebelumnya oleh Indrawati (2013) dengan meramalkan jumlah ketersediaan beras untuk Jawa Timur, hasil penelitiannya menunjukkan bahwa ramalan kebutuhan beras Jawa Timur mengalami peningkatan untuk tahun 2011-2013, akan tetapi peningkatan tersebut masih dapat dicukupi dari hasil peramalan produksi padi dan ketersediaan beras Jawa Timur berdasarkan jumlah produksi dan kebutuhan beras untuk tahun 2011-2013 menunjukkan status ketersediaan surplus dengan angka surplus yang mengalami penurunan setiap tahun. Penelitian lainnya yang telah dilakukan membahas mengenai peramalan beras dilakukan oleh Hartiningrum (2012) yaitu meramalkan harga beras di Perum BULOG Divre Jatim menggunakan metode ARIMA dan *double exponential smoothing*. *Double Exponential Smoothing* digunakan karena data memiliki pola tren tetapi tidak *seasonal* (musiman). Hasil analisis menunjukkan bahwa metode yang terbaik adalah metode ARIMA. Penelitian lain yang juga membahas mengenai peramalan beras pernah dilakukan oleh Islami (2014) berdasarkan hasil analisis yang dilakukan diketahui bahwa metode yang sesuai untuk menganalisis data harga beras riil dan produksi beras adalah metode regresi *time series* karena mempunyai nilai MSE *in* dan *out* sampel lebih kecil dibandingkan metode ARIMA.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian dari latar belakang pengetahuan mengenai perkiraan jumlah persediaan beras di BULOG Divre Jatim merupakan suatu hal yang cukup penting untuk menentukan kebijakan-kebijakan yang akan diambil. Sehubungan dengan hal itu maka perlu dilakukan pemodelan jumlah persediaan beras serta peramalannya di BULOG Divre Jatim berdasarkan model ARIMA yang terbaik.

1.3 Tujuan

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang diperoleh maka tujuan dari penelitian ini adalah

1. Mendeskripsikan karakteristik data jumlah persediaan beras di BULOG Divre Jatim
2. Memperoleh model ARIMA yang sesuai untuk data jumlah persediaan beras di BULOG Divre Jatim
3. Memperoleh hasil peramalan jumlah persediaan beras di BULOG Divre Jatim untuk 12 bulan ke depan berdasarkan model ARIMA yang terbaik.

1.4 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, metode yang digunakan untuk meramalkan jumlah persediaan beras adalah metode ARIMA *Box-Jenkins* dengan data yang digunakan merupakan jumlah persediaan beras di Bulog Divre Jawa Timur mulai tahun 2010 hingga tahun 2017.

1.5 Manfaat Penelitian

Tugas akhir ini diharapkan dapat memberi manfaat yaitu Dapat memberikan tambahan informasi mengenai model ramalan persediaan beras yang bisa digunakan dalam pengambilan kebijakan mengenai persediaan beras di BULOG Divre Jatim Januari 2018 – Desember 2018.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna (Walpole, 1995). Statistika deskriptif menjadikan semua data untuk mudah dipahami dan dibaca. Statistika deskriptif biasanya digambarkan dalam bentuk tabel, grafik dan diagram. Selain itu, statistika deskriptif menggambarkan perhitungan data kuantitatif seperti nilai rata-rata, nilai median, nilai minimum dan maksimum. Pada Penelitian ini, statistika deskriptif yang digunakan adalah rata-rata, maksimum, standart deviasi dan *boxplot*. *Boxplot* juga dikenal sebagai diagram *box-and-whisker* merupakan suatu box (kotak berbentuk bujur sangkar). *Boxplot* adalah salah satu cara dalam statistik deskriptif untuk menggambarkan secara grafik dari data numeris melalui lima ukuran antara lain nilai observasi terkecil, kuartil pertama, median, kuartil ketiga dan nilai observasi terbesar (Junaidi, 2010).

2.2 Time Series

Time series adalah serangkaian pengamatan yang diambil berdasarkan urutan waktu dan tiap pengamatan yang diambil dari suatu variabel berkorelasi dengan variabel itu sendiri pada waktu sebelumnya (Wei, 2006).

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970-an. Model ARIMA dapat dibagi ke dalam kelompok-kelompok berikut:

1. Model Autoregressive (AR)

Model *Autoregressive* (AR) merupakan model yang menggambarkan situasi dimana pengamatan pada waktu ke- t berhubungan linier dengan pengamatan pada waktu sebelumnya yaitu $t-1, t-2, \dots, t-p$. Model untuk proses *autoregressive* orde ke- p , yang dilambangkan sebagai AR (p) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\dot{Z}_t &= \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a \\
\dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \phi_2 \dot{Z}_{t-2} - \dots - \phi_p \dot{Z}_{t-p} &= a \\
(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \dot{Z}_t &= a \\
&\text{atau} \\
\phi_p(B) \dot{Z}_t &= a
\end{aligned} \tag{2.1}$$

Keterangan :

\dot{Z}_t = Data pada waktu ke- t ($\dot{Z}_t = Z_t - \mu$)

ϕ_p = Parameter *autoegressif* ke- p

a_t = Nilai kesalahan pada saat t

μ = Suatu konstanta rata-rata

2. Model *Moving Average* (MA)
 Model untuk proses rata-rata bergerak (*moving average*) orde ke- q , yang dilambangkan sebagai MA(q) adalah sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 B a_t - \dots - \theta_q B^q a_t$$

$$\dot{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \tag{2.2}$$

Keterangan :

θ_q = Parameter *moving average* ke- q

a_t = Nilai kesalahan pada saat t

3. Model Campuran
 - a. Model ARMA

Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) merupakan campuran atau penggabungan antara model AR (p) dan MA (q) yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

atau

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.3)$$

b. Model ARIMA

Model ARIMA (*Autoregressive Intergrated Moving Average*) merupakan model ARMA dari data yang telah mengalami proses *differencing* sebanyak d dan dilambangkan sebagai ARIMA (p, d, q) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.4)$$

dimana

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) = \text{Polinomial AR orde } p$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) = \text{Polinomial MA orde } q$$

2.3 Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan dengan menentukan orde AR dan orde MA. Penentuan orde AR dan MA dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Berikut adalah pola dari plot ACF dan PACF yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA:

Tabel 2.1 Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Turun cepat membentuk eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag ke- p (<i>cut off</i>)
MA (q)	Terpotong setelah lag ke- q (<i>cut off</i>)	Turun cepat membentuk eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA (p, q)	Turun cepat membentuk eksponensial (<i>dies down</i>)	Turun cepat membentuk eksponensial (<i>dies down</i>)

2.4 Stasioneritas Data

Stasioneritas data merupakan salah satu asumsi dasar harus dipenuhi dalam pemodelan *time series* ARIMA. Stasioneritas data berarti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan ragam dari fluktuasi tersebut (Makridakis dkk, 1999). Terdapat dua jenis stasioneritas dalam varians. Namun, dalam penerapan metode *time series* banya ditemui data yang tidak stasioner. Data yang tidak stasioner dalam *mean* dapat diatasi dengan melakukan *differencing* (pembedaan) dengan persamaan sebagai berikut:

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.5)$$

Pengujiannya adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0 : \delta = 0$ (variabel Z_t tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (variabel Z_t stasioner)

Statistika uji :

$$\tau' = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (2.6)$$

Daerah Penolakan : H_0 ditolak apabila $\tau' > t_{(a;df)}$ atau $P_{value} < a$,

Sedangkan data yang tidak stasioner terhadap varians dapat distasionerkan dengan transformasi Box-Cox. Berikut adalah persamaan umum untuk transformasi Box-Cox:

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.7)$$

Transformasi yang sesuai untuk nilai $\lambda = 0$ adalah :

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.8)$$

Dimana λ adalah nilai estimasi parameter transformasi dan Z_t adalah variabel Z pada waktu ke- t . Berikut adalah nilai λ yang sering digunakan dalam transformasi (Wei, 2006) :

Tabel 2.2 Transformasi *Box-Cox*

Estimasi λ	Transformasi
-1	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln(Z_t)$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

2.5 *Autocorellation Function (ACF)*

Pada analisis *time series*, γ_k disebut sebagai fungsi autokovarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi yang merupakan ukuran keeratan hubungan antara Z_t dan Z_{t-k} dari proses yang sama dan hanya dipisahkan oleh selang waktu k . Karena pada dasarnya tidak mungkin fungsi autokorelasi dihitung dari populasi, maka fungsi autokorelasi dihitung dari data sampel dan dirumuskan sebagai berikut (Wei, 006) :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \text{ dengan } k=0,1,2,\dots \quad (2.9)$$

$$\text{dimana } \bar{Z} = \sum_{t=1}^n \frac{Z_t}{n} \quad (2.10)$$

2.6 *Partial Autocorellation Function (PACF)*

Partial Autocorellation Function (PACF) digunakan untuk mengukur keeratan antara Z_t dan Z_{t-k} dengan mengeliminasi pengaruh pengamatan Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots terhadap Z_t . Fungsi PACF dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.11)$$

dengan $\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1}\hat{\phi}_{k,k+1-j}$, dimana $j=1,2,\dots,k$

$$\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1, \hat{\phi}_{12} = \hat{\rho}_2, \dots, \hat{\phi}_{kk} = \hat{\rho}_k$$

2.7 Estimasi Parameter

Salah satu metode penaksiran parameter yang biasa digunakan adalah metode *Conditional Least Square* (CLS). Metode ini bekerja dengan mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat error (*Sum Square Error*). *Least Square estimation* untuk model AR(1) adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.12)$$

Kemudian dilakukan (*differential*) terhadap μ lalu disamakan dengan nol. Berikut merupakan taksiran parameter untuk μ :

$$\begin{aligned} S_c(\phi, \mu) &= \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t^2 - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) \\ \frac{\partial S}{\partial \mu} &= \sum_{t=2}^n 2[(Z_t^2 - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \\ \hat{\mu} &= \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \end{aligned} \quad (2.13)$$

Selanjutnya dilakukan penurunan terhadap ϕ lalu disamakan dengan nol. Berikut merupakan taksiran parameter untuk ϕ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial S_c(\phi, \bar{Z})}{\partial \phi} &= \sum_{t=2}^n 2[(Z_t^2 - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) \\ \hat{\phi} &= \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \end{aligned} \quad (2.14)$$

2.8 Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter model ARIMA digunakan untuk mengetahui parameter model signifikan atau

tidak. Berikut adalah hipotesis untuk pengujian signifikansi parameter AR atau MA.

Hipotesis :

$H_0 : \phi_i = 0$ (parameter AR tidak signifikan), dimana $i=1,2,\dots,p$

$H_1 : \phi_i \neq 0$ (parameter AR signifikan) , dimana $i=1,2,\dots,p$

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)} \quad (2.15)$$

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$

Dimana n merupakan banyaknya observasi dan p merupakan banyaknya parameter yang ditaksir dalam model AR.

Keterangan :

n : Banyaknya observasi

m : Banyaknya parameter yang ditaksir

Sedangkan hipotesis untuk uji parameter model MA adalah sebagai berikut

Hipotesis :

$H_0 : \theta_j = 0$ (parameter MA tidak signifikan), dimana $j=1,2,\dots,q$

$H_1 : \theta_j \neq 0$ (parameter MA signifikan) , dimana $j=1,2,\dots,q$

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t = \frac{\hat{\theta}_j}{SE(\hat{\theta}_j)} \quad (2.16)$$

Dimana,

$$SE(\hat{\theta}) = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_\alpha^2}{\sum_{t=2}^n \frac{(Z_t - \hat{\theta}Z_{t-1})^2}{(n-1)}}$$

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$

Keterangan :

n : Banyaknya observasi

m : Banyaknya parameter yang ditaksir

2.9 Pemeriksaan Diagnostik Model

Pembentukan model *Time Series* merupakan suatu prosedur iteratif yang dimulai dengan identifikasi model dan estimasi parameter. Setelah estimasi parameter dilakukan pemeriksaan diagnostik model dengan langkah-langkah sebagai berikut :

Uji *White Noise*

Suatu proses dikatakan sebuah proses *white noise* apabila tidak terdapat korelasi dalam deret residual. Pengujian asumsi *white noise* menggunakan Uji Ljung Box-Q dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006) :

Hipotesis :

$H_0 : \rho_{at1} = \rho_{at2} = \dots = \rho_{atk} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_{atk} \neq 0$, untuk $k=1,2,\dots,K$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.17)$$

Keputusan dapat diambil dengan menolak H_0 jika nilai $Q > \chi_{a,K-p-q}^2$

Keterangan :

n : banyaknya pengamatan

ρ_{atk} : ACF residual pada lag ke- k

a : residual

t : pengamatan pada waktu ke- t

k : maksimum lag

p : orde AR

q : orde MA

Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Salah satu pengujian yang dapat dilakukan untuk menguji kenormalan data adalah uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

Hipotesis :

$H_0 : F_{at} = F_{0at}$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F_{at} \neq F_{0at}$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$D = \sup(F_{at} - F_{0at}) \quad (2.18)$$

Daerah penolakan dapat diambil dengan H_0 ditolak jika nilai D_{uji} lebih besar dari nilai $D_{(1-\alpha, n)}$

Keterangan :

Sup : Nilai maksimum dari $(F_{at} - F_{0at})$

F_{at} : Fungsi distribusi yang belum diketahui

F_{0at} : Peluang kumulatif distribusi normal

2.10 Deteksi *Outlier*

Suatu serangkaian data dapat dikatakan *outlier* apabila data tidak memenuhi syarat *white noise* dan berdistribusi normal. *Outlier* adalah data yang memiliki karakteristik unik yang sangat terlihat berbeda jauh dari data observasi lainnya dan menggambarkan sedang terjadi suatu peristiwa tertentu pada data tersebut. Keberadaan data *outlier* dapat mempengaruhi kebaikan model. Salah satu cara untuk mengatasi ini adalah dengan memasukkan variabel *dummy* pada lag yang *outlier* ke dalam model. Identifikasi *outlier* dapat dilihat dari *Box plot* (Wei, 2006).

2.11 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria data *out-sample* dapat menggunakan beberapa kriteria, diantaranya adalah kriteria *sMAPE* dan *RMSE*. *Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE)* digunakan untuk mengetahui rata-rata nilai mutlak dari presentase kesalahan tiap model. Sedangkan *Root Mean Square Error (RMSE)* merupakan suatu nilai yang digunakan sebagai kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan sisa perhitungan ramalan. Nilai *RMSE* dan *sMAPE* dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.19)$$

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{\frac{1}{2}(Z_t + \hat{Z}_t)} \times 100\% \quad (2.20)$$

2.12 Badan Urusan Logistik (BULOG)

BULOG adalah perusahaan umum milik negara yang bergerak di bidang logistik pangan. Ruang lingkup bisnis perusahaan meliputi usaha logistic/pergudangan, survei dan pemberantasan hama, penyediaan karung plastik, usaha angkutan, perdagangan komoditi pangan dan usaha eceran.

BULOG merupakan perusahaan yang mengemban tugas publik dari pemerintah. BULOG melakukan kegiatan-kegiatan seperti menjaga harga dasar pembelian untuk gabah, stabilisasi harga khususnya harga pokok, menyalurkan beras untuk orang miskin (Raskin) dan pengelolaan stok pangan (BULOG, 2012).

2.13 Persediaan Beras di BULOG

Persediaan adalah sejumlah sumber daya yang diperlukan oleh perusahaan baik barang mentah, barang setengah jadi maupun barang jadi yang siap digunakan oleh perusahaan dalam memenuhi kebutuhan pasar yang disimpan dan dirawat oleh perusahaan sebelum barang sampai kepada konsumen (Wijayanti dkk, 2011). Persediaan mengandung arti sejumlah barang yang tersimpan dalam gudang-gudang yang dikuasai Perum Bulog dan yang berada di atas alat angkutan darat, air atau laut yang sedang dimuat bongkar maupun dalam perjalanan, yang disebabkan karena adanya pergeseran atau perpindahan (muatan) antar daerah maupun antar pulau berdasarkan ketentuan Perum Bulog. Persediaan yang digunakan adalah persediaan operasional.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data diperoleh dari Bulog Divre Jawa Timur yang beralamat di Jalan Jenderal Ahmad Yani no. 146-148 Surabaya, surat pernyataan keaslian data dapat dilihat pada Lampiran 1. Data yang diambil merupakan data persediaan beras Provinsi Jawa Timur dari Januari 2010 sampai Desember 2017, data dapat dilihat pada Lampiran 2.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah persediaan beras Provinsi Jawa Timur dari bulan Januari 2010 sampai Desember 2017 sehingga jumlah data yang digunakan sebanyak 96 data. Data dibagi menjadi *in-sample* sebanyak 77 data mulai bulan Januari 2010 sampai Mei 2016 dan data *out-sample* sebanyak 19 data mulai bulan Juni 2016 sampai Desember 2017.

3.3 Struktur Data

Tabel 3.1 Struktur Data

Tahun	Bulan	Variabel	Keterangan
	Januari	Z_1	persediaan beras bulan Januari 2010
	Februari	Z_2	persediaan beras bulan Februari 2010
2010	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
	Desember	Z_{12}	persediaan beras bulan Desember 2010
	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
2017	Januari	Z_{85}	persediaan beras bulan Januari 2017
	Februari	Z_{86}	persediaan beras bulan Februari 2017

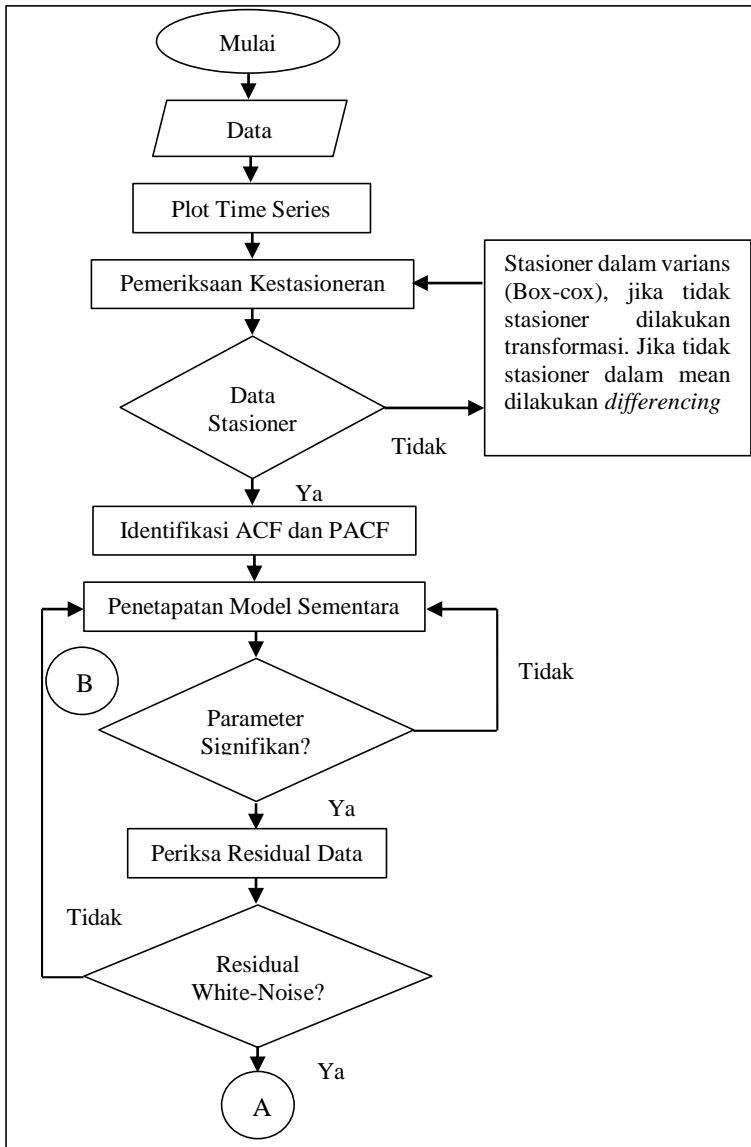
.	.	.
.	.	.
.	.	.
Desember	Z_{96}	persediaan beras bulan Desember 2017

3.4 Langkah Analisis

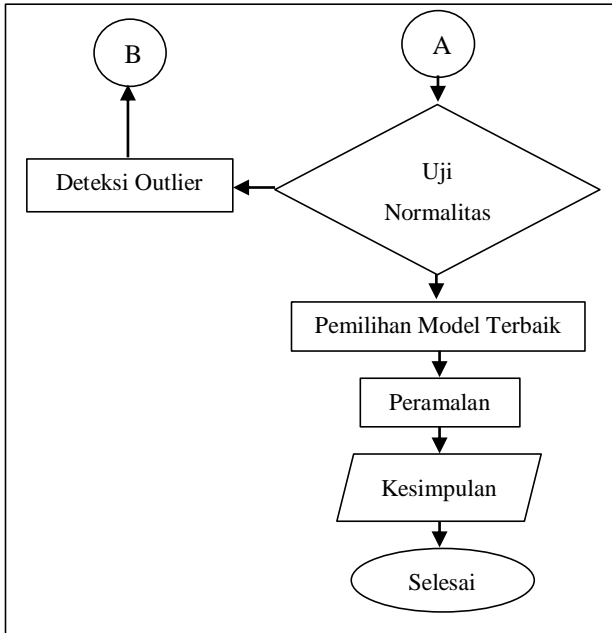
Langkah analisis yang digunakan untuk meramalkan persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur pada tahun 2018 adalah sebagai berikut :

1. Membagi data menjadi *in-sample* pada periode Januari 2010 sampai Mei 2016 dan data *out-sample* pada periode Juni 2016 sampai Desember 2017.
2. Membuat plot *time series* dan plot *box-cox* pada data *in-sample*.
3. Apabila data tidak stasioner dalam varian, maka dilakukan transformasi menggunakan *box-cox*. Dan apabila tidak stasioner dalam mean, maka dilakukan *differencing*.
4. Membuat plot ACF dan plot PACF dari data yang sudah stasioner dalam varians dan stasioner dalam mean
5. Melakukan identifikasi model dengan menentukan orde AR dan MA.
6. Melakukan estimasi parameter model dugaan.
7. Melakukan uji *white noise* dan uji asumsi residual berdistribusi normal terhadap model yang didapatkan.
8. Menentukan kriteria kebaikan model dengan kriteria data *out-sample* (nilai RMSE dan sMAPE).
9. Membandingkan beberapa model ARIMA (p, d, q) yang didapatkan dengan melihat kriteria kebaikan model yang sudah ditentukan.
10. Melakukan pemilihan model terbaik.
11. Melakukan peramalan persediaan beras Bulog Divre provinsi Jawa Timur untuk periode Januari 2018 sampai Desember 2018.

Berdasarkan langkah analisis yang didapat, maka digambarkan menggunakan diagram alir sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir



Gambar 3.1 Diagram Alir (lanjutan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis mengenai data jumlah persediaan beras di Bulog Divre Jawa Timur. Analisis yang dilakukan meliputi penyajian karakteristik data, pemodelan jumlah persediaan beras serta peramalan jumlah persediaan beras menggunakan metode ARIMA *Box-Jenskins*.

4.1 Karakteristik Jumlah Persediaan Beras

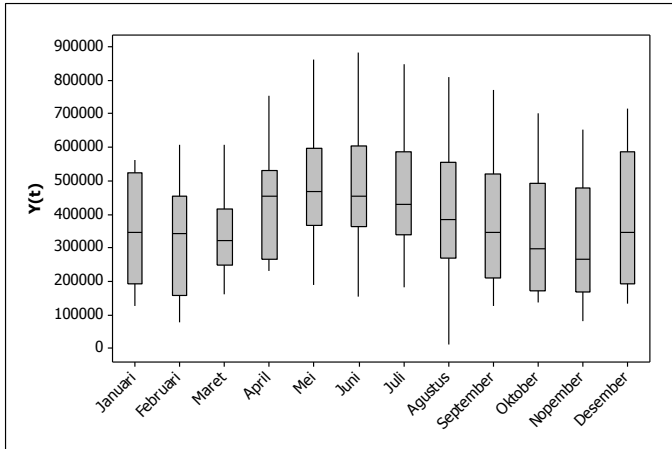
Karakteristik data jumlah persediaan beras yang akan dilakukan meliputi nilai rata-rata, jumlah maksimum, jumlah minimum dan standart deviasi dari data. Selain itu akan dilakukan analisis karakteristik menggunakan *box-plot* untuk mengetahui persebaran data per bulan. Karakteristik data jumlah persediaan beras disajikan dalam Tabel 4.1 sebagai berikut.

Tabel 4.1 Karakteristik Data Jumlah Persediaan Beras

Variabel	N	Rata-rata	Maksimum	Minimum	Statdev
Persediaan Beras	96	394837	883636	11637	192917

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata jumlah persediaan beras selama 96 bulan mulai Januari 2010 sampai Desember 2017 sebesar 394837 ton per bulan. Persediaan beras tertinggi sebesar 883.636 ton terdapat pada bulan Juni tahun 2013 dengan simpanan baku sebesar 192917.

Selain karakteristik data diatas, akan dilakukan analisis pada karakteristik lain yaitu *box-plot*. *Box-plot* digunakan untuk mengetahui pemusatan data jumlah persediaan beras yang meliputi nilai kuartil, minimum dan maksimum, serta melihat ada tidaknya data yang *outlier* atau data yang jauh berbeda dengan data yang lain. Grafik *box-plot* jumlah persediaan beras disajikan dalam Gambar 4.1



Gambar 4.1 Box-plot Jumlah Persediaan Beras

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata pada bulan Januari, Februari, dan Maret mengalami penurunan persediaan, sedangkan rata-rata pada bulan April dan bulan Mei mengalami kenaikan persediaan yang terus menerus, dan dapat dilihat mulai bulan Juni sampai dengan Nopember mengalami penurunan yang cukup signifikan, hal tersebut disebabkan gagal panen yang terjadi akibat faktor alam seperti bencana sehingga Bulog tidak melakukan persediaan ke dalam gudangnya. Keragaman jumlah persediaan beras tertinggi terdapat pada bulan Agustus dimana dapat dilihat dari *range* yang terpanjang dibandingkan bulan lain.

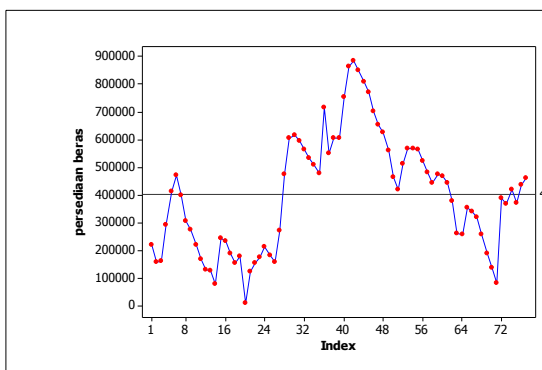
4.2 Pemodelan Jumlah Persediaan Beras

Pemodelan jumlah persediaan beras digunakan untuk menentukan model yang terbaik. Model terbaik akan digunakan untuk melakukan peramalan 12 bulan kedepan. Pada analisis ini, semua data terlebih dahulu dibagi menjadi data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* digunakan untuk meramalkan data *out sample*. Peramalan data *out sample* untuk memilih model terbaik dengan membandingkan hasil ramalan data *out sample* dengan data aktual *out sample*. Berikut tahapan pemodelan menggunakan ARIMA *Box-Jenkins*.

4.2.1 Identifikasi Model Jumlah Persediaan Beras

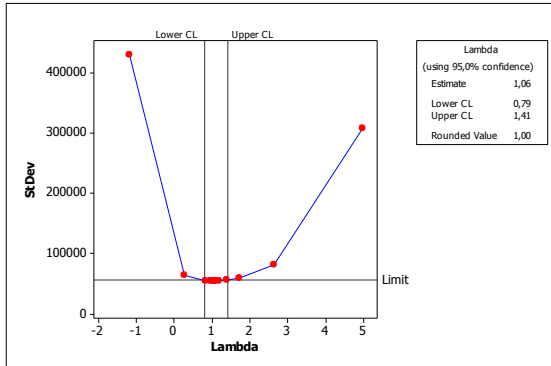
Tahap identifikasi model jumlah persediaan beras digunakan untuk mengetahui apakah data jumlah persediaan beras telah stasioner atau belum. Stasioneritas data dibagi menjadi stasioner dalam *varians* dan stasioner dalam *mean*. Pemeriksaan stasioner dalam *varians* dapat dilakukan menggunakan *Box-Cox Transformation*. Pemeriksaan stasioner dalam *mean* dilakukan menggunakan plot ACF.

Sebelum melakukan pemeriksaan stasioner dalam *varians*, terlebih dahulu dilihat *time series plot* dari data jumlah persediaan beras untuk mengetahui pola dan karakteristik dari data. *Time series plot* data *in sample* jumlah persediaan beras disajikan dalam Gambar 4.2 sebagai berikut.



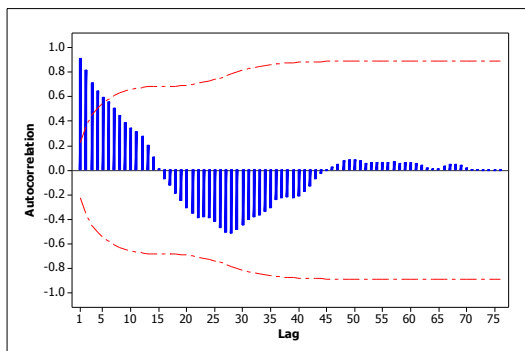
Gambar 4.2 Time series Plot Jumlah Persediaan Beras

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa data jumlah persediaan beras mulai bulan Januari tahun 2010 sampai bulan Mei tahun 2016 mengalami fluktuasi yang tinggi dan cenderung membentuk pola musiman tertentu. Secara visual dapat dikatakan bahwa data stasioner dalam *varians*. Selanjutnya dilakukan identifikasi kestasioneran dalam *varians* menggunakan *Box-Cox*. Identifikasi menggunakan *Box-Cox* dilihat dari nilai *Rounded Value*. Data dikatakan stasioner dalam *varians* saat *rounded value* sama dengan 1 atau selang interval dari data jumlah persediaan beras melewati angka 1. Grafik *Box-Cox* disajikan dalam Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Box-Cox Jumlah Persediaan Beras

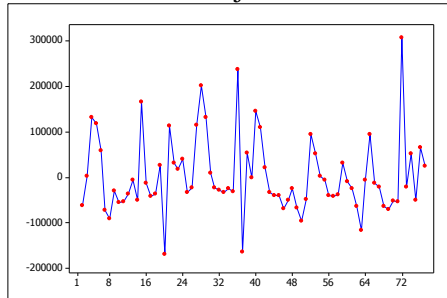
Gambar 4.3 menunjukkan bahwa dari hasil pengujian data jumlah persediaan beras telah stasioner dalam *varians*. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai *rounded value* yang diperoleh dari pemeriksaan menggunakan *box-cox* sama dengan 1 dan selang interval data telah melewati angka 1. Oleh karena itu tidak perlu dilakukan transformasi. Setelah melakukan pemeriksaan stasioner dalam *varians*, selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioner dalam *mean* menggunakan plot ACF. Pemeriksaan secara visual menggunakan plot ACF data jumlah persediaan beras disajikan dalam Gambar 4.4, dengan hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 3.



Gambar 4.4 Plot ACF Jumlah Persediaan Beras

Gambar 4.4 menunjukkan secara visual data menunjukkan adanya pola menurun lambat, sehingga dapat

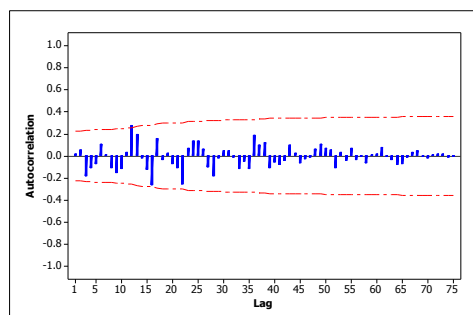
dikatakan data tidak stasioner dalam *mean*, hasil selengkapnya terdapat di Lampiran 3. Oleh karena itu, perlu dilakukan *differencing* pada data jumlah persediaan beras. Setelah dilakukan *differencing* pada data jumlah persediaan beras, hasil *time series plot* jumlah persediaan beras disajikan dalam Gambar 4.5



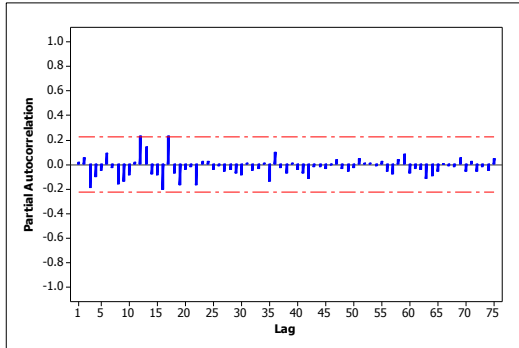
Gambar 4.5 *Time series Plot* Jumlah Persediaan Beras *Differencing*

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa secara visual pola data jumlah persediaan beras telah stasioner dalam *mean*.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan di atas disimpulkan bahwa data jumlah persediaan beras telah stasioner dalam *varians* dan *mean*. Selanjutnya dilakukan identifikasi orde ARIMA dengan melihat plot ACF dan PACF dari data jumlah persediaan beras. Plot ACF dan PACF disajikan pada Gambar 4.6 dan 4.7.



Gambar 4.6 *Plot ACF* Jumlah Persediaan Beras *Differencing*



Gambar 4.7 Plot PACF Jumlah Persediaan Beras *Differencing*

Berdasarkan gambar 4.6 diketahui bahwa pada plot ACF jumlah persediaan beras hasil *differencing* menunjukkan bahwa terdapat satu lag yang keluar dari batas signifikansi. Lag yang keluar dari batas signifikansi tersebut adalah lag 12. Pada Gambar 4.7 plot PACF jumlah persediaan beras hasil *differencing* juga terdapat lag yang keluar dari batas spesifikasi. Lag yang keluar dari batas signifikansi pada Plot PACF yaitu lag 12, dan lag 17 dengan hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4 dan Lampiran 5. Berdasarkan lag-lag yang keluar pada Plot ACF dan Plot PACF jumlah persediaan beras hasil *differencing* diatas, diperoleh kemungkinan model ARIMA untuk meramalkan jumlah persediaan beras antara lain ARIMA $([12,17],1,12)$, ARIMA $(0,1,12)$, ARIMA $([12,17],1,0)$, ARIMA $(17,1,12)$ dan ARIMA $(17,1,0)$.

4.2.2 Estimasi Parameter Jumlah Persediaan Beras

Estimasi parameter digunakan untuk melihat apakah parameter-parameter dari model dugaan telah signifikan atau tidak. Dengan menggunakan *syntax*, estimasi dan pengujian parameter pada masing-masing model ARIMA $([12,17],1,12)$, ARIMA $(0,1,12)$, ARIMA $([12,17],1,0)$, ARIMA $(17,1,12)$ dan ARIMA $(17,1,0)$ dinyatakan dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0 : \phi = 0$ atau $\theta = 0$ (parameter AR atau MA tidak signifikan)

$H_1 : \phi \neq 0$ atau $\theta \neq 0$ (parameter AR atau MA signifikan)

Dengan menggunakan taraf signifikan α sebesar 5%. H_0 ditolak jika $|t| > t_{\alpha/2, n-m}$, hasil estimasi dan pengujian parameter terdapat pada Tabel 4.2 dengan *syntax* dapat dilihat pada Lampiran 6, Lampiran 7, Lampiran 8, Lampiran 9, dan Lampiran 10.

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Jumlah Persediaan Beras

Model ARIMA	Parameter	Lag	Estimasi	<i>St.Error</i>	t	<i>P-value</i>
([12,17],1,12)	θ_1	12	-0,37160	0,38146	-0,97	0,3332
	ϕ_1	12	-0,05096	0,41076	-0,12	0,9016
	ϕ_2	17	0,15895	0,13645	1,16	0,2478
(0,1,12)	θ_1	12	-0,29173	0,12476	-2,34	0,0220
([12,17],1,0)	ϕ_1	12	0,31847	2,51	0,0144	0,0144
	ϕ_2	17	0,11505	0,13156	0,87	0,3847
(17,1,12)	θ_1	12	-0,32260	0,12558	-2,57	0,0122
	ϕ_1	17	0,15754	0,13631	1,16	0,2515
(17,1,0)	ϕ_1	17	0,08673	0,13560	0,64	0,5244

Berdasarkan Tabel 4.2 dapat diketahui bahwa dari penduga model ARIMA yang telah dilakukan pengujian, model yang memiliki parameter signifikan adalah model ARIMA (0,1,12). Hasil selengkapnya terdapat di Lampiran 11, Lampiran 12, Lampiran 13, Lampiran 14, dan Lampiran 15.

4.2.3 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan ARIMA yang signifikan, maka langkah selanjutnya yaitu melakukan pemeriksaan asumsi residual. Asumsi yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

4.2.3.1 Asumsi Residual *White Noise*

Residual bersifat *white noise* berarti tidak terdapat korelasi antar residual, pengujian untuk melihat residual telah *white noise* atau tidak, dapat dilakukan dengan menggunakan

Ljung-Box. Dengan menggunakan *syntax* maka diperoleh *output* dari model yang telah signifikan dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0 : \rho_{a1} = \dots = \rho_{ak} = 0$ (residual *white noise*)

H_1 : Minimal ada satu $\rho_{ak} \neq 0$ untuk $k=1,2,\dots,K$ (residual tidak *white noise*)

Dengan menggunakan taraf signifikan α sebesar 5%. H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{(\alpha;K-p-q)}$, Sehingga hasil uji *Ljung Box* dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut.

Tabel 4.3 Uji Asumsi *White Noise*

Model ARIMA	Lag	Q	Df	χ^2_{tabel}	P -value	Keputusan
(0,1,12)	6	5,10	5	11,070	0,4044	White Noise
	12	7,14	11	19,675	0,7875	White Noise
	18	13,44	17	27,587	0,7061	White Noise
	24	21,80	23	35,172	0,5323	White Noise

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa hasil pengujian residual *white noise* pada model ARIMA yang memiliki parameter signifikan dapat diketahui bahwa nilai statistik uji Q pada model ARIMA diperoleh sesuai dengan Persamaan 2.17. Nilai Q yang didapatkan lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05,df)}$ dan p-value lebih besar dari taraf signifikan α sebesar 5%, dengan hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 11. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa pada model ARIMA (0,1,12) memenuhi asumsi *white noise*.

4.2.3.2 Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Asumsi selanjutnya yaitu residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal atau tidak. Dengan menggunakan *syntax* maka diperoleh *output* dari model yang telah signifikan dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0 : F_n(a_t) = F_0(a_t)$ (residual berdistribusi normal)

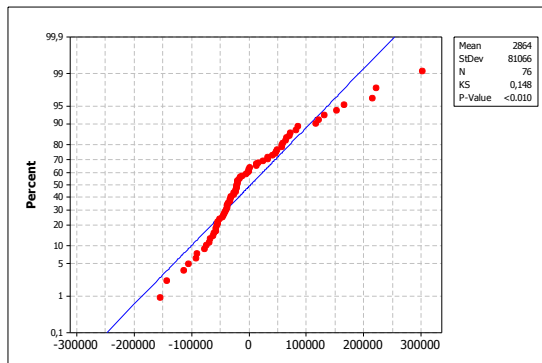
$H_1 : F_n(a_t) \neq F_0(a_t)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Dengan menggunakan taraf signifikan α sebesar 5%. H_0 ditolak jika $D > D_{n,(1-\alpha)}$. Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* dapat dilihat pada Tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Uji Residual Berdistribusi Normal

Model ARIMA	D _{hitung}	D _{tabel}	P-value	Keputusan
(0,1,12)	0,148276	0,155	<0,0100	Tidak berdistribusi normal

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*, model ARIMA (0,1,12) tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Terlihat dari nilai P-value yang diperoleh oleh model kurang dari taraf signifikan α sebesar 5%, sehingga disimpulkan bahwa residual jumlah persediaan beras dari model (0,1,12) tidak berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan deteksi *outlier* pada model ARIMA (0,1,12). Berikut *probability plot* dari ARIMA (0,1,12).



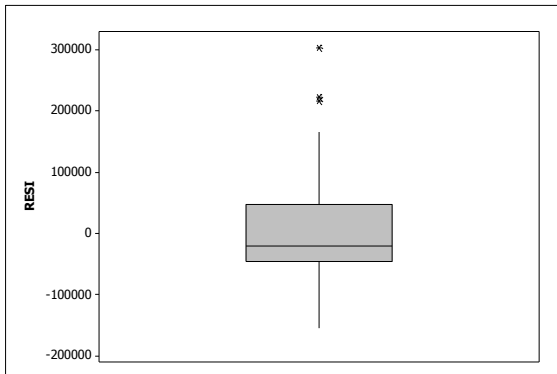
Gambar 4.8 *Probability Plot* ARIMA (0,1,12)

Berdasarkan Gambar 4.8 model ARIMA (0,1,12) tidak memenuhi asumsi berdistribusi normal karena terdapat beberapa

plot yang tidak mengikuti garis normal dan nilai p-value kurang dari taraf signifikan α .

4.2.3.3 Deteksi *Outlier*

Pada pemeriksaan model asumsi sebelumnya, terdapat salah satu asumsi yang tidak terpenuhi yakni distribusi normal. Pada asumsi tersebut harus dilakukan deteksi *outlier*. Berikut adalah deteksi *outlier* pada persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur.



Gambar 4.9 *Boxplot* Residual Persediaan Beras BULOG Divre Jatim

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa ketika dilihat deteksi *outlier* menggunakan *boxplot* residual persediaan beras Bulog Divre Jatim diketahui bahwa tiga data yang *outlier* pada persediaan beras Bulog Divre Jatim. Pada data persediaan beras saat data tidak berdistribusi normal akan digunakan untuk melakukan analisis pada tahap berikutnya.

4.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk mendapatkan model yang paling akurat diantara model-model lainnya. Penelitian ini menggunakan kriteria *out sample* dengan RMSE dan SMAPE untuk memilih model terbaik. Berikut ini adalah kriteria *out sample* menggunakan RMSE dan SMAPE. Setelah mendapatkan satu model dugaan yang telah signifikan dan memenuhi asumsi, yaitu pada model ARIMA (0,1,12). Kriteria model disajikan pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4.5 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model	Out-Sample	
	RMSE	sMAPE
ARIMA (0,1,12)	146645,4887	29,69738

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,12) nilai kriteria RMSE sebesar 146645,4887, nilai sMAPE sebesar 29,69738. Berdasarkan kriteria RMSE dan sMAPE terkecil adalah ARIMA (0,1,12). Hasil selengkapnya terdapat di Lampiran 16 dan Lampiran 17. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang didapatkan yaitu ARIMA (0,1,12).

Berikut merupakan bentuk umum model terbaik dari model ARIMA (0,1,12) adalah sebagai berikut.

$$(1 - B) Z_t = (1 - \theta_{12} B^{12}) a_t$$

$$Z_t - Z_{t-1} = a_t - \theta_{12} - a_{t-12}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - \theta_{12} a_{t-12}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - 0,29173 a_{t-12}$$

4.2.5 Peramalan Persediaan Beras Bulog Divre Jawa Timur

Setelah didapatkan model terbaik ARIMA (0,1,12), maka langkah selanjutnya yaitu melakukan peramalan satu periode kedepan. Berikut merupakan hasil peramalan persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur pada tahun 2018.

Tabel 4.6 Hasil Ramalan Persediaan Beras Tahun 2018

Bulan	Batas Bawah	Hasil Ramalan	Batas Atas
Januari	44436,4	193941,9	343447,4
Februari	-25967,8	185464,9	396897,6
Maret	-45045,3	213905,9	472857,0
April	-58812,5	240198,6	539209,6
Mei	-109920,4	224384,0	558688,5
Juni	-149695,6	216516,6	582728,8
Juli	-180543,4	215011,0	610565,4
Agustus	-220409,3	202456,1	625321,5
September	-258673,4	189843,2	638359,7
Oktober	-301097,3	171680,6	644458,6
November	-331994,4	163859,2	659712,9
Desember	-354979,0	162923,3	680825,5

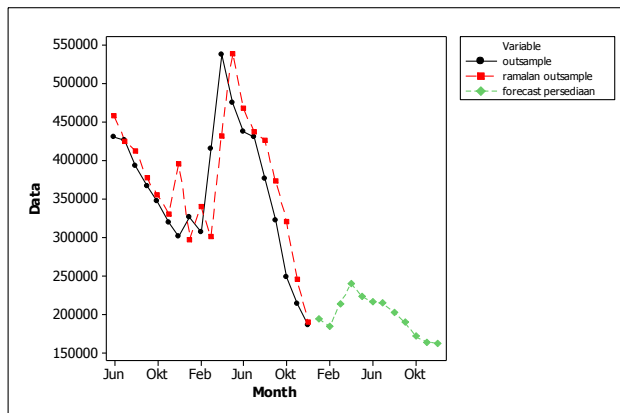
Berdasarkan Tabel 4.6 diketahui bahwa ramalan persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur menggunakan ARIMA (0,1,12) menunjukkan bahwa persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur tertinggi diprediksi akan terjadi pada bulan April 2018 sebesar 240198,6 ton dengan selang interval -58812,5 – 539209,6. Persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur terendah diperkirakan terjadi pada bulan Desember 2018 sebesar 162923.3 ton dengan selang interval -354979,0 – 680825,5. Diperkirakan rata-rata jumlah persediaan pada tahun 2018 sebesar 198348,8 ton. Hasil selengkapnya pada Lampiran 18. Setelah diketahui nilai ramalan satu periode kedepan, selanjutnya melihat perbandingan persediaan beras di Bulog Divre Jawa Timur tahun 2017 dan 2018 dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Perbandingan Persediaan Beras Tahun 2017 dan 2018

Bulan	Tahun 2017	Tahun 2018
Januari	326180	193941,9
Februari	307256	185464.9
Maret	415201	213905.9
April	538199	240198.6
Mei	475744	224384.0
Juni	437252	216516.6
Juli	431567	215011.0
Agustus	376258	202456.1
September	323101	189843.2
Oktober	248198	171680.6
November	214050	163859.2
Desember	186852	162923.3

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa hasil ramalan persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur tahun 2018 dengan menggunakan model ARIMA (0,1,12), memiliki persediaan beras yang paling rendah diprediksi terjadi pada bulan Desember 2018, sedangkan persediaan beras yang paling tinggi diprediksi terjadi pada bulan April 2018, hal ini juga terjadi pada tahun 2017. Persediaan beras di Bulog Divre Jawa Timur tahun 2018 mengalami penurunan rata-rata sebesar 158306,045 dari tahun sebelumnya. Perbandingan antara kenaikan dan penurunan dapat dilihat pada Gambar 4.10

Setelah mengetahui perbandingan kenaikan dan penurunan dengan tahun sebelumnya, dilakukan penyajian perbandingan jumlah persediaan beras dengan nilai hasil ramalan untuk memperjelas gambaran hasil peramalan. Berikut disajikan perbandingan data aktual *out sample* dan ramalan *outsample* dan ramalan tahun 2018 data persediaan beras pada Gambar 4.10. Data selengkapnya terdapat pada Lampiran 19.



Gambar 4.10 Perbandingan Data Aktual *Out Sample* dengan Ramalan *Out Sample* dan Ramalan Tahun 2018

Halaman ini sengaja di kosongkan

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, didapatkan beberapa kesimpulan berikut ini.

1. Karakteristik jumlah persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur yang paling tinggi selama periode Januari 2010 sampai Desember 2017 terjadi pada Juni 2013, sedangkan yang paling rendah pada Agustus 2011. Nilai persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur memiliki pola yang fluktuatif.
2. Model terbaik dari persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur adalah ARIMA (0,1,12) dengan akurasi model RMSE sebesar 146645,4887, dan sMAPE sebesar 29,69738. Model yang terbentuk adalah
$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - 0,29173 a_{t-12}$$
3. Hasil peramalan jumlah persediaan beras Bulog Divre Jawa Timur tertinggi yakni pada bulan April 2018 sebesar 240198,6 ton. Sedangkan yang terendah terjadi pada bulan Desember 2018 sebesar 162923,3 ton. Persediaan beras mengalami penurunan rata-rata sebesar 158306,045 dari satu tahun sebelumnya.

5.2 Saran

Saran untuk Bulog Divre Jawa Timur setelah mengetahui prediksi persediaan beras untuk periode kedepan terjadi penurunan maka Bulog mempersiapkan pasokan beras, untuk mencegah kekurangan persediaan beras dan diharapkan untuk tetap menjaga kestabilan jumlah persediaan beras di Jawa Timur. Saran untuk peneliti selanjutnya adalah untuk menggunakan periode waktu data yang lebih kecil seperti mingguan atau harian agar pola data lebih terlihat.

Halaman ini sengaja di kosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Hartiningrum, W. M. (2012). *Peramalan Harga Beras di Perum Bulog Divre Jatim*. Tugas Akhir. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
- Indrawati, B. N. (2013). *Pemodelan Jumlah Ketersediaan Beras untuk Jawa Timur dengan Pendekatan Fungsi Transfer*. Tugas Akhir. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
- International Rice Research Institute. (2014). *Indonesian farmers earn more thanks to rice breeding*. <http://irri.org/our-impact/reducing-poverty/indonesian-farmers-earn-more-than-ks-to-rice-breeding>.
- Islami, A. C. (2014). *Peramalan Harga Beras Riil dan Produksi Beras di Provinsi Jawa Timur*. Tugas Akhir. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
- Junaidi. (2010). *Mengenal Boxplot*. Jurnal Jambi : Fakultas Ekonomi Universitas Jambi.
- Kurniawan, A. (2016). *Produksi Padi 2016 Diprediksi Terbesar Sepanjang RI Merdeka*.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGEE, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1*. Diterjemahkan oleh: Ir. Untung S A, M.Sc dan Ir. Abdul B, M.Sc. Jakarta: PT. Gelora Aksara Pratama.
- Perusahaan Umum BULOG. (2012). *Sekilas Perum BULOG*. <http://www.bulog.co.id/sekilas.-php>
- Prawira, A. E. (2013). *Orang Indonesia Terlalu Berlebihan Kalau Makan Nasi*. <http://health.liputan6.com/read/52127/>.
- Tajudin. (2011). *Makanan Pokok Masyarakat Indonesia*. <http://pancuran-air.blogspot.-co.id/2011/04/makanan-pokok-masyarakat-indonesia.html>.
- Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Statistika Edisi ke-3*. Diterjemahkan oleh: Ir. Bambang Sumantri. Jakarta: PT. Gramedia Utama.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariat and Multivariat Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing Company.

Wijayanti. S, Candra. S, dan Sarjono. H. (2011). Analisis
Persediaan Beras Nasional Dalam Memenuhi Kebutuhan
Beras Nasional Pada Perusahaan Umum BULOG. Jakarta:
Universitas Bina Nusantara.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Keaslian Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Wijaya Putra Jatmika
NRP : 1061150000078

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari :

Sumber : BULOG Divre Jawa Timur
Keterangan : Data Persediaan Beras di Bulog Divre Jawa Timur Tahun 2010-2017

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data, maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,
Pejabat Pemberi Data,


(.....Wahyu Wibowo.....)
NIP.

Surabaya, 4 Mei 2018
Yang membuat Pernyataan


(Wijaya Putra Jatmika)
NRP. 1061150000078

Mengetahui,
Dosen Pembimbing Tugas Akhir,



(Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si)
NIP. 19740328 199802 1 001

Lampiran 2. Data Persediaan Beras di Bulog Divre Jawa Timur

BLN	2010 (Ton)	2011 (Ton)	2012 (Ton)	2013 (Ton)	2014 (Ton)	2015 (Ton)	2016 (Ton)	2017 (Ton)
Januari	221.610	127.788	181.611	552.262	561.546	442.594	370.085	326.180
Februari	160.337	78.048	158.951	606.771	466.080	379.852	421.488	307.256
Maret	162.482	244.627	273.338	606.820	418.857	263.628	371.180	415.201
April	293.875	232.750	475.193	752.904	514.216	258.881	436.311	538.199
Mei	411.718	191.262	607.151	862.645	566.317	353.841	461.472	475.744
Juni	470.630	154.444	616.448	883.636	568.959	342.252	430.705	437.252
Juli	398.133	180.944	593.958	850.340	563.229	321.780	426.949	431.567
Agustus	307.012	11.637	565.489	809.961	524.434	258.173	392.726	376.258
September	277.346	125.086	532.148	771.185	482.444	188.066	366.934	323.101
Oktober	221.713	156.149	508.432	703.127	444.704	136.893	346.975	248.198
November	168.784	174.870	477.813	652.869	476.020	83.022	319.654	214.050
Desember	132.681	214.572	715.242	628.025	467.047	390.521	301.790	186.852

Lampiran 3. Output Minitab Autocorrelation Function Persediaan Beras

Autocorrelation Function: persediaan beras			
Lag	ACF	T	LBQ
1	0,916178	8,04	67,18
2	0,818337	4,39	121,50
3	0,712046	3,12	163,18
4	0,644919	2,52	197,83
5	0,594537	2,15	227,70
6	0,556067	1,90	254,19
7	0,508387	1,66	276,65
8	0,444594	1,41	294,08
9	0,385999	1,19	307,40
10	0,342395	1,04	318,05
11	0,314302	0,94	327,15
12	0,279182	0,82	334,45
13	0,206170	0,60	338,49
14	0,103577	0,30	339,52
15	0,011460	0,03	339,54
16	-0,069994	-0,20	340,02
17	-0,123579	-0,36	341,57
18	-0,189384	-0,55	345,27
19	-0,243999	-0,71	351,51
20	-0,307273	-0,88	361,59
21	-0,354354	-1,01	375,23
22	-0,386808	-1,09	391,78
23	-0,383174	-1,06	408,32
24	-0,389001	-1,06	425,69
25	-0,419990	-1,13	446,32
26	-0,470019	-1,24	472,67
27	-0,507124	-1,31	503,96
28	-0,513520	-1,30	536,69
29	-0,484743	-1,20	566,47
30	-0,445193	-1,08	592,12
31	-0,405755	-0,97	613,90
32	-0,381696	-0,91	633,59
33	-0,368592	-0,86	652,37
34	-0,339849	-0,79	668,71
35	-0,305227	-0,70	682,21
36	-0,239096	-0,55	690,69
37	-0,222531	-0,51	698,22
38	-0,217872	-0,50	705,62
39	-0,225322	-0,51	713,75
40	-0,207953	-0,47	720,86
41	-0,175268	-0,39	726,05

**Lampiran 3. Output Minitab Autocorrelation Function
Persediaan Beras (Lanjutan)**

42	-0,130349	-0,29	729,00
43	-0,072140	-0,16	729,93
44	-0,027188	-0,06	730,07
45	-0,000679	-0,00	730,07
46	0,023755	0,05	730,18
47	0,049196	0,11	730,67
48	0,075553	0,17	731,87
49	0,088660	0,20	733,58
50	0,086329	0,19	735,25
51	0,074197	0,17	736,54
52	0,058751	0,13	737,38
53	0,061921	0,14	738,35
54	0,060592	0,14	739,33
55	0,066261	0,15	740,54
56	0,064985	0,15	741,76
57	0,066620	0,15	743,11
58	0,058896	0,13	744,22
59	0,060783	0,14	745,47
60	0,059876	0,13	746,75
61	0,055591	0,12	747,93
62	0,038346	0,09	748,53
63	0,018350	0,04	748,67
64	0,007526	0,02	748,70
65	0,014379	0,03	748,80
66	0,032652	0,07	749,39
67	0,048562	0,11	750,83
68	0,051306	0,11	752,61
69	0,037115	0,08	753,65
70	0,020435	0,05	754,02
71	0,004038	0,01	754,03
72	0,001808	0,00	754,04
73	-0,002959	-0,01	754,05
74	-0,004849	-0,01	754,10
75	-0,006003	-0,01	754,21
76	-0,003149	-0,01	754,27

Lampiran 4. Output Minitab Autocorrelation Function Differencing

```
MTB > ACF 'diff c2';
SUBC> Lags 77.
Autocorrelation Function: diff c2
```

Lag	ACF	T	LBQ
1	0.021861	0.19	0.04
2	0.055238	0.48	0.28
3	-0.183636	-1.60	3.02
4	-0.105266	-0.89	3.93
5	-0.068323	-0.57	4.32
6	0.107273	0.89	5.30
7	0.010625	0.09	5.31
8	-0.105905	-0.87	6.28
9	-0.148655	-1.21	8.24
10	-0.113663	-0.91	9.40
11	0.030501	0.24	9.49
12	0.279193	2.20	16.71
13	0.198061	1.47	20.40
14	-0.021373	-0.15	20.44
15	-0.124217	-0.90	21.94
16	-0.265590	-1.90	28.91
17	0.160768	1.10	31.51
18	-0.033526	-0.23	31.62
19	0.022890	0.15	31.67
20	-0.073775	-0.50	32.25
21	-0.108325	-0.73	33.52
22	-0.252363	-1.68	40.51
23	0.070411	0.45	41.06
24	0.137676	0.88	43.22
25	0.136458	0.86	45.39
26	0.063357	0.40	45.86
27	-0.097439	-0.61	47.01
28	-0.180305	-1.12	51.03
29	-0.015847	-0.10	51.06
30	0.047884	0.29	51.35
31	0.051699	0.32	51.71
32	-0.014469	-0.09	51.73
33	-0.117322	-0.72	53.63
34	-0.050254	-0.31	53.99
35	-0.116681	-0.71	55.96
36	0.186423	1.12	61.11
37	0.100488	0.60	62.64
38	0.122218	0.72	64.97

Lampiran 4. Output Minitab Autocorrelation Function Differencing (Lanjutan)

```
MTB > ACF 'diff c2';
SUBC>   Lags 77.
```

Autocorrelation Function: diff c2

Lag	ACF	T	LBQ
39	-0,107426	-0,63	66,82
40	-0,059035	-0,34	67,39
41	-0,076230	-0,44	68,38
42	-0,041582	-0,24	68,68
43	0,096181	0,56	70,34
44	0,028546	0,16	70,49
45	-0,063747	-0,37	71,27
46	-0,025236	-0,15	71,40
47	-0,012013	-0,07	71,43
48	0,064062	0,37	72,29
49	0,106817	0,61	74,80
50	0,072682	0,42	76,00
51	0,056391	0,32	76,76
52	-0,108776	-0,62	79,68
53	0,031345	0,18	79,93
54	-0,040041	-0,23	80,37
55	0,070675	0,40	81,78
56	-0,030996	-0,18	82,06
57	-0,006302	-0,04	82,07
58	-0,063489	-0,36	83,40
59	0,011868	0,07	83,45
60	0,020893	0,12	83,61
61	0,075622	0,43	85,87
62	-0,006740	-0,04	85,89
63	-0,031774	-0,18	86,35
64	-0,076657	-0,43	89,25
65	-0,069733	-0,39	91,87
66	-0,009827	-0,06	91,93
67	0,031829	0,18	92,60
68	0,047329	0,26	94,26
69	-0,002690	-0,02	94,27
70	-0,018310	-0,10	94,60
71	0,011342	0,06	94,75
72	0,015118	0,08	95,09
73	0,015740	0,09	95,58
74	-0,007586	-0,04	95,75
75	-0,004345	-0,02	95,86

Lampiran 5. Output Minitab Partial Autocorrelation Function Differencing

```
MTB > PACF 'diff c2';
```

```
SUBC> Lags 77.
```

Partial Autocorrelation Function: diff c2

Lag	PACF	T
1	0.021861	0.19
2	0.054786	0.48
3	-0.186625	-1.63
4	-0.102674	-0.90
5	-0.045011	-0.39
6	0.091780	0.80
7	-0.023933	-0.21
8	-0.158025	-1.38
9	-0.133633	-1.16
10	-0.087540	-0.76
11	0.017304	0.15
12	0.230340	2.01
13	0.141933	1.24
14	-0.074382	-0.65
15	-0.086572	-0.75
16	-0.201709	-1.76
17	0.234947	2.05
18	-0.067448	-0.59
19	-0.164592	-1.43
20	-0.042208	-0.37
21	-0.019057	-0.17
22	-0.163326	-1.42
23	0.025147	0.22
24	0.024655	0.21
25	-0.043270	-0.38
26	-0.008636	-0.08
27	-0.055501	-0.48
28	-0.038857	-0.34
29	-0.067118	-0.59
30	-0.084550	-0.74
31	0.008230	0.07
32	-0.044533	-0.39
33	-0.035834	-0.31
34	0.014506	0.13
35	-0.138853	-1.21
36	0.098297	0.86
37	-0.026062	-0.23
38	-0.068708	-0.60

Lampiran 5. Output Minitab Partial Autocorrelation Function Differencing (Lanjutan)

```
MTB > PACF 'diff c2';
SUBC> Lags 77.
```

Partial Autocorrelation Function: diff c2

Lag	PACF	T
39	0.013750	0.12
40	-0.040872	-0.36
41	-0.066579	-0.58
42	-0.113201	-0.99
43	-0.020676	-0.18
44	-0.015964	-0.14
45	-0.029809	-0.26
46	-0.001943	-0.02
47	0.037215	0.32
48	-0.034430	-0.30
49	-0.056242	-0.49
50	-0.027191	-0.24
51	0.048435	0.42
52	0.011053	0.10
53	0.012232	0.11
54	-0.012261	-0.11
55	0.026879	0.23
56	-0.052125	-0.45
57	-0.074929	-0.65
58	0.037079	0.32
59	0.085955	0.75
60	-0.067959	-0.59
61	-0.032352	-0.28
62	-0.039754	-0.35
63	-0.111801	-0.97
64	-0.093562	-0.82
65	-0.058431	-0.51
66	0.005394	0.05
67	-0.013686	-0.12
68	-0.022031	-0.19
69	0.055868	0.49
70	-0.055134	-0.48
71	0.023083	0.20
72	-0.054276	-0.47
73	-0.018362	-0.16
74	-0.049397	-0.43
75	0.045156	0.39

Lampiran 6. Syntax SAS Model ARIMA (0,1,12)

```
data persediaan_beras;
input y;
datalines;
221610
160337
162482
293875
411718
470630
398133
307012
277346
221713
168784
.
.
.
136893,051
83021,75798
390520,8785
370085,2507
421487,7088
371179,5927
436310,901
461471,6387
;
proc arima data=persediaan_beras;
identify var=y(1);
estimate
p=(0) q=(12)
noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=12 print all;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 7. Syntax SAS Model ARIMA ([12,17],1,12)

```
data persediaan_beras;
input y;
datalines;
221610
160337
162482
293875
411718
470630
398133
307012
277346
221713
168784
.
.
.
136893,051
83021,75798
390520,8785
370085,2507
421487,7088
371179,5927
436310,901
461471,6387
;
proc arima data=persediaan_beras;
identify var=y(1);
estimate
p=(12,17) q=(12)
noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=12 print all;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 8. Syntax SAS Model ARIMA ([12,17],1,0)

```
data persediaan_beras;
input y;
datalines;
221610
160337
162482
293875
411718
470630
398133
307012
277346
221713
168784
.
.
.
136893,051
83021,75798
390520,8785
370085,2507
421487,7088
371179,5927
436310,901
461471,6387
;
proc arima data=persediaan_beras;
identify var=y(1);
estimate
p=(12,17) q=(0)
noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=12 print all;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 9. Syntax SAS Model ARIMA (17,1,12)

```
data persediaan_beras;
input y;
datalines;
221610
160337
162482
293875
411718
470630
398133
307012
277346
221713
168784
.
.
.
136893,051
83021,75798
390520,8785
370085,2507
421487,7088
371179,5927
436310,901
461471,6387
;
proc arima data=persediaan_beras;
identify var=y(1);
estimate
p=(17) q=(12)
noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=12 print all;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 10. Syntax SAS Model ARIMA (17,1,0)

```
data persediaan_beras;
  input y;
  datalines;
  221610
  160337
  162482
  293875
  411718
  470630
  398133
  307012
  277346
  221713
  168784
  .
  .
  .
  136893,051
  83021,75798
  390520,8785
  370085,2507
  421487,7088
  371179,5927
  436310,901
  461471,6387
  ;
proc arima data=persediaan_beras;
  identify var=y(1);
  estimate
  p=(17) q=(0)
  noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=12 print all;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
  var residual;
run;
```

Lampiran 11. Output SAS Pengujian Model ARIMA (0,1,12)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.29173	0.12476	-2.34	0.0220	12				
Variance Estimate				6.58E9					
Std Error Estimate				81117.03					
AIC				1934.827					
SBC				1937.157					
Number of Residuals				76					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.10	5	0.4044	0.034	0.087	-0.186	-0.015	-0.118	0.068
12	7.14	11	0.7875	0.103	-0.021	-0.072	-0.081	-0.022	0.007
18	13.44	17	0.7061	0.144	-0.009	-0.023	-0.149	0.110	-0.093
24	21.80	23	0.5323	-0.032	-0.076	-0.056	-0.211	0.119	0.085
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.914427	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.148276	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.379778	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	2.080686	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 12. Output SAS Pengujian Model ARIMA
 ([12,17],1,12)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	-0.37160		0.38146	-0.97	0.3332	12			
AR1,1	-0.05096		0.41076	-0.12	0.9016	12			
AR1,2	0.15895		0.13645	1.16	0.2478	17			
Variance Estimate					6.6422E9				
Std Error Estimate					81500				
AIC					1937.488				
SBC					1944.48				
Number of Residuals					76				
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Correlations of Parameter Estimates									
Parameter	MA1,1	AR1,1	AR1,2						
MA1,1	1.000	0.946	-0.032						
AR1,1	0.946	1.000	0.020						
AR1,2	-0.032	0.020	1.000						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.89	3	0.1797	0.076	0.095	-0.180	-0.034	-0.096	0.052
12	6.81	9	0.6570	0.109	-0.027	-0.059	-0.073	-0.018	0.014
18	11.61	15	0.7084	0.141	-0.001	-0.038	-0.144	0.000	-0.085
24	19.82	21	0.5324	-0.087	-0.069	-0.068	-0.176	0.121	0.111
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.909018	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.159754	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.366292	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	2.064399	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 13. Output SAS Pengujian Model ARIMA
 ([12,17],1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
AR1,1	0.31847	0.12711	2.51	0.0144	12				
AR1,2	0.11505	0.13156	0.87	0.3847	17				
Variance Estimate			6.5381E9						
Std Error Estimate			80858.24						
AIC			1935.321						
SBC			1939.982						
Number of Residuals			76						
* AIC and SBC do not include log determinant									
Correlations of Parameter Estimates									
Parameter	AR1,1	AR1,2							
AR1,1	1.000	0.086							
AR1,2	0.086	1.000							
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.76	4	0.3124	0.050	0.123	-0.167	-0.004	-0.093	0.066
12	6.20	10	0.7985	0.093	-0.018	-0.051	-0.067	-0.013	-0.013
18	11.30	16	0.7904	0.144	-0.009	-0.028	-0.148	0.040	-0.085
24	18.94	22	0.6487	-0.066	-0.086	-0.054	-0.203	0.116	0.020
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.909662	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.155215	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.347571	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	1.958377	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 14. Output SAS Pengujian Model ARIMA (17,1,12)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.32260	0.12558	-2.57	0.0122	12				
AR1,1	0.15754	0.13631	1.16	0.2515	17				
Variance Estimate			6.5529E9						
Std Error Estimate			80950.03						
AIC			1935.493						
SBC			1940.155						
Number of Residuals			76						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.84	4	0.3038	0.073	0.099	-0.178	-0.030	-0.095	0.054
12	6.66	10	0.7568	0.107	-0.026	-0.057	-0.071	-0.017	0.010
18	11.50	16	0.7776	0.142	-0.003	-0.037	-0.145	0.003	-0.085
24	19.53	22	0.6127	-0.085	-0.072	-0.066	-0.179	0.120	0.099
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.90881	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.165557	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.363659	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	2.050317	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 15. Output SAS Pengujian Model ARIMA (17,1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
AR1,1	0.08673	0.13560	0.64	0.5244	17				
Variance Estimate			6.9981E9						
Std Error Estimate			83654.54						
AIC			1939.509						
SBC			1941.839						
Number of Residuals			76						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.54	5	0.3533	0.095	0.069	-0.206	-0.071	-0.059	0.059
12	14.55	11	0.2041	0.060	-0.054	-0.116	-0.113	0.041	0.253
18	23.10	17	0.1459	0.190	-0.006	-0.095	-0.199	0.005	-0.061
24	33.15	23	0.0786	-0.028	-0.068	-0.091	-0.214	0.075	0.160
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.908922	Pr < W	<0.0001					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.148225	Pr > D	<0.0100					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.459629	Pr > W-Sq	<0.0050					
Anderson-Darling	A-Sq	2.459449	Pr > A-Sq	<0.0050					

Lampiran 16. Perhitungan RMSE ARIMA (0,1,12)

Forecast In Sample	Actual Out Sample	$(Z_t - \hat{Z}_t)$	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
458206	430705	-27501,3	756321692,5
452158,2	426949	-25209,5	635518435
435805,9	392726	-43080,2	1855903122
418463,9	366934	-51529,8	2655324057
405329	346975	-58353,7	3405154995
385994	319654	-66339,8	4400974118
474234,4	301790	-172445	29737147402
469817	326180	-143637	20631534997
487359,3	307256	-180104	32437338899
481541	415201	-66340,4	4401051764
502712,7	538199	35486,53	1259293879
502795,5	475744	-27051,2	731764782,3
502795,5	437252	-65543,3	4295924269
502795,5	431567	-71228,1	5073436983
502795,5	376258	-126537	16011672644
502795,5	323101	-179695	32290272741
502795,5	248198	-254598	64820096336
502795,5	214050	-288746	83373988394
502795,5	186852	-315944	99820368030
		SME	21504899344
		RMSE	146645,4887

Lampiran 17. Perhitungan sMAPE ARIMA (0,1,12)

Forecast In Sample	Actual Out Sample	$ Z_t - \hat{Z}_t $	$ Z_t + \hat{Z}_t $	$\frac{ Z_t + \hat{Z}_t }{2}$	$\frac{ Z_t - \hat{Z}_t }{1/2 Z_t - \hat{Z}_t }$
458206	430705	-27501,3	756321692,5	444455,3	0,061876
452158,2	426949	-25209,5	635518435	439553,5	0,057353
435805,9	392726	-43080,2	1855903122	414265,8	0,103992
418463,9	366934	-51529,8	2655324057	392699	0,13122
405329	346975	-58353,7	3405154995	376152,1	0,155133
385994	319654	-66339,8	4400974118	352824,1	0,188025
474234,4	301790	-172445	29737147402	388012,1	0,444431
469817	326180	-143637	20631534997	397998,6	0,360898
487359,3	307256	-180104	32437338899	397307,5	0,453311
481541	415201	-66340,4	4401051764	448370,8	0,147959
502712,7	538199	35486,53	1259293879	520456	0,068184
502795,5	475744	-27051,2	731764782,3	489269,9	0,055289
502795,5	437252	-65543,3	4295924269	470023,8	0,139447
502795,5	431567	-71228,1	5073436983	467181,5	0,152463
502795,5	376258	-126537	16011672644	439526,9	0,287894
502795,5	323101	-179695	32290272741	412948	0,435151
502795,5	248198	-254598	64820096336	375496,5	0,67803
502795,5	214050	-288746	83373988394	358422,7	0,805601
502795,5	186852	-315944	99820368030	344823,7	0,916247
				sMAPE	29,69738

Lampiran 18. Output Peramalan ARIMA (0,1,12)

The ARIMA Procedure

Forecasts for variable Zt

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
97	193941.9	76279.72	44436.4	343447.4
98	185464.9	107876	-25967.8	396897.6
99	213905.9	132120	-45045.3	472857.0
100	240198.6	152559	-58812.5	539209.6
101	224384.0	170567	-109920.4	558688.5
102	216516.6	186846	-149695.6	582728.8
103	215011.0	201817	-180543.4	610565.4
104	202456.1	215752	-220409.3	625321.5
105	189843.2	228839	-258673.4	638359.7
106	171680.6	241218	-301097.3	644458.6
107	163859.2	252991	-331994.4	659712.9
108	162923.3	264241	-354979.0	680825.5

Lampiran 19. *Output Ramalan Outsample dan Peramalan 2018*

<i>Outsample</i>	Ramalan <i>Outsample</i>	Ramalan 2018
430705	458654,7	193941,9
426949	425563,9	185464,9
392726	412827,8	213905,9
366934	377484,4	240198,6
346975	355587,7	224384
319654	330942,5	216516,6
301790	395717,8	215011
326180	297780,2	202456,1
307256	341212,2	189843,2
415201	301276,1	171680,6
538199	432879,4	163859,2
475744	539091,6	162923,3
437252	468766,4	
431567	437597,8	
376258	426548,7	
323101	373624,1	
248198	320950,9	
214050	245379,9	

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Wijaya Putra Jatmika, dilahirkan di Surabaya tanggal 23 Juni 1997 dari pasangan Priyo Wahyudi dan Sri Wigati. Penulis bertempat tinggal di Semolowaru Indah 1/D-1A Surabaya. Pendidikan formal yang ditempuh penulis adalah TK Kusuma Bangsa, SDN Kalisari 2 Surabaya, SMPN 3 Surabaya dan SMAN 16 Surabaya. Setelah lulus SMA penulis mengikuti seleksi penerimaan mahasiswa baru dan diterima di program Diploma III melalui jalur seleksi mandiri dengan NRP 1315 030 078. Selama perkuliahan penulis aktif dalam berbagai kepanitiaan seperti panitia acara Pekan Raya Statistika 2017 Jurusan Statistika FMIPA ITS dan wakil ketua kuliah lapangan. Penulis pernah mengikuti beberapa pelatihan seperti LKMM-Pra TD. Pada akhir semester 4, penulis mendapatkan kesempatan Kerja Praktek di Kantor Wilayah Direktorat Jenderal Pajak (DJP) Jawa Timur 1. Apabila pembaca memiliki kritik dan saran atau berdiskusi lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui nomor telepon 082139009428 ataupun email yahoo wputra73@yahoo.com.