



TUGAS AKHIR - SS 145561

**PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN
LAMONGAN DENGAN MENGGUNAKAN ARIMA
BOX-JENKINS**

**MIFTAKHUL ARDI IKHWANUS SAFA
NRP 1313 030 069**

**Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si**

**PROGRAM STUDI DIPLOMA III
JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016**



TUGAS AKHIR - SS 145561

PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN LAMONGAN DENGAN MENGGUNAKAN ARIMA BOX-JENKINS

MIFTAKHUL ARDI IKHWANUS SAFA
NRP 1313 030 069

Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si

PROGRAM STUDI DIPLOMA III
JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016



FINAL PROJECT - SS 145561

FORECASTING OF RAINFALL IN LAMONGAN BY USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD

MIFTAKHUL ARDI IKHWANUS SAFA
NRP 1313 030 069

Supervisor
Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si

DIPLOMA III STUDY PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN LAMONGAN DENGAN MENGGUNAKAN ARIMA BOX-JENKINS

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya

pada

Jurusan Statistika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

MIFTAKHUL ARDI IKHWANUS SAFA
NRP. 1313 030 069

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir:

Dr. rer. pol Heri Kuswanto, S.Si, M.Si
NIP. 19820326 200312 1 004

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001



Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Lamongan dengan Menggunakan ARIMA Box-Jenkins

Nama Mahasiswa	: Miftakhul Ardi Ikhwanus Safa
NRP	: 1313 030 069
Program Studi	: Diploma III
Jurusan	: Statistika FMIPA ITS
Dosen Pembimbing	: Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si

Abstrak

Perubahan iklim merupakan salah satu faktor penyebab kurangnya produktivitas pertanian. Beberapa dampak negatif perubahan iklim antara lain, terjadinya degradasi sumber daya lahan dan air, terjadinya kerusakan pada infrastruktur pertanian/irigasi, timbulnya bencana banjir dan kekeringan serta meningkatnya serangan hama dan penyakit tanaman. Sebagai salah satu produsen padi terbesar di Jawa Timur, Kabupaten Lamongan mengalami kekeringan akibat kemarau panjang pada tahun 2015. Hal ini menunjukkan bahwa keberhasilan produksi padi di Kabupaten Lamongan masih bergantung pada curah hujan. Oleh karena itu perlu adanya peramalan curah hujan yang nantinya dapat dimanfaatkan sebagai informasi bagi Dinas Pertanian dalam penentuan kalender tanam. Pada penelitian ini dilakukan analisis peramalan curah hujan di tiga stasiun pengukuran yaitu stasiun Bluri, Bluluk dan Gondang dengan menggunakan ARIMA Box-Jenkins. Berdasarkan hasil analisis model terbaik yang digunakan untuk meramalkan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)³⁶. Model terbaik pada stasiun pengukuran Bluluk adalah ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶ sedangkan model terbaik pada stasiun pengukuran Bluri adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)³⁶.

Kata Kunci : ARIMA Box-Jenkins, Curah Hujan, Iklim, Kabupaten Lamongan

(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)

Forecasting Of Rainfall in Lamongan by Using ARIMA Box-Jenkins

Student Name : Miftakhul Ardi Ikhwanus Safa
NRP : 1313 030 069
Programme : Diploma III
Department : Statistika FMIPA ITS
Academic Supervisor : Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si

Abstract

Climate change is one of the factors influencing in the lack of agricultural productivity. Some of the negative impacts are degradation of land and water resources, damage of agriculture or irrigation infrastructures, floods, droughts, and the increasing of pests and plant diseases. As one of the largest rice producers in East Java, Lamongan was experiencing long drought in 2015. This case reveals that rice production in Lamongan is still highly dependent on the rainfall. Hence, forecast of the rainfall that can be used as the information for the Department of Agriculture for determining the planting calendar is urgently needs. In this study, the forecast analysis is carried out in three meteorological stations, i.e Bluri, Bluluk, and Gondang using ARIMA Box-Jenkins. The best model found for rainfall forecasting in Gondang is ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶, in Bluluk ARIMA is ([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶ and in Bluri is ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶.

Kata Kunci : ARIMA Box-Jenkins, Climate, Lamongan, Rainfall

(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji Syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat, taufik dan hidayah-Nya, memberikan kekuatan kepada penulis selama menyusun Laporan Tugas Akhir ini yang berjudul **“Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Lamongan dengan Menggunakan ARIMA Box-Jenkins”**. Selama penyusunan laporan ini, penulis banyak mendapat pengarahan, bimbingan dan saran yang bermanfaat dari berbagai pihak. Maka dari itu penulis dalam kesempatan ini mengucapkan banyak terima kasih kepada :

1. Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah dengan sabar memberikan bimbingan, waktu, pengarahan, semangat, dan masukan kepada penulis dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
2. Bapak Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, M.IKom dan Ibu Diaz Fitra Aksioma, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Suhartono selaku Ketua Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
4. Bapak Dr. Wahyu Wibowo S. Si, M.S selaku Ketua Program Studi Diploma III Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
5. Ibu Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si selaku Dosen Wali yang telah memberikan motivasi dan bimbingan kepada penulis mulai awal perkuliahan.
6. Ibu Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih, M.T yang tidak pernah lelah mengingatkan, mengarahkan dan membimbing penulis dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
7. Dosen dan staff karyawan Statistika-ITS yang telah memberikan pengalaman dan ilmu kepada penulis.
8. Badan Kesatuan Bangsa dan Politik, Dinas PU Pengairan dan Dinas Pertanian Kabupaten Lamongan yang sudah banyak membantu penulis, mulai dari kemudahan dalam memperoleh data serta berbagai informasi yang dibutuhkan oleh penulis.

9. Ibu, Ayah, Adik, Nenek dan seluruh keluarga yang selalu memberikan dukungan, nasehat dan kasih sayang yang tak akan pernah bisa digantikan dengan apapun.
10. Miftakhul Ilmi Dinul Islamiyah yang telah menemani, memberikan semangat, dukungan, nasihat kepada penulis.
11. Fungsionaris HIMADATA-ITS Sinergis khususnya Departemen Dalam Negeri, Mas Firmansyah, Mbak Fazah, Mbak Denis, Mbak Niken, Aldy, Elok, Fika, Imam, Titik, Wiwin dan Fungsionaris HIMADATA-ITS Solid khususnya Pengurus Harian, Imam, Lintang, Yusuf, Dwimas, Aldy, Dimas E, Dimas F, Yara, Yongky dan juga Departemen Dalam Negeri, Titik, Azalia, Ani, Rofik, Lely, Ade, Intan dan Ratih yang telah banyak memberikan pengamalan, suka, duka serta waktunya selama satu kepengurusan.
12. Teman-teman laboratorium komputasi dan pejuang peramalan yang telah memberikan waktu dan fikiran dalam berdiskusi dan belajar bareng selama penyelesaian Tugas Akhir ini.
13. Kakak-kakak senior yang telah banyak memberikan banyak bimbingan, dan ilmu kepada penulis.
14. Teman-teman Angkatan 2013 Jurusan Statistika ITS khususnya prodi Diploma III yang telah memberikan dukungannya kepada penulis.
15. Pihak-pihak yang sudah banyak membantu penulis dalam proses pengerjaan Tugas Akhir ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, untuk itu penulis menerima saran dan kritik yang diberikan untuk penyempurnaan laporan Tugas Akhir ini. Penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan banyak manfaat untuk pembaca.

Surabaya, Juni 2016

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	5
2.2 ARIMA Box-Jenkins.....	6
2.3 Stasionaleritas <i>Time Series</i>	9
2.4 Fungsi Autokorelasi (ACF)	11
2.5 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	12
2.6 Identifikasi Model ARIMA	12
2.7 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA.....	13
2.8 Pengujian Asumsi	15
2.9 Validasi Model	16
2.10 Curah Hujan.....	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	19
3.2 Variabel Penelitian	19
3.3 Langkah Analisis	19
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Lamongan ...	23
4.2 Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondong dengan Menggunakan ARIMA.....	29

4.2.1	Identifikasi <i>Time Series Plot</i>	29
4.2.2	Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i>	30
4.2.3	Identifikasi Model ARIMA	33
4.2.4	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter ..	37
4.2.5	Pengujian Asumsi Residual.....	38
4.2.6	Pemilihan Model Terbaik	41
4.2.7	Peramalan	43
4.3	Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk dengan Menggunakan ARIMA	44
4.3.1	Identifikasi <i>Time Series Plot</i>	45
4.3.2	Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i>	45
4.3.3	Identifikasi Model ARIMA	48
4.3.4	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter ..	52
4.3.5	Pengujian Asumsi Residual.....	54
4.3.6	Pemilihan Model Terbaik	56
4.3.7	Peramalan	58
4.4	Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri dengan Menggunakan ARIMA	59
4.4.1	Identifikasi <i>Time Series Plot</i>	60
4.4.2	Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i>	61
4.4.3	Identifikasi Model ARIMA	63
4.4.4	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter ..	67
4.4.5	Pengujian Asumsi Residual.....	69
4.4.6	Pemilihan Model Terbaik	72
4.4.7	Peramalan	75
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan.....	77
5.2	Saran	77
DAFTAR PUSTAKA		79
LAMPIRAN		83

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Transformasi Box-Cox	11
Tabel 2.2	Struktur ACF dan PACF pad Model ARIMA Reguler	12
Tabel 2.3	Struktur ACF dan PACF pad Model ARIMA Musiman.....	13
Tabel 3.2	Variabel Penelitian	19
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Curah Hujan di Kabupaten Lamongan.....	23
Tabel 4.2	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang....	37
Tabel 4.3	Hasil Uji Ljung-Box pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Gondang	38
Tabel 4.4	Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang	40
Tabel 4.5	Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang	43
Tabel 4.6	Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang	44
Tabel 4.7	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk	52
Tabel 4.8	Hasil Uji Ljung-Box pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluluk	54
Tabel 4.9	Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk	56
Tabel 4.10	Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk	57
Tabel 4.11	Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk	59
Tabel 4.12	Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri	67

Tabel 4.13 Hasil Uji Ljung-Box pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluri.....	69
Tabel 4.14 Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri.....	71
Tabel 4.15 Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri	74
Tabel 4.16 Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri	76

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Diagram Alir	21
Gambar 4.1	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Tiap Bulannya.....	24
Gambar 4.2	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Tiap Tahunnya	25
Gambar 4.3	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Tiap Bulannya	26
Gambar 4.4	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Tiap Tahunnya.....	27
Gambar 4.5	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Tiap Bulannya	27
Gambar 4.6	<i>Boxplot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Tiap Tahunnya.....	28
Gambar 4.7	<i>Time Series Plot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang	30
Gambar 4.8	Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang	31
Gambar 4.9	<i>Time Series Plot</i> Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Transformasi ln ..	31
Gambar 4.10	Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang	32
Gambar 4.11	<i>Time Series Plot</i> dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses <i>Differencing</i> : <i>Time Series Plot</i> (a), ACF (b).....	33
Gambar 4.12	Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses <i>Differencing</i> : ACF (a), PACF (b)	34
Gambar 4.13	<i>Time Series Plot</i> , Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses <i>Differencing</i> Musiman: <i>Time Series Plot</i> (a), ACF (b), PACF (c).....	35

Gambar 4.14	<i>Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)</i>	36
Gambar 4.15	Perbandingan Antara Ramalan dari Data <i>In-sample</i> dan Data Aktual <i>Out-sample</i> pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Gondang.	42
Gambar 4.16	<i>Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk</i>	45
Gambar 4.17	Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk	46
Gambar 4.18	<i>Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Transformasi ln</i>	46
Gambar 4.19	Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk	47
Gambar 4.20	<i>Time Series Plot dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing : Time Series Plot (a), ACF (b).....</i>	48
Gambar 4.21	Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses <i>Differencing</i> : ACF (a), PACF (b)	49
Gambar 4.22	<i>Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c).....</i>	50
Gambar 4.23	<i>Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)</i>	52
Gambar 4.24	Perbandingan Antara Ramalan dari Data <i>In-sample</i> dan Data Aktual <i>Out-sample</i> pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Bluluk	57
Gambar 4.25	<i>Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri.....</i>	60
Gambar 4.26	Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri.....	61

Gambar 4.27 Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Transformasi $Z_t^{-0,14}$	62
Gambar 4.28 Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri.....	62
Gambar 4.29 Time Series Plot dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing : Time Series Plot (a), ACF (b).....	63
Gambar 4.30 Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing : ACF (a), PACF (b)	64
Gambar 4.31 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)	65
Gambar 4.32 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)	67
Gambar 4.33 Perbandingan Antara Ramalan dari Data In-sample dan Data Aktual Out-sample pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Bluri	74

(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Surat Keterangan Pengambilan Data Tugas Akhir	83
Lampiran 2 Data Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang, Bluluk dan Bluri	84
Lampiran 3 Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang	85
Lampiran 4 Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk	90
Lampiran 5 Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri	95
Lampiran 6 <i>Output</i> SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang.....	103
Lampiran 7 <i>Output</i> SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk	108
Lampiran 8 <i>Output</i> SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri	113

(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pertanian merupakan salah satu sektor yang cukup dominan dalam pendapatan masyarakat di Indonesia karena mayoritas penduduk Indonesia bekerja sebagai petani. Namun, produktivitas pertanian masih kurang dari harapan. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat pada periode 2003-2013, kontribusi di sektor pertanian pada produk domestik bruto (PDB) atas dasar harga berlaku menurun dari 15,19 persen menjadi 14,43 persen (Olivia, 2014). Salah satu faktor penyebab kurangnya produktivitas pertanian adalah perubahan iklim (Kardono, 2013). Perubahan iklim yang ekstrim merupakan suatu ancaman terhadap produktivitas pertanian.

Perubahan iklim ekstrim yang sering terjadi di Indonesia adalah peristiwa *El Nino* dan *La Nina*. Peristiwa *El Nino* biasanya diikuti dengan penurunan curah hujan dan musim kering yang melebihi kondisi normalnya. Berbanding terbalik dengan *El Nino*, peristiwa *La Nina* mampu menghasilkan curah hujan melebihi batasan normalnya (Ropelewski dan Halpert, 1987). Dampak negatif perubahan iklim yang ekstrim antara lain, terjadinya degradasi sumber daya lahan dan air, terjadinya kerusakan pada infrastruktur pertanian/irigasi, timbulnya bencana banjir dan kekeringan serta meningkatnya serangan hama dan penyakit tanaman (Indonesia Bertanam, 2015).

Jawa Timur merupakan salah satu lumbung padi nasional, dimana pada tahun 2014 produksi padi mencapai 12.397.049 ton (BPS, 2015). Salah satu kabupaten di Provinsi Jawa Timur dengan produksi padi yang cukup besar adalah lamongan, dengan produksi padi pada tahun 2013 mencapai 846.275 ton (BPS Jatim, 2015). Kecamatan sugio merupakan kecamatan dengan produksi padi terbanyak pada tahun 2014. Tercatat produksi padi di kecamatan Sugio sebanyak 76.340,12 ton. Sebaliknya, Kecamatan Paciran

merupakan kecamatan dengan produksi padi terendah. Hal ini karena kecamatan Paciran adalah wilayah pesisir sehingga produksi padi di daerah tersebut paling rendah dibandingkan dengan kecamatan lainnya. Tercatat jumlah produksi padi di kecamatan Paciran sebanyak 3.799,36 ton (BPS Kabupaten Lamongan, 2015).

Sebagian lahan sawah di Kabupaten Lamongan merupakan sawah dengan jenis pengairan tada hujan, dengan total lahan 36.398 hektar dari total lahan sawah 87.762 hektar. Sisanya merupakan lahan irigasi dengan luas lahan 51.364 Hektar (BPS Kabupaten Lamongan, 2015). Sebagian besar sumber irigasi di Kabupaten Lamongan bersumber dari waduk atau rawa yang menampung langsung air curah hujan. Dinas Pertanian Kabupaten Lamongan mencatat terdapat 13 kecamatan di Kabupaten Lamongan mengalami kekeringan akibat kemarau panjang pada tahun 2015. Kekeringan tersebut mengkibatkan ribuan hektar tanaman padi rusak. Tanaman padi yang rusak akibat kekeringan mencapai 4.380 hektar, dimana 373 hektar lahan rusak ringan, 1.832 hektar lahan rusak sedang dan 677 hektar lahan rusak berat. Beberapa kecamatan yang mengalami kerusakan sangat parah antara lain Kecamatan Solokuro, Bluluk, Sugio, Turi dan Lamongan (Teras Jatim, 2015). Oleh karena itu, keberhasilan produksi padi di Kabupaten Lamongan masih bergantung pada curah hujan.

Pada penelitian ini dilakukan analisis peramalan curah hujan di tiga stasiun pengukuran yaitu stasiun Bluri, Bluluk dan Gondang. Stasiun Bluri berada di Kecamatan Solokuro, dimana pada tahun 2015 kecamatan tersebut menjadi satu daerah yang mengalami kerusakan padi terparah akibat kemarau panjang dengan 9 desa yang mengalami kekeringan. Stasiun Bluluk terletak di Kecamatan Bluluk. Seperti halnya kecamatan Solokuro, kecamatan Bluluk juga merupakan wilayah yang mengalami kerusakan padi terparah pada tahun 2015 dimana terdapat 9 desa yang mengalami kekeringan. Stasiun Gondang berada di Kecamatan Sugio. Kecamatan Sugio juga menjadi wilayah yang mengalami kerusakan padi terparah di tahun 2015, dimana terdapat 6 desa yang men-

galami kekeringan. Ketiga kecamatan tersebut mengandalkan hujan sebagai sumber pengairan untuk lahan sawah. Walaupun di Kecamatan Sugio memiliki waduk yang cukup luas, hal itu belum mampu mengatasi datangnya kemarau panjang. Oleh karena itu perlu adanya peramalan curah hujan yang nantinya dapat dimanfaatkan sebagai informasi bagi Dinas Pertanian dalam penentuan kalender tanam padi.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode ARIMA Box-Jenkins. Metode tersebut adalah salah satu metode peramalan yang sangat baik ketepatan akurasinya untuk meramalkan suatu data pada periode mendatang. ARIMA menggunakan data masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat. Beberapa penelitian mengenai curah hujan wilayah di Indonesia telah banyak dilakukan. Widiarso (2012) melakukan penelitian mengenai curah hujan di Kabupaten Ngawi dengan menggunakan metode ARIMA. Penelitian tersebut menggunakan stasiun pengukuran curah hujan Mantingan dan Ngale sebagai lokasi penelitian, dengan unit penelitian data curah hujan dasarian periode Januari 1990 sampai Desember 2010. Hasilnya, peramalan pada stasiun pengukuran Mantingan belum mendapatkan hasil yang akurat. Penelitian mengenai curah hujan juga dilakukan oleh Insani (2015) yang meramalkan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Penelitian tersebut menggunakan stasiun pengukuran yang berada di wilayah timur dan selatan Bojonegoro yaitu stasiun pengukuran curah hujan Cawak dan Kedungadem sebagai lokasi penelitian. Penelitian menggunakan data curah hujan dasarian periode 2000 sampai 2014. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan ARIMA musiman multiplikatif didapatkan model yang cukup akurat di kedua lokasi penelitian.

1.2 Perumusan Masalah

Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah bagaimana peramalan curah hujan di Kabupaten Lamongan dengan menggunakan Arima Box-Jenkins.

1.3 Tujuan

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan maka tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan peramalan curah hujan di Kabupaten Lamongan.

1.4 Manfaat

Manfaat yang dapat diperoleh dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Memberikan informasi kepada Dinas Pertanian dan Kehutanan Kabupaten Lamongan mengenai curah hujan di Kabupaten Lamongan tahun 2016 yang nantinya bisa dimanfaatkan dalam menyusun kalender tanam padi, sehingga mengurangi terjadinya gagal panen dan produktivitas padi di Kabupaten Lamongan bisa meningkat.
2. Menambah pengetahuan penerapan ilmu statistika khususnya metode peramalan untuk mendapatkan prediksi curah hujan di Kabupaten Lamongan.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan adalah data curah hujan di tiga stasiun pengukuran dari 25 stasiun pengukuran di Kabupaten Lamongan pada Januari 2008 sampai Desember 2015. Tiga stasiun pengukuran tersebut yaitu stasiun pengukuran Bluri, Bluluk dan Gondang.
2. Peramalan terhadap curah hujan di Kabupaten Lamongan hanya untuk bulan Januari sampai April tahun 2016.

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. Statistika deskriptif memberikan informasi hanya mengenai data yang dimiliki dan sama sekali tidak menarik kesimpulan terhadap sekumpulan data. Penyajian data secara deskriptif misalnya dalam bentuk tabel, diagram, grafik dan sebagainya. Perhitungan data kuantitatif bisa dilakukan dengan menggunakan beberapa cara ukuran sebagai berikut (Walpole, 1995).

a. Mean

Rata-rata (*mean*) didefinisikan sebagai jumlah data yang dibagi dengan banyaknya data. Penghitungan rata-rata dilakukan dengan menjumlahkan seluruh nilai data, kemudian dibagi dengan jumlah dari datal tersebut. Jadi jika suatu data dengan jumlah sampel n , maka bisa dihitung rata-rata dari data tersebut dengan rumus sebagai berikut (Walpole, 1995).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.1)$$

dimana:

n = banyaknya data

x_i = data ke- i ; dengan $i = 1, 2, \dots, n$

b. Minimum dan Maksimum

Nilai maksimum adalah nilai terbesar atau nilai tertinggi pada suatu gugus data. Nilai minimum adalah nilai terkecil pada suatu gugus data (Walpole, 1995).

c. Standar Deviasi

Standar deviasi atau simpangan baku adalah ukuran sebaran statistik yang mengukur bagaimana nilai-nilai data tersebar.

Standar deviasi juga didefinisikan sebagai rata-rata jarak penyimpangan titik-titik data diukur dari nilai rata-rata data tersebut dengan penulisan rumus sebagai berikut (Walpole, 1995).

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2.2)$$

dimana:

S = standar deviasi

n = banyaknya data

x_i = data ke- i ; dengan $i = 1, 2, \dots, n$

\bar{x} = mean atau rata-rata

2.2 ARIMA Box-Jenkins

Autoregresssive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah suatu metode peramalan diperoleh melalui gabungan antara *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). ARIMA dikembangkan oleh Georege Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1976, sehingga proses arima sering disebut dengan nama ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA mengabaikan variabel prediktor dalam membuat peramalannya. ARIMA menggunakan data masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat. Oleh karena itu, model ini sangat baik ketepatan akurasinya jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan jika digunakan untuk peramalan jangka panjang kurang akurat (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

Model ARIMA dibedakan menjadi model ARIMA non-musiman, model ARIMA musiman dan gabungan antara model ARIMA non-musiman dan musiman atau sering disebut sebagai ARIMA musiman multiplikatif. Secara umum model ARIMA non musiman terdiri dari model *autoregressive* (AR), model *moving average* (MA), model ARMA dan model ARIMA.

a. Model Autoregressive (AR)

Model *autoregressive* menunjukkan adanya hubungan antara suatu nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai pada waktu sebelumnya (Z_{t-k}) ditambah dengan suatu nilai acak (a_t). Model *autoregressive* orde p , dapat ditulis AR(p), secara matematis mempunyai bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.3)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.4)$$

dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p)$ adalah orde dari AR(p).

b. Model Moving Average (MA)

Model *moving average* (MA) menunjukkan adanya hubungan antara nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai residual pada waktu sebelumnya (a_{t-k}), model *moving average* orde ke- q yang ditulis MA(q), secara matematis memiliki bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.6)$$

dimana $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q)$ adalah orde dari MA(q).

c. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model umum ARMA merupakan gabungan dari pola model AR dan pola model MA. Model umum untuk campuran dari model AR(p) dan model MA(q) atau ARMA(p, q) secara matematis dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.7)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.8)$$

dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p)$ adalah orde dari AR(p) dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q)$ adalah orde dari MA(q).

d. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model *time series* yang tidak stasioner terhadap *mean* dan memerlukan proses *differencing* sebanyak d agar stasioner. Bentuk umum model ARIMA pada orde ke- p,q dengan *differencing* sebanyak d atau ARIMA(p,d,q) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.9)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (2.10)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.11)$$

dimana $\phi_p(B)$ adalah operator dari AR, $\theta_q(B)$ adalah operator MA dan $(1-B)$ adalah operator *backward shift* dengan d adalah orde *differencing*. Ketika $p = 0$, model ARIMA (p,d,q) dapat disebut sebagai model *integrated moving average* atau dapat dituliskan IMA(d,q). Begitu juga ketika $q = 0$, model ARIMA(p,d,q) dapat disebut sebagai model *autoregressive integrated* atau dapat dituliskan ARI(d,q).

e. Model ARIMA Musiman

Model ARIMA musiman merupakan model yang dibentuk dari suatu data yang dipengaruhi faktor musiman, sehingga plot yang dihasilkan membentuk pola musiman. Model ARIMA dengan periode musiman s dapat dinotasikan ARIMA $(P,D,Q)^s$ dengan modelnya sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\Phi_P(B^s)(1-B^s)^D Z_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.12)$$

dengan

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps} \quad (2.13)$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs} \quad (2.14)$$

dimana $\Phi_P(B^s)$ adalah faktor dari AR musiman, $\Theta_Q(B^s)$ adalah faktor dari MA musiman dan $(1-B^s)^D$ adalah *differencing* musiman s dengan D adalah orde *defferencing*.

f. Model Musimam Multiplikatif

Model musiman multiplikatif dibentuk dari suatu data yang dipengaruhi faktor musiman dan non musiman. Model ARIMA multiplikatif dengan dengan periode musim s dapat dinotasikan sebagai ARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^s$. Model umum ARIMA musiman multiplikatif adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.15)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (2.16)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.17)$$

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{Ps} \quad (2.18)$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs} \quad (2.19)$$

dimana $\phi_p(B)$ adalah faktor dari AR, $\theta_q(B)$ adalah faktor MA, $\Phi_P(B^s)$ adalah faktor dari AR musiman, $\Theta_Q(B^s)$ adalah faktor dari MA musiman, $(1-B)$ adalah *differencing* non musiman dengan d adalah orde *differencing* dan $(1-B^s)^D$ adalah *differencing* musiman s dengan D adalah orde *differencing*.

2.3 Stasioneritas Time Series

Suatu data *time series* yang dapat analisis adalah data yang bersifat stasioner. Stasioner adalah keadaan dimana *mean* dan varians adalah konstan (Bowerman dan O'Connell, 1993) dengan demikian:

Mean dari Z_i :

$$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu \quad (2.12)$$

Varians dari Z_t :

$$E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (2.21)$$

Jika nilai pengamatan sebanyak n terlihat berfluktuasi terhadap nilai varians dan *mean* secara konstan serta tidak tergantung waktu, maka dapat dikatakan bahwa data *time series* tersebut adalah stasioner. Sebaliknya jika nilai pengamatan sebanyak n tidak berfluktuasi terhadap varians dan *mean* secara konstan, maka data *time series* tersebut tidak stasioner (Bowerman dan O'Connell, 1993). Cara untuk mengatasi ketidakstasioneran adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) atau dengan transformasi *Box-cox*. Pembedaan (*differencing*) dilakukan jika data tidak stasioner terhadap *mean*, sedangkan Transformasi *Box-cox* dilakukan jika data tidak stasioner terhadap varians (Cryer & Chan, 2008).

Stasioneritas data dalam *mean* bisa dilakukan dengan identifikasi plot data dan bentuk ACF data. Jika ACF menunjukkan pola yang turun lambat berarti data belum stasioner dalam *mean*. Sehingga dibutuhkan *differencing* agar datanya menjadi stasioner dalam *mean*. Sebaliknya jika ACF menunjukkan pola yang turun cepat maka data sudah stasioner dalam *mean*. Cara yang dilakukan untuk mengatasi kondisi non-stasioner dalam *mean* adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) terhadap data dengan persamaan berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.22)$$

dimana W_t merupakan nilai series Z_t setelah dilakukan *differencing*.

Sedangkan suatu deret waktu Z_t dikatakan tidak stasioner terhadap varians, apabila Z_t berubah sejalan dengan perubahan level $\text{var}(Z_t) = cf(\mu_t)$, dimana c merupakan konstanta. Box dan Cox memberikan suatu ide transformasi terhadap varians yang tidak konstan dengan menggunakan *power transformation* sebagai berikut (Wei, 2006):

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \text{ dimana } \lambda \neq 0 \quad (2.23)$$

λ adalah parameter transformasi, untuk $\lambda = 0$ dilakukan pendekatan berikut :

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} Z_t^{(\lambda)} = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t) \quad (2.24)$$

Secara umum nilai λ dan transformasi yang digunakan sebagai berikut (Wei, 2006).

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

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

2.4 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function*) adalah suatu hubungan linier antara pengamatan pada waktu ke- t (Z_t) dan Z_{t+k} dari proses yang sama yang hanya terpisah k lag waktu. Autokorelasi menunjukkan adanya hubungan antar pengamatan atau dapat dikatakan pengamatan bersifat dependen. Fungsi autokorelasi dari sampel dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.25)$$

dimana $\bar{Z} = \sum_{t=1}^n Z_t / n$, $k = 0, 1, 2, \dots, k$ ($k < n$).

ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yaitu untuk menentukan apakah terdapat model *moving average* atau tidak.

2.5 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial (*Partial Autocorrelation Function*) merupakan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah dependensi linier pada variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k}$ dihilangkan. Fungsi autokorelasi parsial dari sampel dapat dihitung dengan persamaan matematis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\bar{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{kj} \bar{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \bar{\rho}_j} \quad (2.26)$$

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

PACF digunakan untuk mengidentifikasi Model ARIMA yaitu menentukan apakah terdapat model *autoregressive* atau tidak.

2.6 Identifikasi Model ARIMA

Pendugaan model ARIMA dilakukan setelah data stasioner dengan melihat pola ACF ataupun PACF. Pada data yang tidak terdapat faktor musiman, pendugaan model dilakukan dengan memperhatikan kriteria seperti pada tabel berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

Tabel 2.2 Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA Reguler

Model	ACF	PACF
<i>Autoregressive (p)</i>	Turun eksponensial (<i>dies – down</i>)	Terpotong setelah <i>lag-p</i> (<i>cut off after lag-p</i>)
<i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag-q</i> (<i>cut off after lag-q</i>)	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)
<i>Autoregressive-Moving Average (p,q)</i>	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)

Tabel 2.2 (Lanjutan) Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA Reguler

<i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag-q</i> (<i>cut off after lag-q</i>)	Terpotong setelah <i>lag-p</i> (<i>cut off after lag-p</i>)
Tidak ada unsur <i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada ACF	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada PACF

Sedangkan pendugaan model yang terdapat faktor musiman dilakukan dengan memperhatikan kriteria seperti tabel berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

Tabel 2.3 Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA Musiman

Model	ACF	PACF
<i>Autoregressive (p)</i>	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah <i>lag s, 2s, ..., Ps</i> (<i>cut off after lag Ps</i>)
<i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag s, 2s, ..., Ps</i> (<i>cut off after lag Ps</i>)	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)
<i>Autoregressive-Moving Average (p,q)</i>	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)	Turun eksponensial (<i>dies down</i>)
<i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag s, 2s, ..., Ps</i> (<i>cut off after lag Ps</i>)	Terpotong setelah <i>lag s, 2s, ..., Ps</i> (<i>cut off after lag Ps</i>)
Tidak ada unsur <i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada ACF	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada PACF

2.7 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk menaksirkan parameter. Metode tersebut antara lain metode Momen, *Maximum Likelihood Method*, *Nonlinier Estimation*, dan *Least Square* (Wei, 2006). Salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan adalah *conditional least square* (CLS). Metode ini

bekerja dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error* (SSE). Misalkan diterapkan pada model AR(1) dan dinyatakan sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.27)$$

dengan nilai SSE adalah sebagai berikut.

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.28)$$

kemudian diturunkan terhadap μ dan ϕ dan disamakan dengan nol sehingga diperoleh nilai taksiran parameter untuk μ sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (2.29)$$

dan nilai taksiran parameter ϕ didapatkan sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.30)$$

Setelah didapatkan hasil taksiran parameter maka dilakukan pengujian signifikansi parameter. Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter signifikan terhadap model. pengujian signifikansi parameter dapat dinyatakan sebagai berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

Hipotesis:

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

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

dimana β adalah parameter pada model ARIMA

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (2.31)$$

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

dengan:

$SE(\hat{\beta})$: standar *error* dari nilai taksiran β

m : banyaknya parameter yang ditaksir

2.8 Pengujian Asumsi

Asumsi yang harus dipenuhi pada model ARIMA meliputi asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal (Wei, 2006). Berikut adalah pengujian asumsi *white noise* dan uji kenormalan.

a. Pengujian Asumsi Residual *White Noise*

White noise merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual. Untuk menguji apakah residual memenuhi asumsi *white noise* digunakan statistik uji yang diberikan oleh Ljung Box. Hipotesisnya adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual tidak saling berkorelasi)

$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0$ (residual saling berkorelasi), dengan $k = 1, 2, \dots, K$.

Statistik Uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.32)$$

Daerah Penolakan : tolak H_0 , jika nilai dari $Q > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$ atau P-value $< \alpha$

dimana,

p dan q adalah orde ARIMA

n : jumlah observasi dari data *time series*

$\hat{\rho}_k$: taksiran autokorelasi residual *lag* k

b. Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengetahui apakah residual telah berdistribusi normal atau tidak. Berikut adalah perumusan hipotesis dengan menggunakan statistik uji *kolmogorov-smirnov* (Daniel, 1989).

Hipotesis:

$$H_0: F(x) = F_0(x) \text{ (Residual berdistribusi normal)}$$

$$H_1: F(x) \neq F_0(x) \text{ (Residual tidak berdistribusi normal)}$$

Statistik Uji:

$$D = \text{Sup} |F_0(x) - S(x)| \quad (2.33)$$

Daerah penolakan : tolak H_0 , jika nilai dari $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$ atau $P\text{-value} < \alpha$

2.9 Validasi Model

Validasi model digunakan untuk menentukan model terbaik yang akan dipilih. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan dari masing-masing model dugaan. Dalam penelitian ini pemilihan model terbaik melalui pendekatan *out-sample* dengan menggunakan *RMSE* (*Root Mean Square Error*).

RMSE merupakan kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil sisa ramalannya digunakan untuk data *out-sample* dengan rumus sebagai berikut (Gooijer dan Hyndman, 2006).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.34)$$

2.11 Curah Hujan

Curah Hujan adalah ketinggian air hujan yang terkumpul dalam penakar hujan pada tempat yang datar, tidak menyerap, tidak meresap dan tidak mengalir. Unsur hujan 1 milimeter artinya dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar tertampung air hujan setinggi satu milimeter atau tertampung air hujan

sebanyak satu liter (BMKG Denpasar, 2015). Jumlah hujan diukur menggunakan pengukur hujan atau ombrometer. Satuan curah hujan menurut SI adalah milimeter, yang merupakan penyingkatan dari liter per meter persegi. Definisi lain menyebutkan jumlah curah hujan adalah banyaknya endapan yang tertampung pada alat penampung curah hujan dalam periode atau jangka waktu tertentu yang dinyatakan dengan ukuran ketinggiannya dengan ketentuan atau anggapan tidak ada air yang hilang karena penguapan atau perembesan. Jumlah endapan yang sampai ke permukaan bumi dalam suatu periode tertentu dapat digambarkan sebagai air yang menutup secara horizontal pada permukaan bumi (Desak, 2011).

Jenis-jenis hujan berdasarkan besarnya curah hujan (BMKG, 2011) sebagai berikut.

- a. Hujan sedang, 20 hingga 50 mm per hari
- b. Hujan lebat, 50 hingga 100 mm per hari
- c. Hujan sangat lebat, di atas 100 mm per hari.

BMKG menggunakan data dasarian untuk menentukan permulaan awal musim. Dasarian adalah rentang waktu selama 10 hari. Dalam satu bulan dibagi menjadi tiga dasarian yaitu, dasarian I (tanggal 1 sampai dengan 10), dasarian II (tanggal 11 sampai dengan 20), dasarian III (tanggal 21 sampai dengan akhir bulan). Permulaan musim kemarau ditetapkan berdasarkan jumlah curah hujan dalam satu dasarian kurang dari 50 milimeter dan diikuti oleh beberapa dasarian berikutnya. Musim hujan ditetapkan berdasarkan jumlah curah hujan dalam satu dasarian sama atau lebih dari 50 milimeter dan diikuti oleh beberapa dasarian berikutnya. Permulaan awal musim ini bisa terjadi lebih awal (maju), sama atau lebih lambat (mundur) dari normalnya (BMKG Denpasar, 2015).

(Halaman Ini Sengaja Dikosongkan)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Pekerjaan Umum Pengairan Kabupaten Lamongan dengan unit penelitian berupa data curah hujan dasarian di tiga stasiun pengukuran di Kabupaten Lamongan pada Januari 2008 sampai Desember 2015. Data curah hujan ini kemudian dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* dimulai dari tahun 2008 hingga 2014, sedangkan data *out-sample* adalah data tahun 2015.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Keterangan
1	$Z_{1,t}$	Curah hujan di Stasiun pengukuran Gondang
2	$Z_{2,t}$	Curah hujan di Stasiun pengukuran Bluluk
3	$Z_{3,t}$	Curah hujan di Stasiun pengukuran Bluri

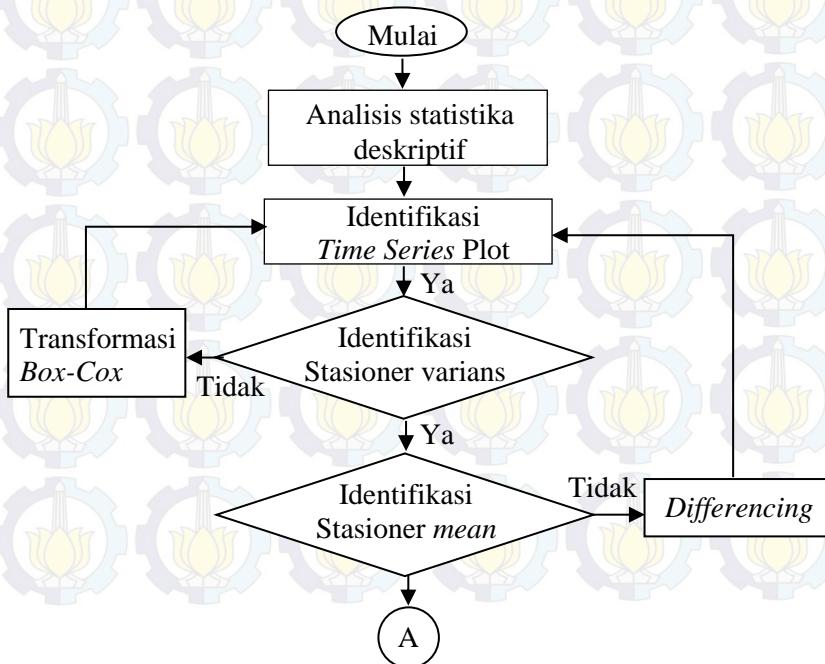
3.3 Langkah Analisis

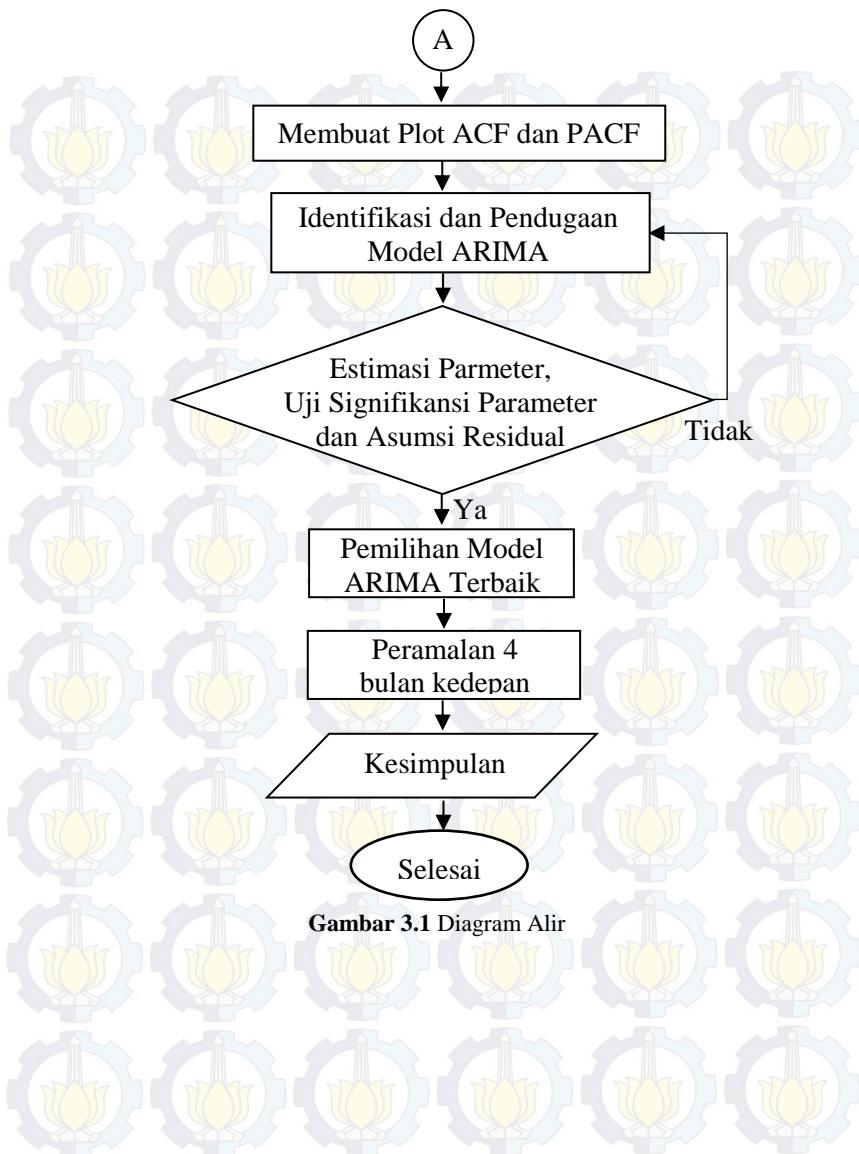
Berikut langkah-langkah dalam analisis data.

1. Melakukan analisis statistika deskriptif dengan melihat nilai *mean* (rata-rata), standar deviasi dan nilai maksimum serta minimum pada data curah hujan di tiga stasiun pengukuran di Kabupaten Lamongan
2. Membuat *time series* plot pada data *in-sample* untuk melakukan identifikasi pola *time series* data curah hujan di tiga stasiun pengukuran di Kabupaten Lamongan
3. Melakukan identifikasi stasioneritas data. Jika terindikasi bahwa data tidak stasioner terhadap varians maka dilakukan transformasi box-cox. Jika tidak stasioner terhadap *mean* maka dilakukan *differencing*.
4. Membuat plot ACF dan PACF

5. Identifikasi dan pendugaan model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF
6. Estimasi parameter, pengujian signifikansi parameter dan asumsi pada model-model yang terbentuk
7. Melakukan peramalan dari data *in-sample* yang telah signifikan dan memenuhi asumsi. Peramalan dilakukan sebanyak periode *out-sample*
8. Menghitung nilai *RMSE*. Membandingkan nilai *RMSE* pada setiap model. Model yang terbaik akan digunakan untuk prediksi kedepan
9. Setelah terpilih satu model yang terbaik, maka peramalan kedepan dilakukan dengan melibatkan semua data. Peramalan dilakukan untuk curah hujan pada bulan Januari sampai April tahun 2016.

Adapun diagram alir berdasarkan langkah analisis yang telah diuraikan adalah sebagai berikut.





Gambar 3.1 Diagram Alir

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dibahas mengenai hasil analisis peramalan curah hujan di Kabupaten Lamongan dengan menggunakan ARIMA Box-Jenkins. Pembahasan dimulai dengan menampilkan statistika deskriptif untuk mengetahui karakteristik dari curah hujan di Kabupaten Lamongan. Kemudian dilanjutkan dengan pemodelan dan peramalan curah hujan di Kabupaten Lamongan dengan menggunakan ARIMA Box-Jenkins.

4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Lamongan

Karakteristik curah hujan di Kabupaten Lamongan dapat dilihat melalui statistika deskriptif. Berikut adalah beberapa ukuran statistika deskriptif curah hujan di Kabupaten Lamongan dari tahun 2008 sampai 2015. Data yang digunakan adalah data dasarian dengan satuan mm.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Curah Hujan di Kabupaten Lamongan

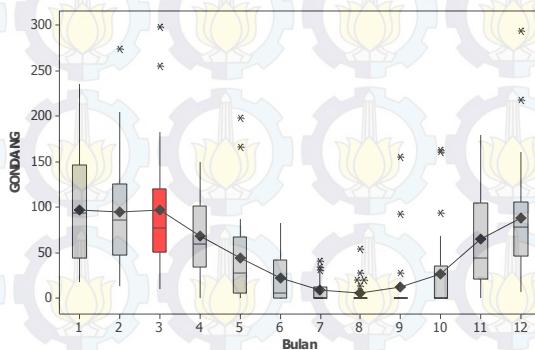
Stasiun pengukuran curah hujan	Rata-rata	Standart deviasi	Minimum	Maksimum
Gondang	52,03	59,58	0	298
Bluluk	70,85	86,21	0	514
Bluri	43,20	52,04	0	257

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan di tiga stasiun pengukuran curah hujan di Kabupaten Lamongan berbeda. Curah hujan tertinggi di stasiun pengukuran Bluluk kemudian dilanjutkan di stasiun pengukuran Gondang dan stasiun pengukuran Bluri merupakan stasiun pengukuran yang menampung curah hujan dengan rata-rata terendah. Hal ini menunjukkan bahwa semakin ke selatan curah hujan di Kabupaten Lamongan semakin tinggi, dimana stasiun pengukuran bluluk terletak di Kecamatan bluluk yang berada di wilayah selatan Kabupaten Lamongan. Bergeser sedikit ke utara yaitu stasiun pengukuran Gondang yang terletak di Kecamatan Sugio sedangkan yang paling utara yaitu stasiun pengukuran Bluri yang terletak di Kecamatan Solokuro.

Penyebaran curah hujan di Kabupaten Lamongan relatif besar, hal itu dapat dilihat dari nilai standar deviasi di masing-masing stasiun pengukuran curah hujan di Kabupaten lamongan. Seperti halnya rata-rata, standar deviasi terbesar terdapat di stasiun pengukuran Bluluk, kemudian stasiun pengukuran Gondang dan stasiun pengukuran Bluri dengan standar deviasi terkecil. Curah hujan tertinggi yang pernah terjadi di stasiun pengukuran Godang sebanyak 298 mm dalam sepuluh hari. Berbeda dengan stasiun pengukuran Bluluk, curah hujan tertinggi mencapai 514 mm dalam sepuluh hari sedangkan di stasiun pengukuran Bluri curah hujan teringgi sebanyak 257 mm. Hujan pernah tidak terjadi di ketiga stasiun pengukuran dengan curah hujan mencapai 0 mm, hal ini pastinya terjadi pada musim kemarau. Setelah mengetahui karakteristik curah hujan dari tahun 2008 sampai tahun 2015, selanjutnya akan ditampilkan mengenai karakteristik di masing-masing stasiun pengukuran curah hujan setiap bulan dan tahunnya.

a. Stasiun Pengukuran Gondang

Berikut adalah karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Gondang tiap bulannya melalui visualisasi *Boxplot*.

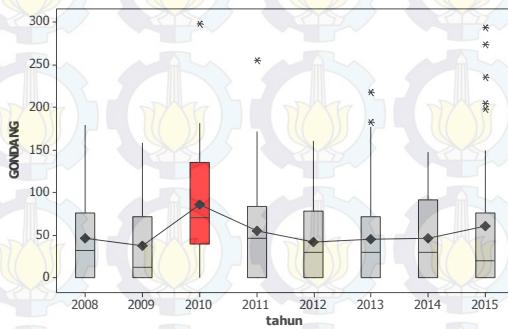


Gambar 4.1 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Tiap Bulannya

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa dari tahun 2008 sampai 2015 siklus musim hujan di stasiun pengukuran Gondang terjadi

pada bulan November sampai bulan April, sedangkan musim kemarau terjadi pada bulan Mei hingga bulan Oktober, dimana pada Gambar 4.1 ditunjukkan bahwa curah hujan akan mulai tinggi pada bulan November yang akan selalu naik pada bulan Maret. Kemudian curah hujan akan semakin menurun sampai bulan Agustus.

Curah hujan tertinggi terjadi di bulan Maret rata-rata curah hujan mencapai 96,67 mm sedangkan terendah pada bulan Agustus dengan rata-rata curah hujan hanya 5,58 mm. Curah hujan tertinggi pernah terjadi di bulan Maret dengan curah hujan mencapai 298 mm. Berikut juga akan ditampilkan karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Gondang tiap tahunnya.

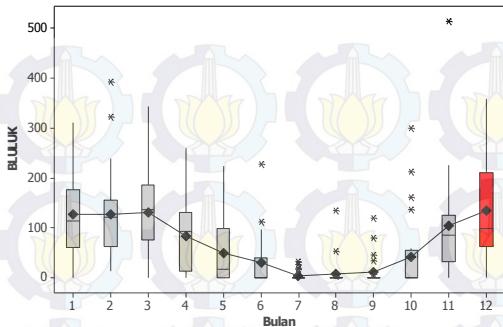


Gambar 4.2 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Tiap Tahunnya

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa curah hujan tertinggi terjadi pada tahun 2010 dengan rata-rata curah hujan mencapai 85,47 mm, dimana pada tahun 2010 selalu terjadi hujan tiap sepuluh harinya. Sedangkan curah hujan terendah terjadi di tahun 2009 dengan rata-rata curah hujan sebesar yang 37,22 mm. Curah hujan tertinggi yang terjadi pada tahun 2010 dengan curah hujan mencapai 298 mm.

b. Stasiun Pengukuran Bluluk

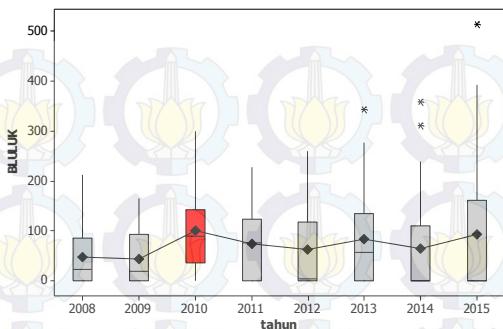
Setelah karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Gondang, berikut adalah karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk.



Gambar 4.3 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Tiap Bulannya

Seperti pada stasiun pengukuran Gondang, musim hujan di stasiun pengukuran bluluk juga terjadi pada bulan November sampai bulan April, sedangkan musim kemarau terjadi pada bulan Mei hingga bulan Oktober. Hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.3, dimana curah hujan mulai tinggi pada bulan November dan selalu tinggi sampai bulan April, tetapi pada bulan Mei curah hujan mulai rendah hingga bulan Oktober.

Curah hujan tertinggi di stasiun Bluluk terjadi pada bulan Desember dimana rata-rata curah hujan mencapai 133,79 mm, sedangkan curah hujan terendah terjadi pada bulan Juli dengan rata-rata curah hujan hanya sebesar 3,87 mm. Hujan paling lebat pernah terjadi di stasiun pengukuran Bluluk pada bulan November dengan curah hujan mencapai 514 mm. Berikut adalah karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk setiap tahunnya.

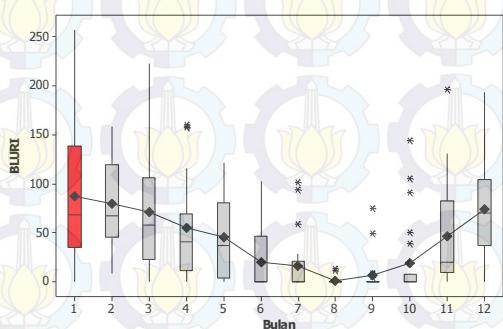


Gambar 4.4 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Tiap Tahunnya

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa pada tahun 2010 hujan selalu terjadi hujan di stasiun pengukuran Bluluk, hal tersebut dapat dilihat dimana nilai kuartil satu tidak berada pada angka nol. Hujan tertinggi juga terjadi pada tahun 2010 dengan rata-rata curah hujan sebesar 99,75 mm sedangkan curah hujan terendah terjadi pada tahun 2009 dengan rata-rata curah hujan sebesar 42,22 mm. Hujan paling lebat pernah terjadi di stasiun pengukuran pada tahun 2015 dengan curah hujan mencapai 514 mm.

c. Stasiun Pengukuran Bluri

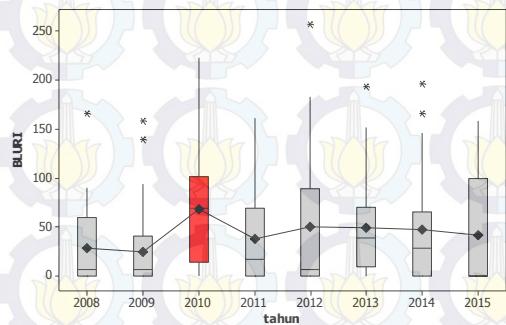
Stasiun pengukuran curah hujan berikutnya yaitu stasiun pengukuran Bluri. Berikut adalah karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk.



Gambar 4.5 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Tiap Bulannya

Gambar 4.5 menunjukkan penyebaran curah hujan setiap bulannya di stasiun pengukuran Bluri dari tahun 2008 sampai tahun 2015. Berbeda dengan stasiun pengukuran curah hujan Gondang dan stasiun pengukuran Bluluk, terdapat perbedaan siklus musiman pada stasiun pengukuran bluri. Musim hujan terjadi mulai bulan November sampai bulan Mei, sedangkan musim kemarau terjadi pada bulan Juni sampai Oktober. Hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.5 dimana pada bulan Mei curah hujan relatif masih tinggi dan baru mulai merendah pada bulan Juni.

Curah Hujan tertinggi terjadi pada bulan Januari dengan rata-rata curah hujan sebesar 87 mm, sedangkan curah hujan terendah terjadi pada bulan Agustus dengan rata-rata curah hujan 1 mm. Curah hujan tertinggi yang pernah terjadi di stasiun pengukuran Bluri sebesar 196 mm pada bulan November. Selanjutnya karakteristik curah hujan di stasiun pengukuran Bluri setiap tahunnya.



Gambar 4.6 Boxplot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Tiap Tahunnya

Gambar 4.6 menunjukkan penyebaran curah hujan di stasiun pengukuran Bluri setiap tahunnya dari tahun 2008 sampai tahun 2015. Dapat dilihat bahwa di tahun 2010 kejadian yang sama seperti di stasiun pengukuran gondang dan Bluluk terjadi di stasiun pengukuran Bluri, dimana pada tahun 2010 selalu terjadi hujan di Kabupaten Lamongan. Dapat dikatakan bahwa di tahun 2010 Kabupaten Lamongan selalu mengalami hujan tiap sepuluh harinya. Curah hujan tertinggi juga terjadi di tahun 2010 dengan rata-rata

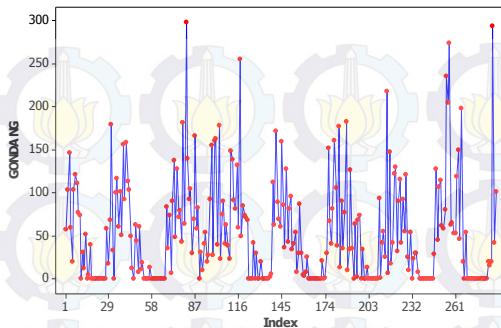
curah hujan sebesar 67,75 mm sedangkan curah hujan terendah terjadi pada tahun 2009 dengan rata-rata curah hujan sebesar 24,83 mm. Hujan terlebat pernah terjadi pada tahun 2012 dengan curah hujan mencapai 257 mm.

4.2 Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang dengan Menggunakan ARIMA

Dalam memodelkan curah hujan di Stasiun Pengukuran Gondang terdapat beberapa proses yang dilakukan. Proses yang pertama yaitu indentifikasi *time series plot*, setelah identifikasi *time series plot* data akan dibagi menjadi dua yaitu *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* digunakan untuk mendapatkan model dugaan ARIMA sedangkan data *out-sample* digunakan untuk mendapatkan model terbaik. Setelah data dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-sample* maka dilanjutkan identifikasi stasioneritas data. Apabila data telah stasioner (*mean* dan varians) maka dapat dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Setelah itu dilakukan estimasi parameter, uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual. Jika terdapat beberapa model yang signifikan dan memenuhi asumsi residual maka dilakukan pemilihan model terbaik untuk mendapatkan model yang paling tepat untuk dilakukan peramalan kedepan.

4.2.1 Identifikasi *Time Series Plot*

Tahap pertama dalam analisis *time series* adalah identifikasi melalui plot data. Tahap ini dilakukan untuk mengetahui bentuk pola data. Berikut adalah *time series plot* curah hujan di stasiun pengukuran Gondang.

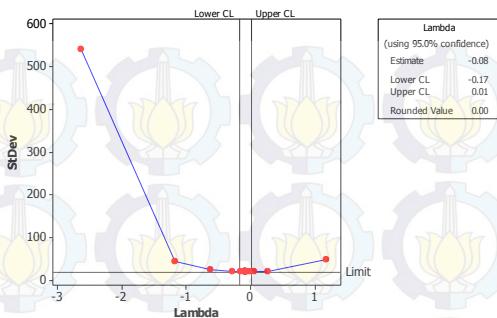


Gambar 4.7 *Time Series Plot* Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun pengukuran Gondang fluktuatif dari tahun 2008 sampai tahun 2015. Selain itu curah hujan tertinggi cenderung terjadi pada bulan bulan tertentu, walaupun curah hujan yang tinggi tidak selalu terdapat pada bulan tersebut saja. Hal tersebut dapat dilihat pada bulan maret yang hampir setiap tahunnya selalu memiliki curah hujan yang tinggi. Pola tersebut mengidentifikasi bahwa terdapat pola musimam curah hujan di stasiun pengukuran Gondang.

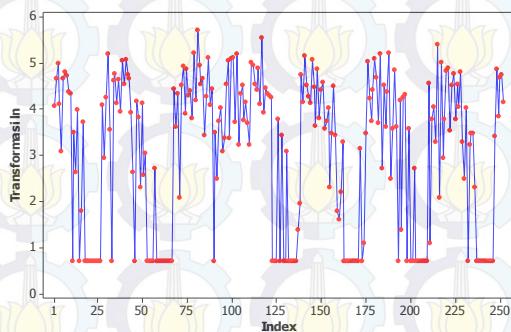
4.2.2 Identifikasi Stasioner Time Series

Identifikasi stationeritas data *time series* dilakukan untuk mengetahui apakah data telah stasioner (dalam varians dan *mean*) atau belum. Stasioner dalam varians dapat dilihat dari nilai λ pada Box-Cox *transformation*. Berikut adalah Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang.



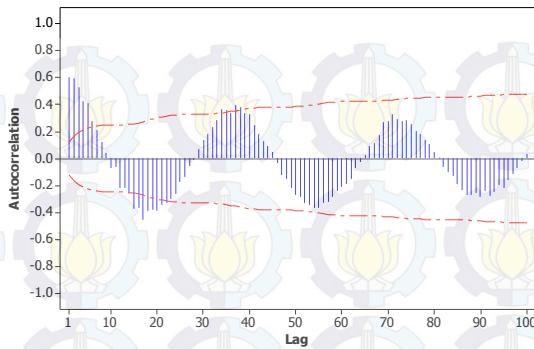
Gambar 4.8 Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Gondang memiliki nilai λ sebesar 0, nilai *lower CL* sebesar -0,17 dan nilai *upper CL* sebesar 0,01. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam varians. Oleh karena itu perlu dilakukan transformasi $\ln(Z_t)$, karena nilai λ sebesar 0. Berikut adalah *time series* plot curah hujan di stasiun pengukuran Gondang setelah transformasi \ln .



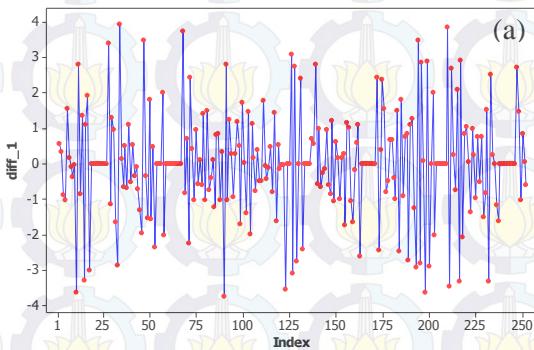
Gambar 4.9 Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Transformasi \ln

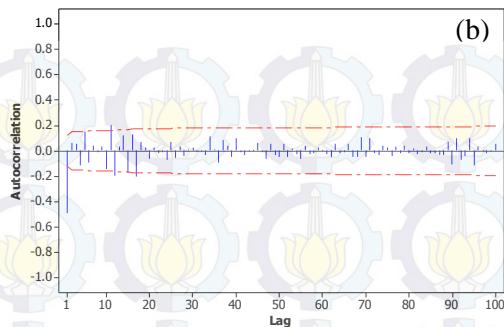
Setelah transformasi dilakukan, dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam varians. Hal tersebut dapat dilihat dari *time series plot* pada Gambar 4.9. Selanjutnya identifikasi stasioner dalam *mean*. Stasioner dalam *mean* dapat dilihat dari plot ACF.



Gambar 4.10 Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Gondang belum stasioner dalam *mean* karena lag-lag pada plot ACF turun secara lambat. Oleh karena itu diperlukan proses *differencing*. Berikut adalah *time series plot* dan plot ACF setelah dilakukan proses *differencing* pada lag 1.



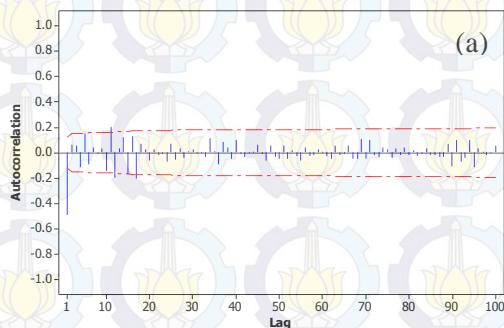


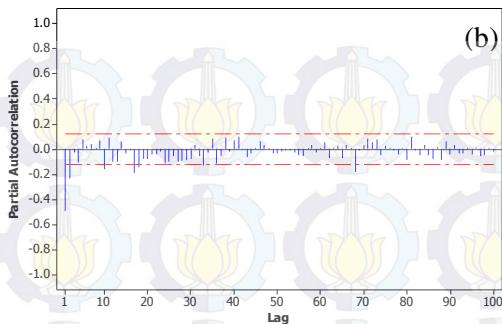
Gambar 4.11 Time Series Plot dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses Differencing : Time Series Plot (a), ACF (b)

Gambar 4.11 (a) menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Gondang berfluktuatif di sekitas garis mean. Gambar 4.11 (b) menunjukkan bahwa lag-lag pada ACF telah turun cepat. Hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*.

4.2.3 Identifikasi Model ARIMA

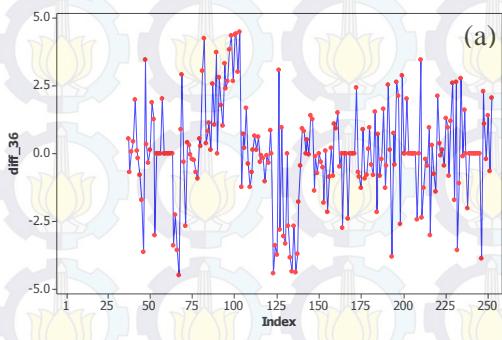
Identifikasi model ARIMA dilakukan untuk mendapatkan dugaan model ARIMA. Identifikasi dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Pada tahap sebelumnya didapatkan bahwa data stasioner setelah proses *differencing*. Berikut adalah plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Pengukuran Gondang setelah proses *differencing* lag 1.

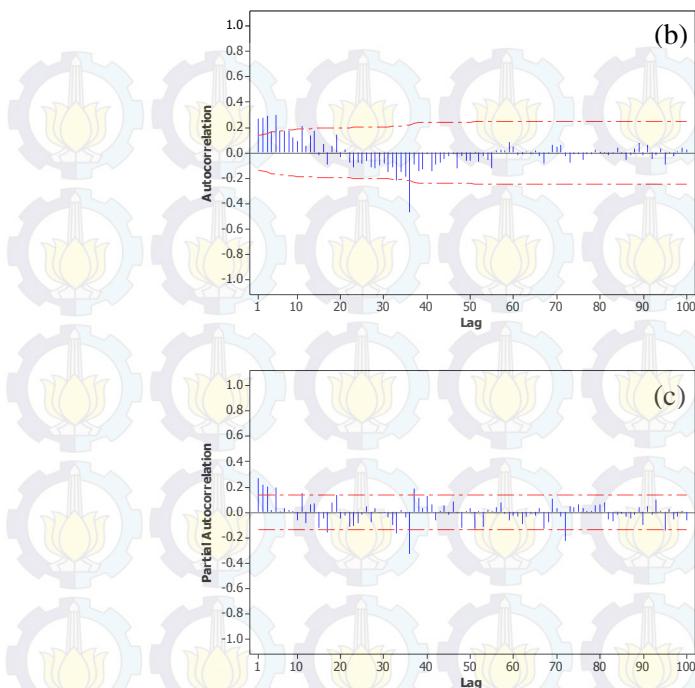




Gambar 4.12 Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses Differencing : ACF (a), PACF (b)

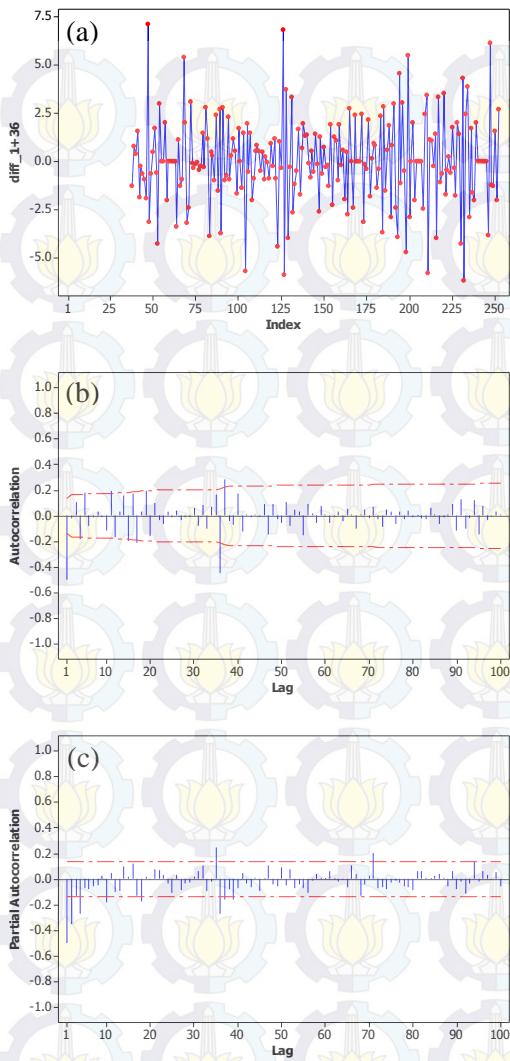
Model dugaan yang terbentuk dari plot ACF dan PACF pada Gambar 4.12 adalah ARIMA(2,1,[17]). Walaupun data telah stasioner dalam *mean* dan varians setelah dilakukan proses *differencing* regular pada lag 1, namun pada proses identifikasi *time series plot* diduga model memiliki pola musiman. Oleh karena itu perlu dilakukan *differencing* sesuai dengan kelipatan orde musimannya pada yaitu yang telah stasioner dalam varians, yaitu lag 36. *Differencing* dilakukan pada data yang telah stasioner dalam varians. Berikut adalah plot *time series*, ACF dan PACF setelah *differencing* pada lag 36.





Gambar 4.13 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses Differencing Musiman:
Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)

Model dugaan yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4.13 adalah ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶, ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0)³⁶, ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(0,1,1)³⁶. Setelah model didapatkan dari *differencing* musiman pada data yang telah stasioner dalam varians, maka perlu dilakukan *differencing* musiman pada data yang telah dilakukan *differencing* pada lag 1. Hal ini dilakukan untuk mencari model dugaan pada data yang telah mendapatkan dua kali *differencing*, yaitu *differencing* regular pada lag 1 dan *differencing* musiman pada lag 36. Berikut adalah *time series plot*, plot ACF dan PACF.



Gambar 4.14 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman :
Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)

Model dugaan yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4.14 adalah ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶.

4.2.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah mendapatkan model dugaan ARIMA, selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Metode yang dilakukan dalam estimasi parameter adalah *Conditional Least Square* (CLS). Estimasi dan pengujian parameter pada masing-masing model ARIMA dinyatakan dengan Hipotesis sebagai berikut.

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

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

dimana β adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan α sebesar 5 %. Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2;n-m}$. Hasil estimasi dan pengujian parameter adalah sebagai berikut.

Tabel 4.2 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	Parameter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Keputusan
ARIMA (2,1,[17])	ϕ_1	-0,61787	-10,08	1,9696	Signifikan
	ϕ_2	-0,27006	-4,32	1,9696	Signifikan
	θ_{17}	0,20438	3,11	1,9696	Signifikan
ARIMA (1,0,1)(2,1,0) ³⁶	ϕ_1	0,91940	18,18	1,9712	Signifikan
	θ_1	0,75533	8,96	1,9712	Signifikan
	Φ_1	-0,68036	-9,97	1,9712	Signifikan
	Φ_2	-0,37366	-4,82	1,9712	Signifikan
ARIMA ([1,2,3,11,17],0,0) (2,1,0) ³⁶	ϕ_1	0,16025	2,40	1,9714	Signifikan
	ϕ_2	0,16614	2,49	1,9714	Signifikan
	ϕ_3	0,16782	2,45	1,9714	Signifikan
	ϕ_{11}	0,16615	2,56	1,9714	Signifikan
	ϕ_{17}	-0,14731	-2,25	1,9714	Signifikan
	Φ_1	-0,65249	-9,47	1,9714	Signifikan
	Φ_2	-0,37768	-4,94	1,9714	Signifikan

Tabel 4.2 (Lanjutan) Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	Param-eter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Kepu-tusan
ARIMA ([1,2,3,11,17],0,0) $(0,1,1)^{36}$	ϕ_1	0,18032	2,70	1.9713	Signifikan
	ϕ_2	0,13856	2,06	1.9713	Signifikan
	ϕ_3	0,15846	2,31	1.9713	Signifikan
	ϕ_{11}	0,15732	2,41	1.9713	Signifikan
	ϕ_{17}	-0,16494	-2,51	1.9713	Signifikan
	Θ_1	0,66856	11,55	1.9713	Signifikan
	θ_1	0,82924	21,64	1.9712	Signifikan
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{36}$	Θ_1	0,66640	11,59	1.9712	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.2 dapat dilihat bahwa semua parameter pada semua model dugaan signifikan karena nilai absolut t lebih besar dari nilai t_{tabel} . Maka semua model tersebut dapat digunakan.

4.2.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi yang harus terpenuhi yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*, sedangkan asumsi distribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pemeriksaan asumsi *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesos sebagai berikut.

H_0 : Residual data *white noise*

H_1 : Residual data tidak *white noise*

dengan taraf signifikansi α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$. Hasil uji *Ljung-Box* pada masing-masing variabel akan ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4.3 Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA $(2,1,[17])$	6	4,32	3	7,815	<i>white noise</i>
	12	13,25	9	21,026	<i>white noise</i>

Tabel 4.3 (Lanjutan) Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA (2,1,[17])	18	23,89	15	24,996	white noise
	24	28,39	21	32,996	white noise
	30	29,63	27	40,113	white noise
	36	39,83	33	47,4	white noise
	42	51,92	39	54,572	white noise
	48	56,07	46	62,830	white noise
ARIMA (1,0,1)(2,1,0) ³⁶	6	2,14	2	5,991	white noise
	12	8,82	8	15,507	white noise
	18	23,72	14	23,685	Tidak white noise
	24	29,21	20	31,410	white noise
	30	31,16	26	38,885	white noise
	36	34,58	32	46,194	white noise
ARIMA ([1,2,3,11,17],0,0) (2,1,0) ³⁶	42	41,33	38	53,384	white noise
	6	-	0	-	-
	12	6,32	5	11,070	white noise
	18	16,71	11	19,675	white noise
	24	22,58	17	27,587	white noise
	30	23,87	23	35,172	white noise
ARIMA ([1,2,3,11,17],0,0) (0,1,1) ³⁶	36	27,81	29	42,557	white noise
	42	33,58	35	49,802	white noise
	6	-	0	-	-
	12	6,45	6	12,592	white noise
	18	18,38	12	21,026	white noise
	24	24,13	18	28,869	white noise
ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ³⁶	30	25,55	24	36,415	white noise
	36	29,17	30	43,773	white noise
	42	34,47	36	50,998	white noise
	6	2,04	4	9,488	white noise
	12	9,09	10	18,307	white noise
	18	26,21	16	26,296	white noise
	24	31,93	22	33,924	white noise
	30	33,65	28	41,337	white noise

Tabel 4.3 (Lanjutan) Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{36}$	36	38,74	34	48,602	<i>white noise</i>
	42	45,26	40	55,758	<i>white noise</i>

Berdasarkan tabel 4.3 didapatkan empat model yang memenuhi asumsi *white noise* dan satu model yang tidak *white noise*. Model ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶ tidak *white noise* pada lag 18 karena nilai χ^2 lebih besar dari nilai χ^2_{tabel} , sehingga model tersebut tidak dapat digunakan. Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada model yang memenuhi asumsi *white noise*. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: F(x) = F_0(x)$ (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ (Residual tidak berdistribusi normal)

dengan taraf signifikan α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai dari $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$. Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* adalah sebagai berikut.

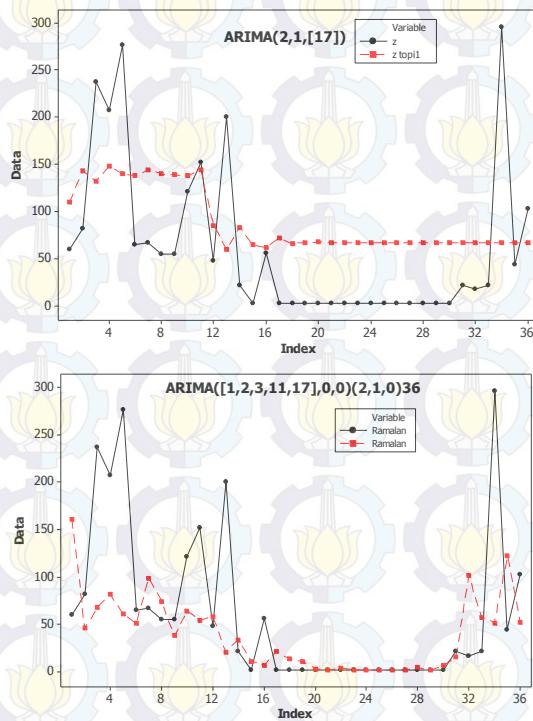
Tabel 4.4 Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun pengukuran Gondang

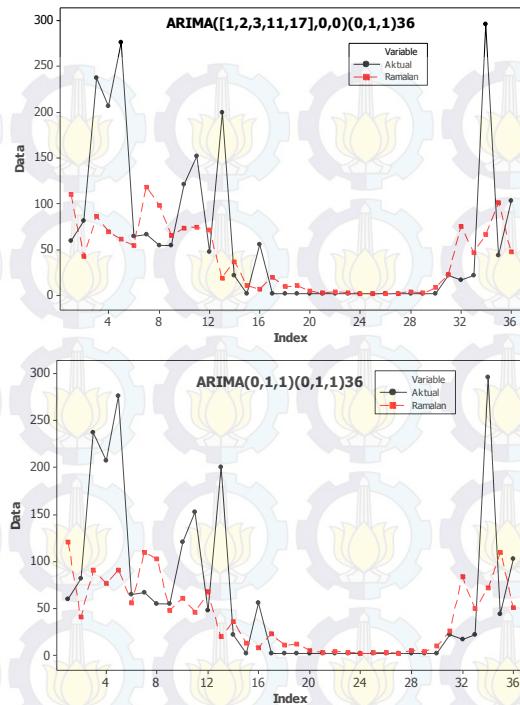
Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA $(2,1,[17])$	0,0583	0.085842	Berdistribusi Normal
ARIMA $([1,2,3,11,17],0,0)$ $(2,1,0)^{36}$	0,040126	0.092536	Berdistribusi Normal
ARIMA $([1,2,3,11,17],0,0)$ $(0,1,1)^{36}$	0, 043166	0.092536	Berdistribusi Normal
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{36}$	0,06234	0.092751	Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.4 dapat dilihat bahwa pada semua model didapatkan nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih kecil dari nilai tabelnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual data telah berdistribusi normal.

4.2.6 Pemilihan Model Terbaik

Setelah mendapatkan beberapa model dugaan yang telah signifikan dan memenuhi asumsi, maka selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik digunakan untuk mendapatkan model yang paling akurat diantara model-model lainnya. Dalam penelitian ini pemilihan model terbaik menggunakan kriteria *out-sample*. Berikut adalah visualisasi antara ramalan dari data *in-sample* dan data *out-sample*.





Gambar 4.15 Perbandingan Antara Ramalan dari Data *In-sample* dan Data Aktual *Out-sample* pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Gondang

Gambar 4.15 menunjukkan perbandingan antara ramalan dan data aktual pada masing-masing model yang didapatkan. Dapat dilihat bahwa model dengan efek musiman mampu membaca pola musiman, hal tersebut terlihat pada model ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶, ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0)³⁶, ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(0,1,1)³⁶ dan (0,1,1)(0,1,1)³⁶. Berbeda dengan model regular ARIMA yang hanya mampu memberikan ramalan yang cukup akurat hanya sampai data ke 12, setelah itu ramalan cenderung flat. Berikut adalah nilai RMSE untuk mendapatkan model terbaik dari masing-masing model tersebut.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang

Model Dugaan	RMSE
ARIMA(2,1,[17])	77,12
ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0) ³⁶	79,64
ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0) ³⁶	75,2
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ³⁶	73,7

Berdasarkan tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai RMSE terkecil adalah pada model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶, Sehingga model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ di gunakan untuk peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang.

Penulisan model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ secara matematis adalah sebagai berikut.

$$(1-B)(1-B^{36})\dot{Z}_t = (1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{36})a_t$$

$$(1-B-B^{36}+B^{37})\dot{Z}_t = (1-\theta_1 B-\Theta_1 B^{36}+\theta_1 \Theta_1 B^{37})a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} + \dot{Z}_{t-36} - \dot{Z}_{t-37} - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-36} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-37} + a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} + \dot{Z}_{t-36} - \dot{Z}_{t-37} - 0,82924a_{t-1} - 0,66640a_{t-36} + 0,5526a_{t-37}$$

dimana nilai \dot{Z}_t merupakan nilai transformasi ln, untuk mengembalikan ke nilai aslinya harus kembalikan dengan $\exp(\hat{Z}_t)$.

Model tersebut menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun pengukuran Gondang pada dasarian ke- t dipengaruhi oleh curah hujan pada 1 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 36 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 37 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 1 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 36 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 37 dasarian sebelumnya dan kesalahan peramalan pada waktu ke- t .

4.2.7 Peramalan

Setelah mendapatkan model terbaik pada langkah sebelumnya, selanjutnya dilakukan peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang. Peramalan dilakukan selama 4 bulan kedepan, yaitu pada bulan Januari, Februari, Maret dan April 2016.

Berikut adalah hasil peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang selama 4 bulan kedepan.

Tabel 4.6 Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang

Bulan	Dasarian ke	Ramalan
Januari	1	72
	2	38
	3	95
Februari	1	80
	2	97
	3	44
Maret	1	71
	2	63
	3	38
April	1	57
	2	49
	3	45

Berdasarkan tabel 4.6 dapat dilihat bahwa curah hujan dari bulan Januari sampai April cenderung menurun. Curah hujan yang cukup tinggi akan terjadi di bulan Februari dan akan semakin menurun di bulan-bulan selanjutnya. Pada bulan April curah hujan berada di bawah 50 mm, hal ini menunjukkan pada bulan April musim kemarau akan mulai terjadi hingga bulan-bulan berikutnya.

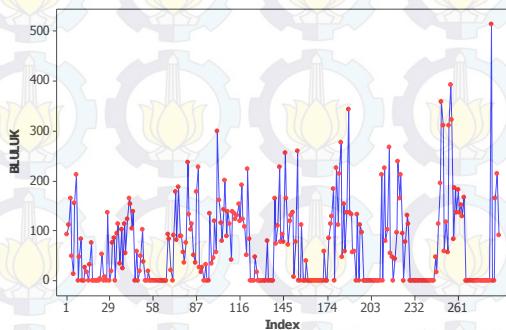
4.3 Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk dengan Menggunakan ARIMA

Setelah mendapat model ARIMA terbaik dan hasil ramalan di stasiun pengukuran Gondang, selanjutnya dilakukan pemodelan dan peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk. Seperti pada peramalan sebelumnya, diperlukan beberapa langkah untuk mendapatkan model dan hasil peramalan curah hujan. Langkah pertama dimulai dari identifikasi *time series plot* dan data dibagi menjadi *in-sample* dan *out-sample*. Setelah itu dilakukan identifikasi stasioner *time series*. Apabila data telah stasioner (*mean* dan *varians*) maka dapat dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Setelah itu dilakukan estimasi

parater, uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual. Jika terdapat beberapa model yang signifikan dan memenuhi asumsi, maka dilakukan pemilihan model terbaik untuk mendapatkan model yang paling tepat untuk dilakukan peramalan kedepan.

4.3.1 Identifikasi Time Series Plot

Identifikasi *time series plot* dilakuakn untuk mengetahui pola data pada data *time series*. Berikut adalah adalah pola curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk.

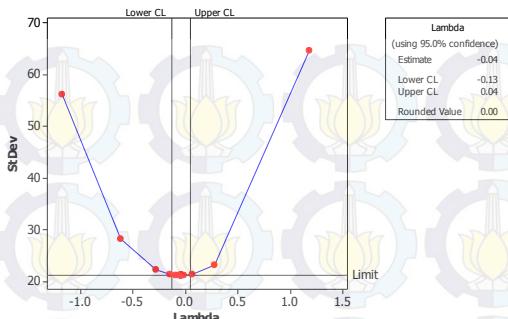


Gambar 4.16 *Time Series Plot* Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Gambar 4.16 menunjukkan *time series plot* curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk dari tahun 2008 sampai tahun 2015. Dapat dilihat bahwa curah hujan cenderung fluktuatif. Curah hujan tertinggi cenderung terjadi pada bulan-bulan tertentu, walaupun curah hujan yang tinggi tidak selalu terdapat pada bulan tersebut saja. Seperti pada stasiun pengukuran Gondang, pada setiap bulan maret curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk hampir setiap tahunnya selalu tinggi. Hal ini mengidentifikasi bahwa terdapat pola musimam curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk.

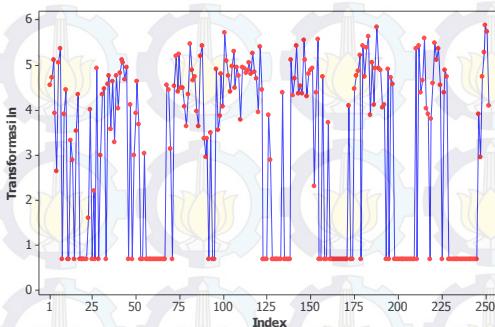
4.3.2 Identifikasi Stasioner *Time Series*

Pada pemodelan ARIMA, data harus stasioner (dalam varians dan *mean*). Oleh karena itu perlu adanya proses identifikasi stasioner *time series*. Stasioner dalam varians dapat dilihat dari nilai λ pada Box-Cox *transformation*. Berikut adalah Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk.



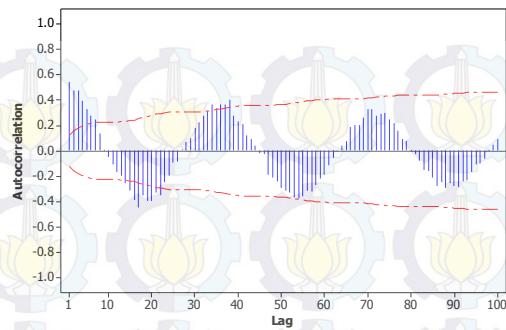
Gambar 4.17 Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Berdasarkan Gambar 4.17 dapat disimpulkan curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk belum stasioner dalam varians, karena nilai λ sebesar 0, nilai *lower CL* sebesar -0,13 dan nilai *upper CL* sebesar 0,04. Berdasarkan nilai λ sebesar 0, maka perlu dilakukan transformasi $\ln(Z_t)$. Berikut adalah *time series* plot curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk setelah transformasi \ln .



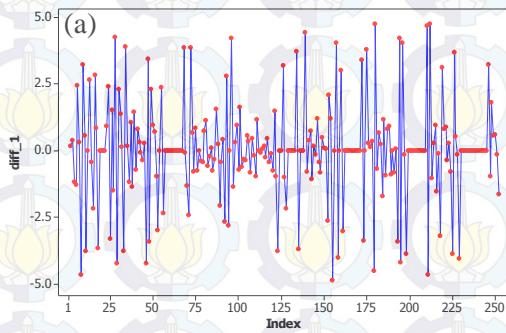
Gambar 4.18 *Time Series Plot* Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk
Setelah Transformasi \ln

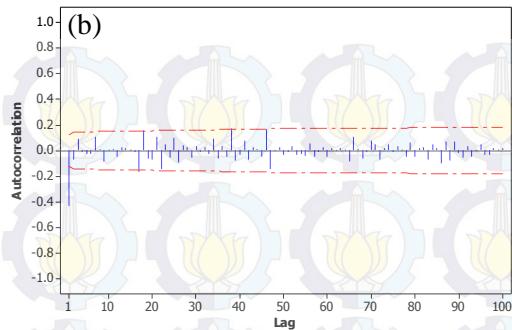
Setelah transformasi dilakukan, dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam varians. Hal tersebut dapat dilihat dari *time series plot* pada Gambar 4.18. Selanjutnya identifikasi stasioner dalam *mean*. Stasioner dalam *mean* dapat dilihat dari plot ACF.



Gambar 4.19 Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Gambar 4.19 menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk belum stasioner dalam *mean* karena lag-lag pada plot ACF turun secara lambat. Oleh karena itu diperlukan proses *differencing*. Berikut adalah *time series plot* dan plot ACF setelah dilakukan proses *differencing* pada lag 1.



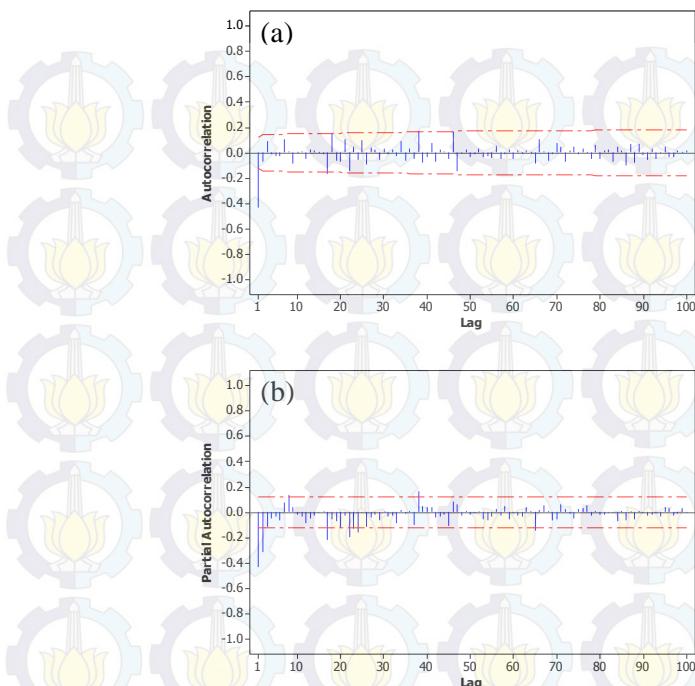


Gambar 4.20 Time Series Plot dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing : Time Series Plot (a), ACF (b)

Gambar 4.20 (a) menunjukkan pola curah hujan setelah proses *differencing* pada lag 1. Pola plotnya menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk berfluktuatif di sekitar garis mean. Gambar 4.9 (b) menunjukkan bahwa lag-lag pada ACF telah turun cepat. Hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*.

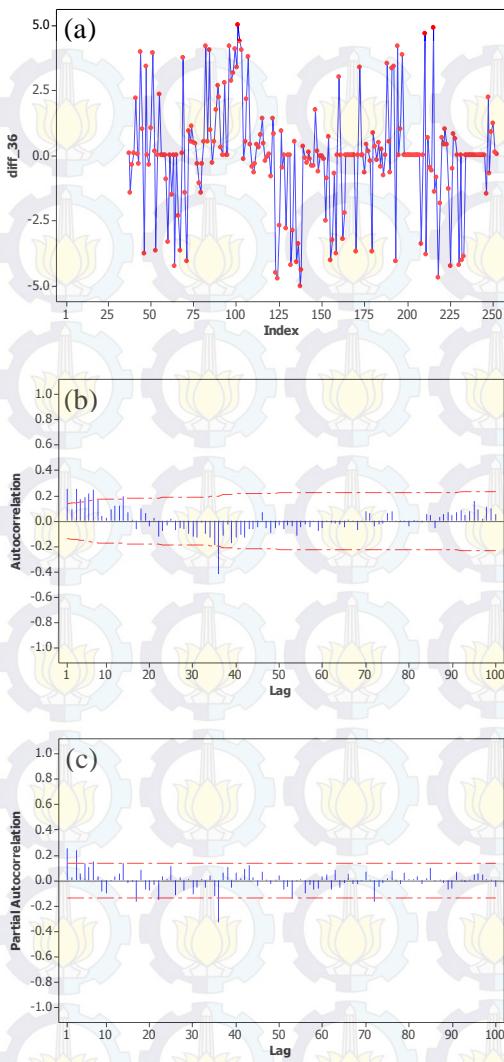
4.3.3 Identifikasi Model ARIMA

Setelah didapatkan bahwa model telah stasioner dalam varians dan *mean*, maka selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA untuk mendapatkan model dugaan ARIMA. Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Pada tahap sebelumnya didapatkan data stasioner setelah dilakukan proses transformasi dan *differencing*. Oleh karena itu plot ACF dan PACF yang diidentifikasi adalah plot ACF dan PACF pada data yang telah dilakukan transformasi dan *differencing*. Berikut adalah plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk setelah proses *differencing* lag 1.



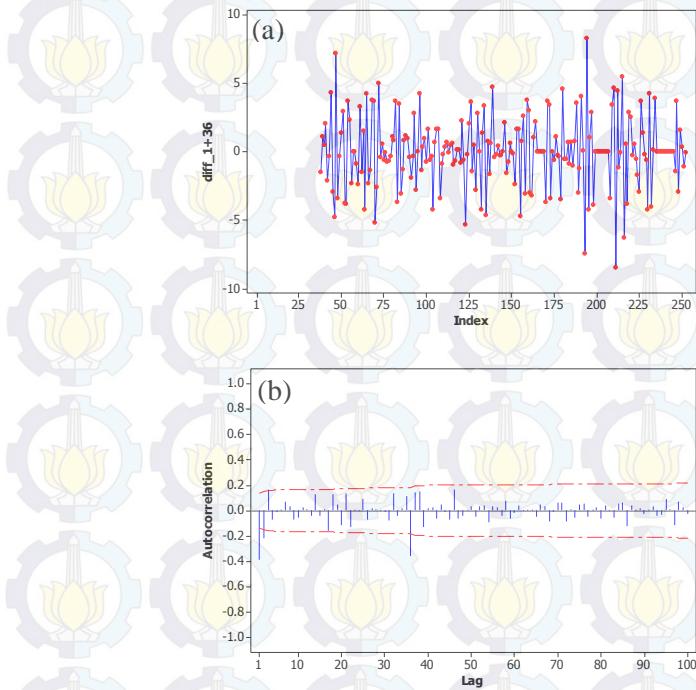
Gambar 4.21 Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses *Differencing* : ACF (a), PACF (b)

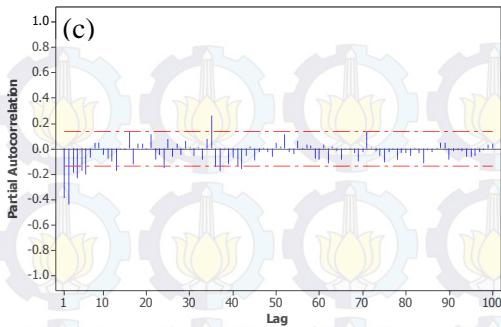
Model dugaan yang terbentuk dari plot ACF dan PACF pada Gambar 4.21 adalah ARIMA([17,38],1,[1,17,18]) dan ARIMA ([38],1,[1,17]). Walaupun data telah stasioner dalam *mean* dan varians setelah dilakukan proses *differencing* lag 1, karena pada proses identifikasi *time series plot* diduga model memiliki pola musiman. Oleh karena itu perlu dilakukan *differencing* pada lag 36. Berikut adalah plot *time series*, ACF dan PACF.



Gambar 4.22 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing Musiman : Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)

Berdasarkan ACF dan PACF pada Gambar 4.22 (a) dan 4.22 (b), Model dugaan yang terbentuk setelah dilakukan *differencing* terhadap pola musiman adalah ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶. Setelah model didapatkan dari *differencing* pada lag 36, maka perlu dilakukan *differencing* musiman pada data yang telah dilakukan *differencing* pada lag 1. *Differencing* regular pada lag 1 dan *differencing* musiman pada lag 36 dilakukan untuk mendapat model ARIMA jika lakukan dua kali proses *differencing* yang nantinya akan dibandingkan hasilnya dengan model dugaan ARIMA lainnya. Berikut adalah *time series plot*, plot ACF dan PACF.





Gambar 4.23 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman :
Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)

Model dugaan yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4.23 adalah ARIMA(6,1,0)(0,1,1)³⁶ dan ARIMA(2,1,3)(0,1,1)³⁶.

4.3.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Beberapa model dugaan yang didapatkan di tahap sebelumnya akan dilakukan estimasi dan pengujian parameter pada masing-masing model. Pengujian parameter pada model yang diduga dinyatakan dengan Hipotesis sebagai berikut.

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

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

dimana β adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan α sebesar 5 %. Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$. Hasil estimasi dan pengujian parameter adalah sebagai berikut.

Tabel 4.7 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk

Model Dugaan	Param-eter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Kepu-tusan
ARIMA ([38],1,[1,17])	ϕ_{38}	0,29088	4,28	1,96957	Signifikan
	θ_1	0,76649	20,86	1,96957	Signifikan
	θ_{17}	0,18555	5	1,96957	Signifikan

Tabel 4.7 (Lanjutan) Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk

Model Dugaan	Param-eter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Keputusan
ARIMA ([17,38],1,[1,17,18])	ϕ_{17}	-0,61683	-5,04	1,96965	Signifikan
	ϕ_{38}	0,22180	3,57	1,96965	Signifikan
	θ_1	0,80720	21,47	1,96965	Signifikan
	θ_{17}	-0,39027	-2,73	1,96965	Signifikan
	θ_{18}	0,39332	3,39	1,96965	Signifikan
ARIMA ([1,3,7],0,0) (0,1,1) ³⁶	ϕ_1	0,15072	2,33	1,97121	Signifikan
	ϕ_3	0,19133	2,92	1,97121	Signifikan
	ϕ_7	0,21308	3,21	1,97121	Signifikan
	Θ_1	0,66885	11,11	1,97121	Signifikan
	ϕ_1	-0,81416	-12,1	1,97143	Signifikan
ARIMA (6,1,0)(0,1,1) ³⁶	ϕ_2	-0,82961	-9,85	1,97143	Signifikan
	ϕ_3	-0,59584	-6,16	1,97143	Signifikan
	ϕ_4	-0,47690	-4,90	1,97143	Signifikan
	ϕ_5	-0,35932	-4,25	1,97143	Signifikan
	ϕ_6	-0,24771	-3,67	1,97143	Signifikan
	Θ_1	0,64801	10,26	1,97143	Signifikan
	ϕ_1	-0,34598	-10,49	1,97137	Signifikan
ARIMA (2,1,3)(0,1,1) ³⁶	ϕ_2	-0,96859	-28,22	1,97137	Signifikan
	θ_1	0,52132	8,02	1,97137	Signifikan
	θ_2	-0,60693	-8,36	1,97137	Signifikan
	θ_3	0,76501	11,84	1,97137	Signifikan
	Θ_1	0,71947	11,74	1,97137	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa semua nilai absolut t lebih besar dari nilai t_{tabel} . Hal ini menunjukkan bahwa semua parameter pada masing-masing model dugaan pada stasiun pengukuran Bluluk telah signifikan.

4.3.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual data *white noise*

H_1 : Residual data tidak *white noise*

dengan taraf signifikan α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$. Hasil uji *Ljung-Box* pada masing-masing model yang telah signifikan akan ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4.8 Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA ([38],1,[1,17])	6	2,76	3	7,815	<i>white noise</i>
	12	10,57	9	16,919	<i>white noise</i>
	18	19,94	15	24,996	<i>white noise</i>
	24	32,76	21	32,671	Tidak <i>white noise</i>
	30	34,92	27	40,113	<i>white noise</i>
	36	44,56	33	47,4	<i>white noise</i>
	42	47,93	39	54,572	<i>white noise</i>
	48	55,72	45	61,656	<i>white noise</i>
ARIMA ([17,38],1,[1,17,18])	6	3,41	1	3,841	<i>white noise</i>
	12	9,62	7	14,067	<i>white noise</i>
	18	16,48	13	22,362	<i>white noise</i>
	24	26,39	19	30,652	<i>white noise</i>
	30	28,75	25	37,652	<i>white noise</i>
	36	30,11	31	44,985	<i>white noise</i>
	42	32,10	37	52,192	<i>white noise</i>
	48	39,91	43	59,304	<i>white noise</i>
ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1) ³⁶	6	2,66	2	5,991	<i>White noise</i>
	12	6,73	8	15,507	<i>white noise</i>
	18	20,31	14	23,685	<i>white noise</i>

Tabel 4.8 (Lanjutan) Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1) ³⁶	24	24,88	20	31,410	white noise
	30	28,93	26	38,885	white noise
	36	36,41	32	46,194	white noise
	42	40,79	38	53,384	white noise
ARIMA (6,1,0)(0,1,1) ³⁶	6	-	0	-	-
	12	7,25	5	11,070	white noise
	18	18,93	11	19,675	white noise
	24	24,78	17	27,587	white noise
	30	28,41	23	35,172	white noise
	36	34,44	29	42,557	white noise
ARIMA (2,1,3)(0,1,1) ³⁶	42	38,59	35	49,802	white noise
	6	-	0	-	-
	12	9,83	6	12,592	white noise
	18	21,13	12	21,026	Tidak white noise
	24	26,40	18	28,869	white noise
	30	30,05	24	36,415	white noise
	36	33,25	30	43,773	white noise
	42	37,58	36	50,998	white noise

Berdasarkan tabel 4.8 terdapat dua model yang tidak memenuhi asumsi *white noise*, yaitu ARIMA ([38],1,[1,17]) dan ARIMA(2,1,3)(0,1,1)³⁶ karena nilai χ^2 lebih besar dari χ^2_{tabel} . Model ARIMA ([38],1,[1,17]) tidak *white noise* pada lag 24 sedangkan model ARIMA(2,1,3)(0,1,1)³⁶ tidak *white noise* pada lag 18. Tiga Model yang memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: F(x) = F_0(x)$ (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ (Residual tidak berdistribusi normal)

dengan taraf signifikan α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai dari $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$. Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* adalah sebagai berikut.

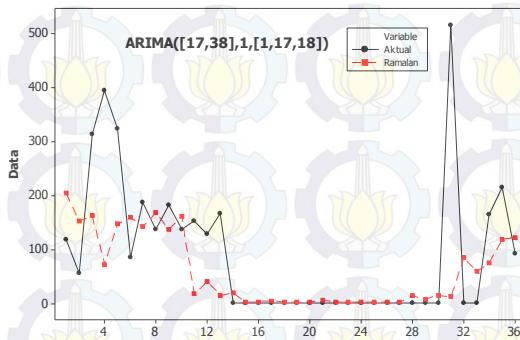
Tabel 4.9 Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun pengukuran Bluluk

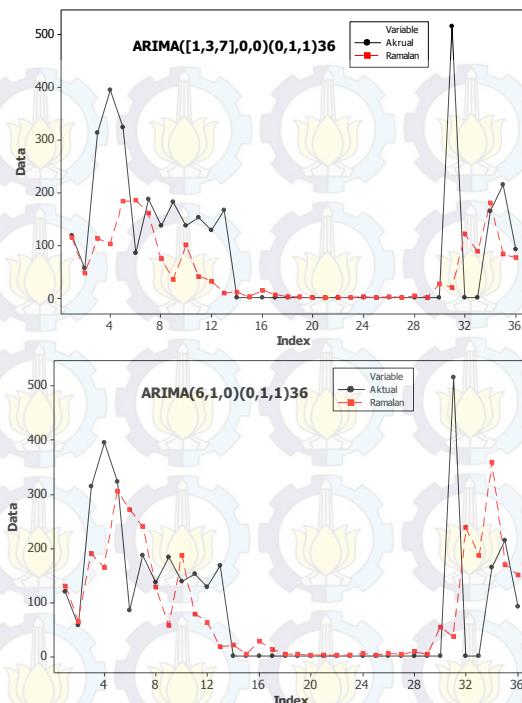
Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA ([17,38],1,[1,17,18])	0,04212	0.085842	Berdistribusi Normal
ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1) ³⁶	0,056819	0.092536	Berdistribusi Normal
ARIMA ([6,1,0](0,1,1) ³⁶	0,039785	0.092751	Berdistribusi Normal

Berdasarkan tabel 4.9 dapat disimpulkan residual data pada semua model telah memenuhi asumsi distribusi normal, karena nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih kecil dari nilai tabelnya.

4.3.6 Pemilihan Model Terbaik

Setelah didapatkan model-model yang telah signifikan dan memenuhi asumsi residual, selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dengan kriteria *out-sample*. Perbandingan antara hasil ramalan sari data *in-sample* dan data aktual *out-sample* akan ditampilkan pada Gambar berikut.





Gambar 4.24 Perbandingan Antara Ramalan dari Data *In-sample* dan Data Aktual *Out-sample* pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Bluluk

Gambar 4.24 menunjukkan perbandingan antara ramalan dan data aktual pada masing-masing model yang didapatkan. Dapat dilihat bahwa ketiga model yang didapatkan mampu membaca efek musiman pada data. Hal itu terlihat pada bulan Mei sampai bulan Oktober yang memiliki curah hujan rendah, dimana pada bulan tersebut terjadi musim kemarau. Untuk mendapatkan model yang terbaik dapat dilihat dari perhitungan RMSE sebagai berikut.

Tabel 4.10 Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk

Model Dugaan	RMSE
ARIMA([17,38],1,[1,17,18])	119,54
ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1) ³⁶	119,46
ARIMA(6,1,0)(0,1,1) ³⁶	120,34

Berdasarkan nilai tabel 4.10 dapat dilihat bahwa nilai RMSE terkecil terdapat pada model ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶, sehingga model tersebut dipilih sebagai model untuk peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk.

Model ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶ secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_3 B^3 - \phi_7 B^7)(1 - B^{36})\dot{Z}_t = (1 - \Theta_1 B^{36})a_t$$

$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_3 B^3 - \phi_7 B^7 - B^{36} + \phi_1 B^{37} + \phi_3 B^{39} + \phi_7 B^{43})\dot{Z}_t = (1 - \Theta_1 B^{36})a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-36} + \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_3 \dot{Z}_{t-3} + \phi_7 \dot{Z}_{t-7} - \phi_1 \dot{Z}_{t-37} - \phi_3 \dot{Z}_{t-39} - \phi_7 \dot{Z}_{t-43}$$

$$- \Theta_1 a_{t-36} + a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-36} + 0,15072\dot{Z}_{t-1} + 0,19133\dot{Z}_{t-3} + 0,21308\dot{Z}_{t-7} - 0,15072\dot{Z}_{t-37}$$

$$- 0,19133\dot{Z}_{t-39} - 0,21308\dot{Z}_{t-43} - 0,66885a_{t-36} + a_t$$

dimana nilai \dot{Z}_t merupakan nilai transformasi ln, untuk mengembalikan ke nilai aslinya harus kembalikan dengan $\exp(\hat{Z}_t)$.

Model tersebut menunjukkan bahwa, curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk pada dasarian ke- t dipengaruhi oleh curah hujan pada 36 dasarian sebelumnya, curah hujan pada satu dasarian sebelumnya, curah hujan pada 3 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 7 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 37 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 39 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 43 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 36 dasarian sebelumnya dan kesalahan peramalan pada waktu ke- t .

4.3.7 Peramalan

Setelah mendapatkan model terbaik pada langkah sebelumnya, selanjutnya dilakukan peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk. Peramalan dilakukan selama 4 bulan kedepan seperti pada stasiun Gondang yaitu Januari, Februari, Maret dan April. Berikut adalah hasil peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk selama 4 bulan kedepan.

Tabel 4.11 Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluluk

Bulan	Dasarian ke	Ramalan
Januari	1	54
	2	83
	3	79
Februari	1	47
	2	163
	3	113
Maret	1	144
	2	68
	3	63
April	1	93
	2	43
	3	43

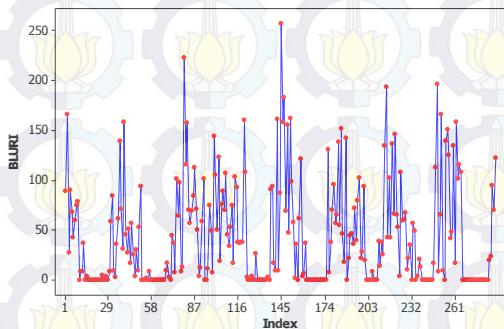
Berdasarkan tabel 4.11 dapat dilihat bahwa curah hujan dari bulan Januari sampai April akan selalu terjadi hujan setiap sepuluh harinya, dimana dari bulan Januari hingga Awal Maret curah hujan cenderung naik dan akan menurun setelah itu. Curah hujan yang cukup tinggi akan terjadi di dasarian ke dua dibulan Februari hingga dasarian pertama di bulan Maret. Mulai pada dasarian ke dua bulan April curah hujan berada di bawah 50 mm, hal ini menunjukkan bahwa pada akhir bulan April musim kemarau akan mulai terjadi hingga bulan-bulan berikutnya.

4.4 Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri dengan Menggunakan ARIMA

Setelah mendapat model ARIMA terbaik dan hasil ramalan di stasiun pengukuran Gondang dan stasiun pengukuran Bluluk, selanjutnya dilakukan pemodelan dan peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluri. Stasiun pengukuran Bluri, terletak di kecamatan Solokuro yang berada di pesisir utara Kabupaten Lamongan. Untuk mendapatkan model ARIMA dan hasil peramalannya diperlukan beberapa langkah mulai dari identifikasi hingga mendapatkan hasil ramalannya.

4.4.1 Identifikasi *Time Series Plot*

Seperti pada peralaman di stasiun pengukuran Gondang dan Bluluk, tahap pertama dalam analisis *time series* adalah identifikasi *time series plot*. Hal ini dilakukan untuk mengetahui pola data pada stasiun pengukuran di Bluri. Berikut adalah *time series plot* di stasiun pengukuran Bluri.

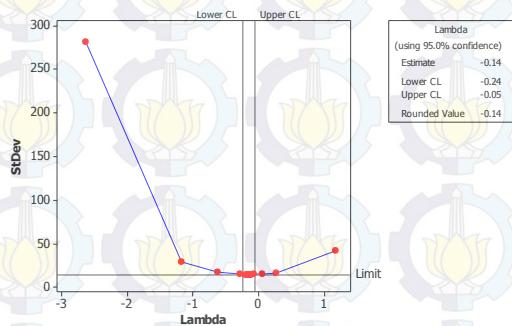


Gambar 4.25 *Time Series Plot* Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri

Gambar 4.25 menunjukkan pola curah hujan di stasiun pengukuran Bluri dari tahun 2008 sampai tahun 2015. Dapat dilihat bahwa curah hujan cenderung fluktuatif. Curah hujan tertinggi cenderung pada awal tahun yaitu pada bulan januari, februari dan maret, sedangkan curah hujan terendah hampir selalu terjadi pada pertengahan bulan yaitu bulan Juni, Juli, Agustus dan Spetember. Seperti di stasiun pengukuran Gondang dan Bluluk, curah hujan tertinggi di stasiun pengukuran Bluri cenderung terjadi pada bulan tertentu, walaupun curah hujan yang tinggi tidak selalu terdapat pada tersebut saja. Misalnya pada bulan Februari. Pada bulan februari curah hujan di stasiun pengukuran Bluri hampir setiap tahunnya selalu tinggi, walaupun tidak setiap tahun. Tapi curah hujan di bulan Februari masih cukup tinggi. Hal ini mengidentifikasikan bahwa terdapat pola musimam curah hujan di stasiun pengukuran Bluri.

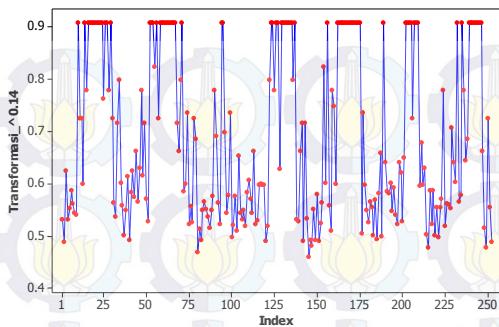
4.4.2 Identifikasi Stasioner *Time Series*

Setelah identifikasi terhadap pola data dilakukan, maka selanjutnya data dibagi menjadi *in-sample* dan *out-sample*. Selanjutnya dilakukan identifikasi stationer *time series* untuk mengetahui apakah data telah stasioner (dalam varians dan *mean*) atau belum. Stasioner dalam varians dapat dilihat dari nilai λ pada Box-Cox transformation. Berikut adalah Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri.



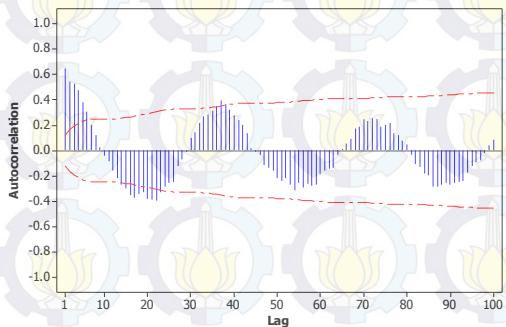
Gambar 4.26 Box-Cox Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri

Gambar 4.26 menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluri memiliki nilai λ sebesar -0,14, nilai *lower CL* sebesar -0,24 dan nilai *upper CL* sebesar -0,05. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam varians. Oleh karena itu perlu dilakukan transformasi $Z_t^{-0,14}$, karena nilai λ sebesar 0. Berikut adalah *time series plot* curah hujan di stasiun pengukuran Bluri setelah transformasi $Z_t^{-0,14}$.



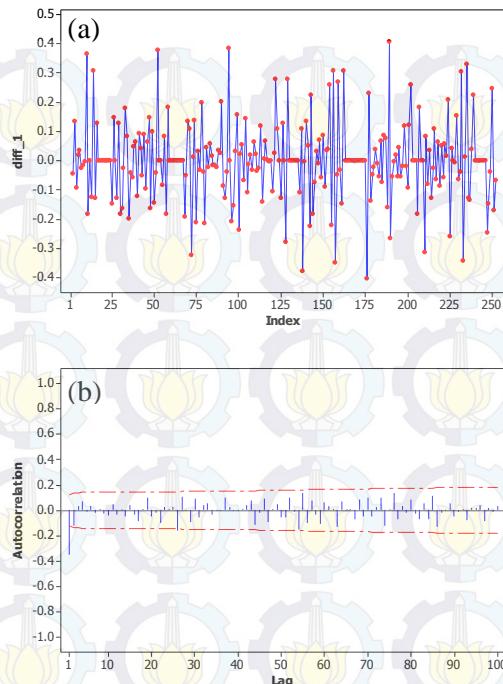
Gambar 4.27 Time Series Plot Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri
Setelah Transformasi $Z_t^{-0.14}$

Setelah transformasi dilakukan, dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam varians. Selanjutnya identifikasi stasioner dalam *mean*. Stasioner dalam *mean* dapat dilihat dari plot ACF.



Gambar 4.28 Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri

Gambar 4.28 menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluri belum stasioner dalam *mean* karena lag-lag pada plot ACF turun secara lambat. Oleh karena itu diperlukan proses *differencing*. Berikut adalah *time series plot* dan plot ACF setelah dilakukan proses *differencing* pada lag 1.



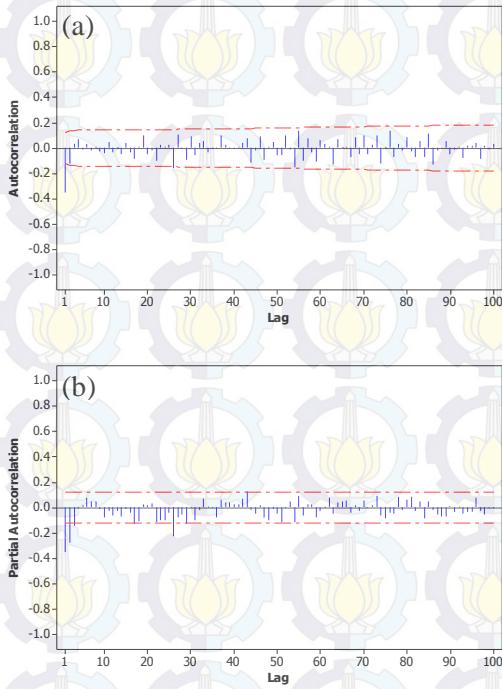
Gambar 4.29 Time Series Plot dan Plot ACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing : Time Series Plot (a), ACF (b)

Gambar 4.29 (a) menunjukkan pola curah hujan setelah proses *differencing* pada lag 1. Pola plotnya menunjukkan bahwa curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluri berfluktuatif di sekitar garis mean. Gambar 4.29 (b) menunjukkan plot ACF setelah dilakukan *differencing* pada lag 1, dimana terlihat bahwa lag-lag pada ACF telah turun cepat. Hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*.

4.4.3 Identifikasi Model ARIMA

Setelah didapatkan bahwa model telah stasioner dalam varians dan *mean*, maka selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA untuk mendapatkan model dugaan ARIMA. Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF.

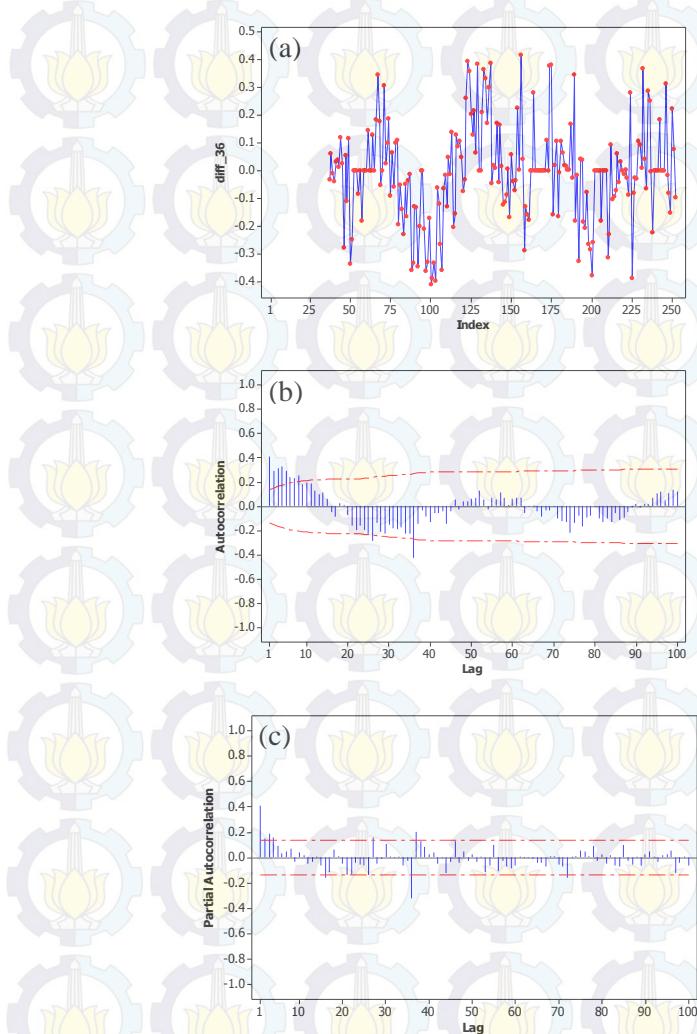
Pada tahap sebelumnya didapatkan data stasioner setelah dilakukan proses transformasi dan *differencing*. Oleh karena itu plot ACF dan PACF yang diidentifikasi adalah plot ACF dan PACF pada data yang telah dilakukan transformasi dan *differencing*. Berikut adalah plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Pengukuran Bluri setelah proses *differencing lag 1*.



Gambar 4.30 Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing : ACF (a), PACF (b)

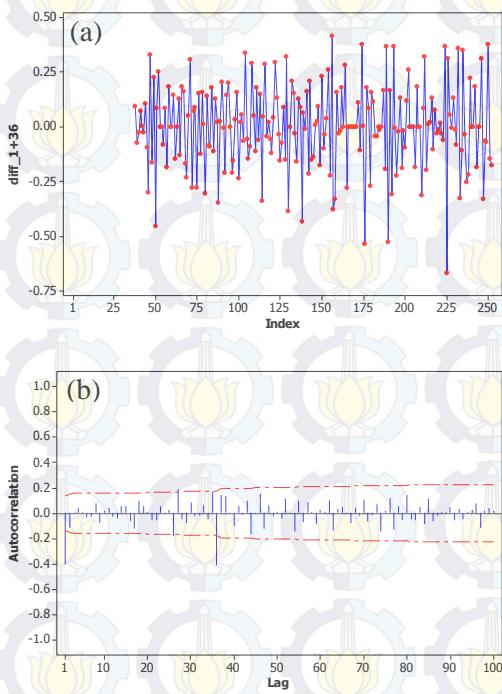
Model dugaan yang terbentuk dari plot ACF dan PACF pada Gambar 4.30 adalah ARIMA(2,1,[26]) dan ARIMA ([1,2,26],1,0). Walaupun data telah stasioner dalam *mean* dan varians setelah dilakukan proses *differencing lag 1*, namun pada proses identifikasi *time series plot* diduga model memiliki pola musiman. Oleh karena

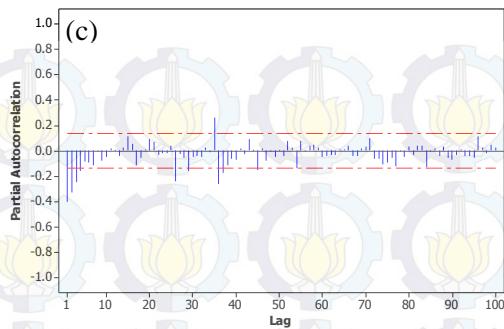
itu perlu dilakukan *differencing* pada lag 36. Berikut adalah plot *time series*, ACF dan PACF.



Gambar 4.31 *Time Series Plot*, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing Musiman :*Time Series Plot* (a), ACF (b), PACF (c)

Model dugaan yang terbentuk setelah dilakukan *differencing* terhadap pola musiman adalah ARIMA(1,0,1)(0,1,1)³⁶, ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶ dan ARIMA([1,3],0,0)(0,1,1)³⁶. Hal tersebut didapatkan dari identifikasi plot ACF dan PACF pada Gambar 4.31. Setelah model didapatkan dari *differencing*, maka perlu dilakukan *differencing* musiman pada data yang telah dilakukan *differencing* pada lag 1. Hal ini dilakukan untuk mencari model dugaan pada data yang telah mendapatkan dua kali *differencing*, yaitu *differencing* regular pada lag 1 dan *differencing* musiman pada lag 36 yang nantinya akan dibandingkan dengan model ARIMA lainnya. Berikut adalah *time series plot*, plot ACF dan PACF.





Gambar 4.32 Time Series Plot, Plot ACF dan PACF Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri Setelah Proses Differencing Regular dan Musiman :
Time Series Plot (a), ACF (b), PACF (c)

Model dugaan yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4.32 adalah ARIMA(0,1,1)(1,1,0)³⁶, ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ dan ARIMA(4,1,0)(2,1,0)³⁶

4.4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Beberapa model dugaan yang didapatkan di tahap sebelumnya akan dilakukan estimasi dan pengujian parameter pada masing-masing model. Pengujian parameter pada model yang diduga dinyatakan dengan Hipotesis sebagai berikut.

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

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

dimana β adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan α sebesar 5 %. Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$. Hasil estimasi dan pengujian parameter adalah sebagai berikut.

Tabel 4.12 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	Param-eter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Keputusan
ARIMA (2,1,[26])	ϕ_1	-0,45021	-7,38	1,96958	Signifikan
	ϕ_2	-0,29318	-4,78	1,96958	Signifikan
	θ_{26}	0,16921	2,49	1,96958	Signifikan

Tabel 4.12 (Lanjutan) Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	Param-eter	Estimasi	Nilai t	t_{tabel}	Keputusan
ARIMA ([1,2,26],1,0)	ϕ_1	-0,44534	-7,41	1,96958	Signifikan
	ϕ_2	-0,28035	-4,65	1,96958	Signifikan
	ϕ_{26}	-0,16871	-2,79	1,96958	Signifikan
ARIMA (1,0,1)(0,1,1) ³⁶	ϕ_1	0,90030	17,49	1,97116	Signifikan
	θ_1	0,66892	7,62	1,97116	Signifikan
	Θ_1	0,71098	12,51	1,97116	Signifikan
ARIMA (1,0,1)(2,1,0) ³⁶	ϕ_1	0,90093	16,74	1,97122	Signifikan
	θ_1	0,68974	7,71	1,97122	Signifikan
	Φ_1	-0,67430	-9,50	1,97122	Signifikan
	Φ_2	-0,42077	-5,33	1,97122	Signifikan
ARIMA ([1,3],0,0)(0,1,1) ³⁶	ϕ_1	0,32854	5,15	1,97116	Signifikan
	ϕ_3	0,23619	3,70	1,97116	Signifikan
	Θ_1	0,71703	12,76	1,97116	Signifikan
ARIMA (0,1,1)(1,1,0) ³⁶	θ_1	0,74839	16,42	1,97116	Signifikan
	Φ_1	-0,50739	-7,48	1,97116	Signifikan
ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ³⁶	θ_1	0,75818	16,93	1,97116	Signifikan
	Θ_1	0,70484	12,28	1,97116	Signifikan
ARIMA (4,1,0)(2,1,0) ³⁶	ϕ_1	-0,69080	-10,04	1,97138	Signifikan
	ϕ_2	-0,57941	-7,18	1,97138	Signifikan
	ϕ_3	-0,33132	-4,08	1,97138	Signifikan
	ϕ_4	-0,13864	-1,9724	1,97138	Signifikan
	Φ_1	-0,68484	-9,51	1,97138	Signifikan
	Φ_2	-0,41968	-5,16	1,97138	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.12 dapat dilihat bahwa semua nilai absolut t lebih besar dari nilai t_{tabel} . Hal ini menunjukkan bahwa semua parameter pada masing-masing model dugaan pada stasiun pengukuran Bluri telah signifikan.

4.4.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual data *white noise*

H_1 : Residual data tidak *white noise*

dengan taraf signifikan α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$. Hasil uji *Ljung-Box* pada masing-masing model yang telah signifikan akan ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 4.13 Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Tidak Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA (2,1,[26])	6	8,55	3	7,815	Tidak <i>white noise</i>
	12	11,69	9	16,919	<i>white noise</i>
	18	18,37	15	24,996	<i>white noise</i>
	24	30,92	21	32,671	<i>white noise</i>
	30	34,38	27	40,113	<i>white noise</i>
	36	38,55	33	47,4	<i>white noise</i>
	42	51,75	39	54,572	<i>white noise</i>
	48	57,40	45	61,656	<i>white noise</i>
ARIMA ([1,2,26],1,0)	6	8,81	3	7,815	Tidak <i>white noise</i>
	12	12,60	9	16,919	<i>white noise</i>
	18	19,12	15	24,996	<i>white noise</i>
	24	31,64	21	32,671	<i>white noise</i>
	30	35,10	27	40,113	<i>white noise</i>
	36	39,77	33	47,4	<i>white noise</i>
	42	53,20	39	54,572	<i>white noise</i>
	48	58,20	45	61,656	<i>white noise</i>

Tabel 4.13 (Lanjutan) Hasil Uji *Ljung-Box* pada Masing-masing Model ARIMA yang Tidak Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA $(1,0,1)(0,1,1)^{36}$	6	3,37	3	7,815	White noise
	12	3,93	9	16,919	white noise
	18	6,96	15	24,996	white noise
	24	13,93	21	32,671	white noise
	30	25,05	27	40,113	white noise
	36	27,17	33	47,4	white noise
	42	30,79	39	54,572	white noise
ARIMA $(1,0,1)(2,1,0)^{36}$	6	4,21	2	5,991	white noise
	12	4,88	8	15,507	white noise
	18	8,40	14	23,685	white noise
	24	14,68	20	31,410	white noise
	30	26,86	26	38,885	white noise
	36	28,28	32	46,194	white noise
	42	31,30	38	53,384	white noise
ARIMA $([1,3],0,0)(0,1,1)^{36}$	6	6,33	3	7,815	white noise
	12	7,48	9	16,919	white noise
	18	11,10	15	24,996	white noise
	24	16,66	21	32,671	white noise
	30	25,59	27	40,113	white noise
	36	27,82	33	47,4	white noise
	42	30,68	39	54,572	white noise
ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)^{36}$	6	2,48	4	9,488	white noise
	12	3,16	10	18,307	white noise
	18	10,54	16	26,296	white noise
	24	21,49	22	33,924	white noise
	30	34,81	28	41,337	white noise
	36	43,87	34	48,602	white noise
	42	48,13	40	55,758	white noise
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{36}$	6	2,74	4	9,488	white noise
	12	4,70	10	18,307	white noise
	18	7,62	16	26,296	white noise
	24	15,10	22	33,924	white noise
	30	28,28	28	41,337	white noise
	36	30,10	34	48,602	white noise

Tabel 4.13 (Lanjutan) Hasil Uji Ljung-Box pada Masing-masing Model ARIMA yang Telah Signifikan di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	Lag	χ^2	DF	χ^2_{tabel}	Keputusan
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{36}$	42	34,55	40	55,758	<i>white noise</i>
	6	-	0	-	-
	12	5,40	6	12,592	<i>white noise</i>
	18	8,78	12	21,026	<i>white noise</i>
	24	14,89	18	28,869	<i>white noise</i>
	30	24,57	24	36,415	<i>white noise</i>
	36	26,79	30	43,773	<i>white noise</i>
	42	29,92	36	50,998	<i>white noise</i>

Berdasarkan tabel 4.13 terdapat dua model yang tidak memenuhi asumsi *white noise*, yaitu ARIMA([17,38],1,[1,17,18]) dan ARIMA ([38],1,[1,17]) karena nilai χ^2 lebih besar dari χ^2_{tabel} pada lag 6. Model yang memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: F(x) = F_0(x)$ (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ (Residual tidak berdistribusi normal)

dengan taraf signifikan α sebesar 5 % dan H_0 ditolak jika nilai dari $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$. Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.14 Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun pengukuran Bluri

Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA(1,0,1)(0,1,1) ³⁶	0,028853	0,092536	Berdistribusi Normal
ARIMA(1,0,1)(2,1,0) ³⁶	0,046194	0,092536	Berdistribusi Normal
ARIMA ([1,3],0,0)(0,1,1) ³⁶	0,046063	0,092536	Berdistribusi Normal

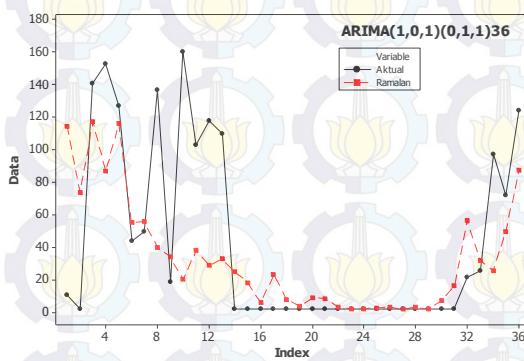
Tabel 4.14 (Lanjutan) Hasil Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal pada Model ARIMA di Stasiun pengukuran Bluri

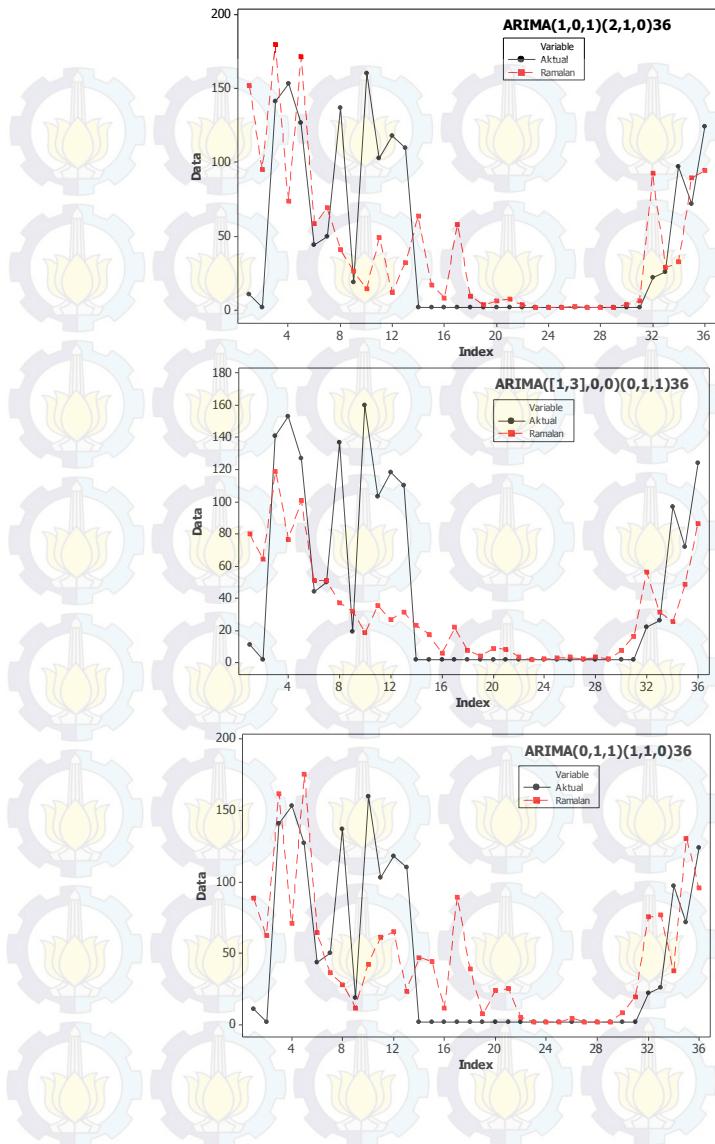
Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ³⁶	0,042981	0,092751	Berdistribusi Normal
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ³⁶	0,025362	0,092751	Berdistribusi Normal
ARIMA(4,1,0)(2,1,0) ³⁶	0,031562	0,092751	Berdistribusi Normal

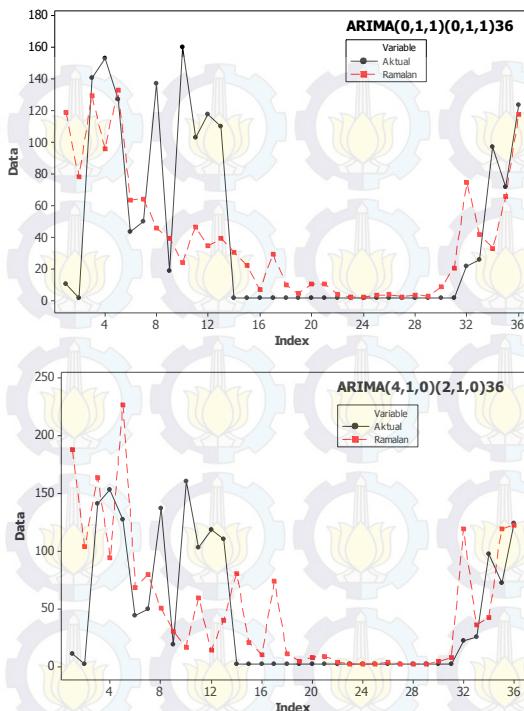
Berdasarkan tabel 4.14 dapat disimpulkan residual data pada semua model telah memenuhi asumsi distribusi normal, karena nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih kecil dari nilai tabelnya.

4.4.6 Pemilihan Model Terbaik

Setelah mendapatkan model dugaan yang telah signifikan dan memenuhi asumsi, maka selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik. Seperti pada peramalan curah hujan di stasiun pengukuran dan Bluri, pemilihan model terbaik di stasiun pengukuran Bluri juga menggunakan kriteria *out-sample*. Berikut adalah visualisasi antara ramalan dari data *in-sample* dan data *out-sample*.







Gambar 4.33 Perbandingan Antara Ramalan dari Data *In-sample* dan Data Aktual *Out-sample* pada Masing-masing Model di Stasiun Pengukuran Bluri

Gambar 4.33 menunjukkan perbandingan antara ramalan dan data aktual, dimana hasil ramalan pada semua model mampu membaca efek musiman. Hal ini karena model yang didapatkan merupakan model musiman. Untuk mendapatkan model yang terbaik dapat dilihat dari perhitungan RMSE sebagai berikut

Tabel 4.15 Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	RMSE
ARIMA(1,0,1)(0,1,1) ³⁶	46,58978
ARIMA(1,0,1)(2,1,0) ³⁶	54,531
ARIMA([1,3],0,0)(0,1,1) ³⁶	45,54197
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ³⁶	48,61362

Tabel 4.15 (Lanjutan) Hasil Perhitungan RMSE pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

Model Dugaan	RMSE
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ³⁶	45,18005
ARIMA(4,1,0)(2,1,0) ³⁶	59,93282

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa nilai RMSE terkecil terdapat pada model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶. Oleh karena itu model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ digunakan untuk peramalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluri.

Secara matematis model ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶ dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1-B)(1-B^{36})\dot{Z}_t = (1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{36})a_t$$

$$(1-B-B^{36}+B^{37})\dot{Z}_t = (1-\theta_1 B-\Theta_1 B^{36}+\theta_1 \Theta_1 B^{37})a_t$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} + \dot{Z}_{t-36} - \dot{Z}_{t-37} - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-36} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-37} + a_t$$

$$\begin{aligned}\dot{Z}_t = & \dot{Z}_{t-1} + \dot{Z}_{t-36} - \dot{Z}_{t-37} - 0,75818a_{t-1} - 1,70484a_{t-36} + 1,2889a_{t-37} \\ & + a_t\end{aligned}$$

dimana nilai \dot{Z}_t merupakan nilai transformasi $Z_t^{-0,14}$, untuk mengembalikan ke nilai aslinya harus dilakukan dengan $Z_t^{(1/-0,14)}$

Model tersebut menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun pengukuran Bluri pada dasarian ke- t dipengaruhi oleh curah hujan pada 1 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 36 dasarian sebelumnya, curah hujan pada 37 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 1 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 36 dasarian sebelumnya, kesalahan peramalan pada 37 dasarian sebelumnya dan kesalahan peramalan pada waktu ke- t .

4.4.7 Peramalan

Peramalan dilakukan selama 4 bulan kedepan yaitu pada bulan Januari, Februari, Maret dan April. Model yang digunakan untuk peramalan adalah model terbaik yang didapatkan pada

langkah sebelumnya yaitu ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶. Berikut adalah hasil permalan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk selama 4 bulan kedepan.

Tabel 4.16 Hasil Ramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Bluri

Bulan	Dasarian ke	Ramalan
Januari	1	41
	2	16
	3	97
Februari	1	82
	2	97
	3	42
Maret	1	45
	2	47
	3	24
April	1	29
	2	43
	3	36

Tabel 4.16 menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun pengukuran Bluri cenderung rendah, dimana curah hujan setiap dasariannya banyak yang kurang dari 50 mm. Curah hujan tinggi akan terjadi di bulan Februari dan curah hujan menurun di bulan selanjutnya. Musim kemarau diperkirakan akan terjadi mulai bulan Maret, karena curah hujan dibawah 50 mm untuk beberapa periode dasarian.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berikut adalah kesimpulan yang didapatkan berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan.

1. Curah hujan dengan rata-rata tertinggi terjadi di stasiun pengukuran Bluluk sedangkan curah hujan dengan rata-rata terendah terjadi di stasiun pengukuran Bluri. Hujan dengan curah hujan tinggi pernah terjadi di stasiun Bluluk pada bulan November tahun 2015. Hujan selalu terjadi pada setiap dasarian di tahun 2010.
2. Model terbaik yang digunakan untuk meramalkan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)³⁶. Curah hujan yang cukup tinggi diprediksi akan terjadi di bulan Februari dan akan semakin menurun di bulan-bulan selanjutnya.
3. Model terbaik yang digunakan untuk meramalkan curah hujan di stasiun pengukuran Bluluk adalah ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶. Curah hujan yang cukup tinggi diprediksi akan terjadi di dasarian ke dua dibulan Februari hingga dasarian pertama di bulan Maret.
4. Model terbaik yang digunakan untuk meramalkan curah hujan di stasiun pengukuran Bluri adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)³⁶. Curah hujan yang tinggi diprediksi akan terjadi di bulan Februari dan curah hujan menurun di bulan selanjutnya.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis didapatkan model dan hasil ramalan pada stasiun pengukuran Gondang, Bluluk dan Bluri yang bisa dimanfaatkan oleh dinas pertanian dalam menyusun kalender tanam. Hal ini dilakukan untuk meminimalisir terjadinya kerusakan pada tanaman padi akibat kekeringan dengan menggantikan

tanaman padi dengan alternatif tanaman lainnya sesuai ketersediaan air curah hujan.

Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode peramalan secara multivariat jika variabel yang digunakan lebih dari satu.

DAFTAR PUSTAKA

- BMKG. 2011. Iklim dan Curah Hujan. <http://soerya.surabaya.go.id/AuP/eDU.KONTEN/edukasi.net/Geografi/Iklim/materi2.html>. Diakses pada 23 Desember 2015 pukul 06.30 WIB
- BMKG Denpasar. 2015. *Daftar Istilah Klimatologi*. <http://balai3.denpasar.bmkg.go.id/daftar-istilah-musim>. Diakses pada 23 Desember 2015 pukul 06.15 WIB
- BPS. (2015). *Luas Panen Padi Menurut Provinsi (ha) 1993-2015*. <http://bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/864>. Diakses pada 29 November 2015 pukul 06.15 WIB
- BPS Jatim. (2015). *Luas Panen, Produktivitas dan Produksi Padi Ladang 2013*.<http://jatim.bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/172>. Diakses pada 4 Februari 2016 pukul 18.44 WIB
- BPS Jatim. (2015). *Luas Panen, Produktivitas dan Produksi Padi Sawah 2013*. <http://jatim.bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/173>. Diakses pada 4 Februari 2016 pukul 18.44 WIB
- BPS Kabupaten Lamongan. (2015). *Lamongan Dalam Angka 2015*. BPS Kabupaten Lamongan : Lamongan.
- Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. (1993). *Forcesting and Time Series*. California: Duxbury Press.
- Cryer, D. J., dan Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis*. Iowa: Springer Science+Business Media.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Terjemahan Alex Tri Kantjono W. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama
- Desak, P. O. V. 2011. *Pengertian Hujan dan Jenis-jenisnya*. <http://kamuspengetahuan.blogspot.com/2011/04/hujan-rain-dan-jenis-jenisnya.html>. Diakses pada 15 Maret 2011
- Gooijer, Jan G. De dan Hyndman, Rob J. (2006). *25 Years Of Time Series Forecasting*. International Journal of Forcasting vol. 22, no. 443-473
- Indonesia Bertanam. (2015). *Dampak Perubahan Iklim Terhadap Sektor Pertanian Indonesia*. <http://indonesiabertanam.com>

- /2015/09/29/.Diakses pada 28 November 2015 pukul 23.02 WIB
- Insani, N.H. (2015). *Peramalan Curah Hujan Dengan Menggunakan Metode Arima Box-Jenskins Sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Kabupaten Bojonegoro*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Kardono. (2013). *Perubahan Iklim dan Pertanian Pangan*. PSIL UI :Salemba
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan McGee, V. E. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan*. Diterjemahkan oleh U. S. Adriyanto, dan A. Basith. Jakarta: Airlangga
- Makridakis, S dan Hibon, M. (2000). *The M3-Competition : Result, Conclusion and Implications*. International Journal of Forcasting vol. 16, no. 451-476
- Olivia, L. (2014). *BPS Sebut Kontribusi Sektor Pertanian ke PDB Semakin Mengecil*. <http://www.beritasatu.com/ekonomi>. Diakses pada 28 November 2015 pukul 23.00 WIB.
- PU Pengairan Kabupaten Lamongan. (2015). *Profil*. <http://lamongankab.go.id/instansi/pengairan/profil/>.Diakses pada 4 Desember 2015 pukul 14.00 WIB
- Ropelewski, C.F dan Halpert, M.S. (1987). *Global and Regional Scale Precipitation Patterns Associated with the El Nino / Southern Oscillation*. Mounthly Weather Review, 115 (8), 1606-1626.
- Teras Jatim. (2015), *Ribuan Hektar Tanaman Padi di Lamongan, Terancam Gagal Panen*. <http://www.terasjatim.com/ribuan-hektare-tanaman-padi-di-lamongan-terancam-gagal-panen/>. Diakses pada 4 Desember 2015 pukul 14.05 WIB
- Walpole, R.E.1995. Pengantar Statistika. Edisi ke-3. Terjemahan Bambang Sumantri. Jakarta: Gramedia
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson International Edition

Widiarso, B.R. (2012). *Permalan Curah Hujan di Kabupaten Ngawi Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1 Surat Keterangan Pengambilan Data Tugas Akhir

SURAT KETERANGAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa :

1. Mahasiswa Statistika FMIPA-ITS dengan identitas berikut :

Nama : Miftakhul Ardi Ikhwanus Safa
NRP : 1313030069

Telah mengambil data di instansi/perusahaan kami :

Nama Instansi : Dinas PU Pengairan Kabupaten Lamongan
Divisi/ bagian : Operasi

sejak tanggal 1 Januari 2005 sampai dengan 31 Desember 2015 untuk
keperluan Tugas Akhir/ Thesis Semester Genap* 2015 / 2016.

2. Tidak Keberatan/Keberatan* nama instansi dicantumkan dalam Tugas Akhir/ Thesis mahasiswa Statistika yang akan di simpan di Perpustakaan ITS dan dibaca di lingkungan ITS.
3. Tidak Keberatan/Keberatan* bahwa hasil analisis data dari perusahaan dipublikasikan dalam E journal ITS yaitu Jurnal Sains dan Seni ITS.

Lamongan , 9 Mei 2016
Kepala Sie Operasi



*(coret yang tidak perlu)

Lampiran 2 Data Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Gondang, Bluluk dan Bluri

Tahun	Bulan	Dasarian	Gondang	Bluluk	Bluri
2008	Januari	1	57	93	89
2008	Januari	2	103	111	166
2008	Januari	3	146	165	27
2008	Februari	1	59	49	90
2008	Februari	2	20	12	68
2008	Februari	3	103	156	43
2008	Maret	1	121	213	60
2008	Maret	2	111	0	75
2008	Maret	3	77	48	79
2008	April	1	74	84	0
2008	April	2	0	0	8
2008	April	3	31	0	8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2015	September	1	0	0	0
2015	September	2	0	0	0
2015	September	3	0	0	0
2015	Oktober	1	0	0	0
2015	Oktober	2	0	0	0
2015	Oktober	3	0	0	0
2015	November	1	20	514	0
2015	November	2	15	0	20
2015	November	3	20	0	24
2015	Desember	1	294	164	95
2015	Desember	2	42	214	70
2015	Desember	3	101	91	122

Lampiran 3 Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang

a. ARIMA (2,1,[17])

```
data Gondang;
input y;
datalines;
4.07754
4.65396
4.99721
.
.
.
4.69135
4.75359
4.14313
;
proc arima data=Gondang;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,2) q=(17)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Gondang.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

b. ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶

```
data Gondang;
input y;
datalines;
4.07754
4.65396
4.99721
.
.
.
4.69135
4.75359
4.14313
;
proc arima data=Gondang;
identify var=y(36);
estimate
p=(1)(36,72) q=(1)(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Gondang.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

c. ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0)³⁶

```
data Gondang;
input y;
datalines;
4.07754
4.65396
4.99721
.
.
.
4.69135
4.75359
4.14313
;
proc arima data=Gondang;
identify var=y(36);
estimate
p=(1,2,3,11,17)(36,72) q=(0)(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Gondang.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

d. ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(0,1,1)³⁶

```
data Gondang;
input y;
datalines;
4.07754
4.65396
4.99721
.
.
.
4.69135
4.75359
4.14313
;
proc arima data=Gondang;
identify var=y(36);
estimate
p=(1,2,3,11,17)(0) q=(0)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Gondang.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

e. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶

```
data Gondang;
input y;
datalines;
4.07754
4.65396
4.99721
.
.
.
4.69135
4.75359
4.14313
;
proc arima data=Gondang;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(0)(0) q=(1)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Gondang.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 4 Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk

a. ARIMA([17,38],1,[1,17,18])

```
data bluluk;
input y;
datalines;
4.55388
4.72739
5.11799
.
.
.
5.88610
5.74620
4.09434
;
proc arima data=bluluk;
identify var=y(1);
estimate
p=(17,38) q=(1,17,18)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluluk.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

b. ARIMA([38],1,[1,17])

```
data bluluk;
input y;
datalines;
4.55388
4.72739
5.11799
.
.
.
5.88610
5.74620
4.09434
;
proc arima data=bluluk;
identify var=y(1);
estimate
p=(38) q=(1,17)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluluk.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

c. ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶

```
data bluluk;
input y;
datalines;
4.55388
4.72739
5.11799
.
.
.
5.88610
5.74620
4.09434
;
proc arima data=bluluk;
identify var=y(36);
estimate
p=(1,3,7)(0) q=(0)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluluk.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

d. ARIMA(6,1,0)(0,1,1)³⁶

```
data bluluk;
input y;
datalines;
4.55388
4.72739
5.11799
.
.
.
5.88610
5.74620
4.09434
;
proc arima data=bluluk;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(1,2,3,4,5,6)(0) q=(0)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluluk.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

e. ARIMA(2,1,3)(0,1,1)³⁶

```
data bluluk;
input y;
datalines;
4.55388
4.72739
5.11799
.
.
.
5.88610
5.74620
4.09434
;
proc arima data=bluluk;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(1,2,)(0) q=(1,2,3)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluluk.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 5 Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

a. ARIMA(2,1,[26])

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,2) q=(26)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E: \Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

b. ARIMA ([1,2,26],1,0)

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,2,26) q=(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E: \Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

c. ARIMA(1,0,1)(0,1,1)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(36);
estimate
p=(1)(0) q=(1)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

d. ARIMA (1,0,1)(2,1,0)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(36);
estimate
p=(1)(36,72) q=(1)(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E: \Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

e. ARIMA([1,3],0,0)(0,1,1)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(36);
estimate
p=(1,3)(0) q=(0)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

f. ARIMA(0,1,1)(1,1,0)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(0)(36) q=(1)(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E: \Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

g. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(0)(0) q=(1)(36)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

h. ARIMA(4,1,0)(2,1,0)³⁶

```
data Bluri;
input y;
datalines;
0.531783
0.488041
0.624115
.
.
.
0.724436
0.555072
0.488041
;
proc arima data=Bluri;
identify var=y(1,36);
estimate
p=(1,2,3,4)(36,72) q=(0)(0)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=36;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E: \Ramalan Bluri.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 6 Output SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Gondang

a. ARIMA(2,1,[17])

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx Pr	Lag			
MA1,1	0.20438	0.06582	3.11	0.0021		17			
AR1,1	-0.61787	0.06132	-10.08	<.0001		1			
AR1,2	-0.27006	0.06255	-4.32	<.0001		2			
Variance Estimate 1.529852									
Std Error Estimate 1.236872									
AIC 822.007									
SBC 832.5833									
Number of Residuals 251									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.32	3	0.2289	-0.012	-0.047	-0.061	-0.008	0.103	-0.005
12	13.25	9	0.1516	0.005	-0.031	-0.025	-0.116	0.069	-0.118
18	23.89	15	0.0669	0.013	0.061	-0.164	-0.084	-0.035	-0.023
24	28.39	21	0.1294	-0.023	-0.041	-0.005	-0.027	-0.054	-0.102
30	29.63	27	0.3310	-0.002	-0.049	-0.014	-0.003	0.004	0.041
36	39.83	33	0.1923	0.019	-0.037	0.023	0.166	0.056	-0.041
42	51.92	39	0.0807	0.077	0.103	0.074	0.130	0.010	-0.038
48	56.07	45	0.1246	-0.023	0.042	0.079	0.000	-0.069	-0.014
Tests for Normality									
Test		- -Statistic-- -			----p Value-----				
Shapiro-Wilk		W	0.98316	Pr < W	0.0046				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.058293	Pr > D	0.0371				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.209308	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	1.268117	Pr > A-Sq	<0.0050				

b. ARIMA(1,0,1)(2,1,0)³⁶

The ARIMA Procedure												
Conditional Least Squares Estimation												
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx Lag							
MA1,1	0.75533	0.08434	8.96	<.0001	1							
AR1,1	0.91940	0.05057	18.18	<.0001	1							
AR2,1	-0.68036	0.06823	-9.97	<.0001	36							
AR2,2	-0.37366	0.07754	-4.82	<.0001	72							
Variance Estimate	1.958178											
Std Error Estimate	1.399349											
AIC	762.0991											
SBC	775.6002											
Number of Residuals	216											
* AIC and SBC do not include log determinant.												
Autocorrelation Check of Residuals												
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----								
6	2.14	2	0.3431	-0.030	0.012	0.024	-0.018	0.068	-0.055			
12	8.82	8	0.3576	0.026	0.029	-0.049	-0.038	0.126	-0.089			
18	23.72	14	0.0495	0.044	0.130	-0.079	0.002	-0.173	0.091			
24	29.21	20	0.0836	0.044	-0.061	0.080	0.056	-0.065	-0.058			
30	31.16	26	0.2222	0.012	-0.017	-0.070	-0.049	0.007	0.002			
36	34.58	32	0.3456	-0.073	-0.022	-0.064	0.008	0.038	-0.044			
42	41.33	38	0.3272	0.012	-0.027	-0.066	0.127	-0.041	-0.046			
Tests for Normality												
Test	--Statistic--			----p Value----								
Shapiro-Wilk	W	0.989821	Pr < W	0.1314								
Kolmogorov-Smirnov	D	0.061419	Pr > D	0.0456								
Cramer-von Mises	W-Sq	0.135697	Pr > W-Sq	0.0386								
Anderson-Darling	A-Sq	0.725085	Pr > A-Sq	0.0601								



c. ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(2,1,0)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx	Lag			
AR1,1	0.16025	0.06684	2.40	0.0174		1			
AR1,2	0.16614	0.06664	2.49	0.0134		2			
AR1,3	0.16782	0.06854	2.45	0.0152		3			
AR1,4	0.16615	0.06502	2.56	0.0113		11			
AR1,5	-0.14731	0.06547	-2.25	0.0255		17			
AR2,1	-0.65249	0.06891	-9.47	<.0001		36			
AR2,2	-0.37768	0.07647	-4.94	<.0001		72			
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.013	-0.034	-0.062	0.053	0.110	-0.013
12	6.32	5	0.2761	0.038	0.045	0.010	-0.022	-0.033	-0.053
18	16.71	11	0.1167	0.068	0.131	-0.079	-0.031	-0.030	0.121
24	22.58	17	0.1633	0.056	-0.016	0.100	0.060	-0.039	-0.075
30	23.87	23	0.4112	0.010	0.011	-0.060	0.016	-0.021	0.024
36	27.81	29	0.5280	-0.030	-0.052	-0.086	-0.008	0.049	-0.043
42	33.58	35	0.5366	-0.014	-0.024	-0.024	0.130	-0.033	-0.048
ests for Normality									
Test	--Statistic---			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.990386		Pr < W		0.1616			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.040126		Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.063563		Pr > W-Sq		>0.2500			
Anderson-Darling	A-Sq	0.426697		Pr > A-Sq		>0.2500			

d. ARIMA([1,2,3,11,17],0,0)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx	Lag			
MA1,1	0.66856	0.05789	11.55	<.0001	36				
AR1,1	0.18032	0.06674	2.70	0.0075	1				
AR1,2	0.13856	0.06719	2.06	0.0404	2				
AR1,3	0.15846	0.06855	2.31	0.0218	3				
AR1,4	0.15732	0.06525	2.41	0.0168	11				
AR1,5	-0.16494	0.06580	-2.51	0.0129	17				
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.020	-0.023	-0.063	0.031	0.107	-0.008
12	6.45	6	0.3748	0.052	0.051	0.006	-0.029	-0.028	-0.067
18	18.38	12	0.1046	0.041	0.176	-0.062	-0.045	-0.037	0.104
24	24.13	18	0.1507	0.065	-0.005	0.101	0.055	-0.042	-0.068
30	25.55	24	0.3763	-0.000	0.003	-0.062	0.036	0.001	0.023
36	29.17	30	0.5089	-0.044	-0.026	-0.096	-0.021	0.010	-0.040
42	34.47	36	0.5413	0.022	-0.026	-0.020	0.109	-0.068	-0.043
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.990942		Pr < W	0.1975				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.043166		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.073169		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.457873		Pr > A-Sq	>0.2500				

e. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx	Lag			
MA1,1	0.82924	0.03832	21.64	<.0001		1			
MA2,1	0.66640	0.05750	11.59	<.0001		36			
	Variance Estimate	2.002045							
	Std Error Estimate	1.414936							
	AIC	761.3806							
	SBC	768.1218							
	Number of Residuals	215							
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.04	4	0.7276	0.023	0.011	0.018	-0.048	0.047	-0.061
12	9.09	10	0.5239	0.018	0.020	-0.068	-0.067	0.099	-0.106
18	26.21	16	0.0511	0.012	0.156	-0.075	-0.029	-0.198	0.054
24	31.93	22	0.0786	0.044	-0.065	0.081	0.040	-0.077	-0.060
30	33.65	28	0.2127	0.005	-0.016	-0.073	-0.030	0.021	-0.002
36	38.74	34	0.2642	-0.098	-0.015	-0.080	-0.010	0.005	-0.060
42	45.26	40	0.2617	0.045	-0.032	-0.044	0.106	-0.076	-0.050
Tests for Normality									
Test		--Statistic---			----p Value----				
Shapiro-Wilk		W	0.989202	Pr < W	0.1062				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.06234	Pr > D	0.0408				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.164872	Pr > W-Sq	0.0164				
Anderson-Darling		A-Sq	0.824718	Pr > A-Sq	0.0344				

Lampiran 7 Output SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluluk

a. ARIMA([17,38],1,[1,17,18])

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx Lag				
MA1,1	0.80720	0.03759	21.47	<.0001	1				
MA1,2	-0.39027	0.14303	-2.73	0.0068	17				
MA1,3	0.39332	0.11602	3.39	0.0008	18				
AR1,1	-0.61683	0.12248	-5.04	<.0001	17				
AR1,2	0.22180	0.06206	3.57	0.0004	38				
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
251									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	3.41	1	0.0648	0.052	-0.063	0.067	0.027	-0.035	0.016
12	9.62	7	0.2112	0.118	-0.006	-0.083	-0.030	-0.022	-0.039
18	16.48	13	0.2243	-0.006	0.039	-0.008	-0.088	-0.003	0.126
24	26.39	19	0.1198	-0.006	-0.096	0.009	-0.155	-0.043	-0.026
30	28.75	25	0.2744	0.059	-0.043	0.030	-0.013	-0.044	0.008
36	30.11	31	0.5118	-0.031	0.012	0.014	0.023	-0.052	0.011
42	32.10	37	0.6981	0.042	0.010	-0.045	-0.034	0.005	-0.039
48	39.91	43	0.6063	0.025	0.044	0.038	0.122	-0.077	-0.024
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.989296	Pr < W	0.0604					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.04212	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.102713	Pr > W-Sq	0.1042					
Anderson-Darling	A-Sq	0.636086	Pr > A-Sq	0.0971					

.b. ARIMA ([38],1,[1,17])

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx	Lag			
MA1,1	0.76649	0.03675	20.86	<.0001		1			
MA1,2	0.18555	0.03708	5.00	<.0001		17			
AR1,1	0.29088	0.06801	4.28	<.0001		38			
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
251									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	2.76	3	0.4309	0.051	-0.035	0.073	0.016	-0.034	0.012
12	10.57	9	0.3067	0.127	-0.019	-0.077	-0.038	-0.049	-0.060
18	19.94	15	0.1741	-0.030	-0.009	-0.053	-0.097	-0.056	0.135
24	32.76	21	0.0489	-0.025	-0.114	0.010	-0.161	-0.064	-0.051
30	34.92	27	0.1410	0.052	-0.031	0.056	0.002	-0.029	0.006
36	44.56	33	0.0862	-0.002	0.030	0.041	0.137	0.029	0.104
42	47.93	39	0.1547	0.099	-0.004	0.017	0.007	0.028	-0.020
48	55.72	45	0.1314	0.031	0.033	0.025	0.104	-0.099	-0.045
Tests for Normality									
Test		--Statistic----			----p Value-----				
Shapiro-Wilk		W	0.986233	Pr < W		0.0163			
Kolmogorov-Smirnov		D	0.05658	Pr > D		0.0484			
Cramer-von Mises		W-Sq	0.201659	Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq	1.169057	Pr > A-Sq	<0.0050				

c. ARIMA([1,3,7],0,0)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate		Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.66885		0.06018	11.11	<.0001	36			
AR1,1	0.15072		0.06479	2.33	0.0209	1			
AR1,2	0.19133		0.06560	2.92	0.0039	3			
AR1,3	0.21308		0.06631	3.21	0.0015	7			
	Variance Estimate			2.729622					
	Std Error Estimate			1.652157					
	AIC			833.8432					
	SBC			847.3443					
	Number of Residuals			216					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	Autocorrelations					
6	2.66	2	0.2645	-0.022	-0.041	-0.010	0.052	0.036	0.075
12	6.73	8	0.5664	-0.023	0.064	-0.088	-0.047	0.025	0.052
18	20.31	14	0.1208	0.051	0.140	0.026	-0.073	-0.138	0.104
24	24.88	20	0.2062	0.021	-0.103	0.019	-0.085	-0.021	0.001
30	28.93	26	0.3141	0.113	-0.057	-0.020	0.009	0.005	0.003
36	36.41	32	0.2709	-0.101	0.080	0.035	-0.018	-0.105	0.003
42	40.79	38	0.3489	-0.038	0.071	-0.067	-0.004	-0.056	-0.047
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.992743		Pr < W		0.3675			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.056819		Pr > D		0.0876			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.089667		Pr > W-Sq		0.1566			
Anderson-Darling	A-Sq	0.500504		Pr > A-Sq		0.2145			



d. ARIMA(6,1,0)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard		Approx						
	Estimate	Error	t Value	Pr > t	t	Lag			
MA1,1	0.64801	0.06316	10.26	<.0001		36			
AR1,1	-0.81416	0.06729	-12.10	<.0001		1			
AR1,2	-0.82961	0.08425	-9.85	<.0001		2			
AR1,3	-0.59584	0.09671	-6.16	<.0001		3			
AR1,4	-0.47690	0.09736	-4.90	<.0001		4			
AR1,5	-0.35932	0.08448	-4.25	<.0001		5			
AR1,6	-0.24771	0.06753	-3.67	0.0003		6			
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
215									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.024	0.006	0.002	-0.026	-0.044	-0.021
12	7.25	5	0.2028	-0.090	0.023	-0.117	-0.072	0.000	0.033
18	18.93	11	0.0623	0.041	0.135	0.033	-0.047	-0.147	0.072
24	24.78	17	0.0998	-0.021	-0.125	0.015	-0.088	-0.015	-0.005
30	28.41	23	0.2008	0.109	-0.050	-0.003	0.013	0.005	0.013
36	34.44	29	0.2234	-0.091	0.080	0.035	-0.011	-0.087	-0.007
42	38.59	35	0.3106	-0.047	0.062	-0.076	-0.003	-0.041	-0.047
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.993463		Pr < W		0.4650			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.039785		Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.05651		Pr > W-Sq		>0.2500			
Anderson-Darling	A-Sq	0.383337		Pr > A-Sq		>0.2500			

e. ARIMA(2,1,3)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard		Approx						
	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.52132	0.06497	8.02	<.0001	1				
MA1,2	-0.60693	0.07244	-8.38	<.0001	2				
MA1,3	0.76501	0.06463	11.84	<.0001	3				
MA2,1	0.71947	0.06129	11.74	<.0001	36				
AR1,1	-0.34598	0.03297	-10.49	<.0001	1				
AR1,2	-0.96859	0.03432	-28.22	<.0001	2				
Variance Estimate				2.773173					
Std Error Estimate				1.666285					
AIC				835.3566					
SBC				855.5804					
Number of Residuals				215					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	.	0	.	0.031	-0.035	0.020	-0.077	0.038	0.084
12	9.83	6	0.1320	0.052	0.022	-0.072	-0.110	-0.052	0.060
18	21.13	12	0.0485	0.089	0.079	-0.007	-0.064	-0.171	0.025
24	26.40	18	0.0911	-0.016	-0.076	0.001	-0.125	-0.017	0.004
30	30.05	24	0.1830	0.073	-0.068	0.012	-0.006	-0.066	0.018
36	33.25	30	0.3117	-0.053	0.032	0.020	0.005	-0.090	-0.010
42	37.58	36	0.3965	-0.018	0.086	-0.055	-0.034	-0.025	-0.063
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.992115		Pr < W	0.3013				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.04579		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.072138		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.431009		Pr > A-Sq	>0.2500				

Lampiran 8 Output SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Bluri

a. ARIMA(2,1,[26])

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Pr > t	t	Lag			
MA1,1	0.16921	0.06795	2.49	0.0134	26				
AR1,1	-0.45021	0.06097	-7.38	<.0001	1				
AR1,2	-0.29318	0.06131	-4.78	<.0001	2				
Variance Estimate 0.014228									
Std Error Estimate 0.119279									
AIC -352.108									
SBC -341.531									
Number of Residuals 251									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.55	3	0.0360	-0.046	-0.053	-0.126	0.079	0.041	0.068
12	11.69	9	0.2311	0.020	-0.021	-0.065	-0.063	0.037	-0.040
18	18.37	15	0.2439	-0.011	-0.067	-0.019	-0.101	-0.097	-0.001
24	30.92	21	0.0749	0.093	-0.037	-0.085	-0.157	-0.040	-0.045
30	34.38	27	0.1554	-0.031	-0.009	0.017	-0.050	-0.066	0.063
36	38.55	33	0.2331	0.016	0.087	0.066	-0.006	0.015	0.044
42	51.75	39	0.0830	0.150	0.106	0.046	0.012	0.044	0.080
48	57.40	45	0.1017	0.051	-0.072	-0.030	0.036	-0.079	-0.044
Tests for Normality									
Test		--Statistic--			----p Value----				
Shapiro-Wilk		W 0.977094			Pr < W 0.0004				
Kolmogorov-Smirnov		D 0.083542			Pr > D <0.0100				
Cramer-von Mises		W-Sq 0.403443			Pr > W-Sq <0.0050				
Anderson-Darling		A-Sq 2.191238			Pr > A-Sq <0.0050				

b. ARIMA ([1,2,26],1,0)

ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard Estimate		Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
AR1,1	-0.44534		0.06014	-7.41	<.0001	1			
AR1,2	-0.28035		0.06031	-4.65	<.0001	2			
AR1,3	-0.16871		0.06048	-2.79	0.0057	26			
	Variance Estimate			0.014176					
	Std Error Estimate			0.119064					
	AIC			-353.012					
	SBC			-342.436					
	Number of Residuals			251					
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	8.81	3	0.0319	-0.041	-0.053	-0.124	0.087	0.044	0.070
12	12.60	9	0.1817	0.023	-0.026	-0.071	-0.068	0.039	-0.043
18	19.12	15	0.2085	-0.007	-0.072	-0.026	-0.105	-0.085	0.001
24	31.64	21	0.0636	0.090	-0.033	-0.092	-0.159	-0.035	-0.033
30	35.10	27	0.1364	-0.032	-0.005	-0.037	-0.062	-0.037	0.067
36	39.77	33	0.1941	0.016	0.093	0.056	-0.011	0.022	0.058
42	53.20	39	0.0643	0.151	0.105	0.047	0.014	0.045	0.081
48	58.20	45	0.0896	0.051	-0.070	-0.039	0.024	-0.071	-0.040
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.976285		Pr < W		0.0003			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.083469		Pr > D		<0.0100			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.446071		Pr > W-Sq		<0.0050			
Anderson-Darling	A-Sq	2.351426		Pr > A-Sq		<0.0050			



c. ARIMA(1,0,1)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard		Approx		t Value	Pr > t	Lag		
	Estimate	Error							
MA1,1	0.66892	0.08777		7.62	<.0001		1		
MA2,1	0.71098	0.05684		12.51	<.0001		36		
AR1,1	0.90030	0.05148		17.49	<.0001		1		
	Variance Estimate	0.016062							
	Std Error Estimate	0.126738							
	AIC	-276.393							
	SBC	-266.268							
	Number of Residuals	216							
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.37	3	0.3377	0.029	-0.098	0.030	0.050	0.031	0.023
12	3.93	9	0.9159	0.017	-0.033	-0.032	0.006	-0.001	0.006
18	6.96	15	0.9587	0.024	0.029	-0.007	-0.030	-0.072	0.073
24	13.93	21	0.8726	0.118	0.011	-0.086	-0.084	-0.008	-0.021
30	25.05	27	0.5717	-0.103	-0.154	0.035	-0.075	-0.049	0.035
36	27.17	33	0.7524	-0.025	0.012	0.039	-0.054	-0.048	-0.024
42	30.79	39	0.8231	0.057	0.077	0.042	-0.009	0.026	0.045
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.997078		Pr < W		0.9610			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.028853		Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.029666		Pr > W-Sq		>0.2500			
Anderson-Darling	A-Sq	0.185607		Pr > A-Sq		>0.2500			

d. ARIMA (1,0,1)(2,1,0)³⁶

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	
MA1,1	0.68974	0.08946	7.71	<.0001	1	
AR1,1	0.90093	0.05381	16.74	<.0001	1	
AR2,1	-0.67430	0.07099	-9.50	<.0001	36	
AR2,2	-0.42077	0.07890	-5.33	<.0001	72	
	Variance Estimate	0.016413				
	Std Error Estimate	0.128112				
	AIC	-270.753				
	SBC	-257.252				
	Number of Residuals	216				
* AIC and SBC do not include log determinant.						
Autocorrelation Check of Residuals						
To Lag	Chi-Square	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----			
	DF					
6	4.21	2	0.1221	0.019	-0.102	0.047
12	4.88	8	0.7706	0.010	-0.027	-0.038
18	8.40	14	0.8675	-0.005	0.035	0.003
24	14.68	20	0.7946	0.119	-0.013	-0.065
30	26.86	26	0.4165	-0.102	-0.154	0.040
36	28.28	32	0.6556	0.001	0.011	0.031
42	31.30	38	0.7707	0.051	0.056	0.038
					-0.013	0.051
						0.037
Tests for Normality						
Test		--Statistic---		----p Value-----		
Shapiro-Wilk		W		Pr < W		0.7630
Kolmogorov-Smirnov		D		Pr > D		>0.1500
Cramer-von Mises		W-Sq		Pr > W-Sq		>0.2500
Anderson-Darling		A-Sq		Pr > A-Sq		>0.2500



e. ARIMA([1,3],0,0)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard		Approx						
	Estimate	Error	t Value	Pr > t				Lag	
MA1,1	0.71703	0.05621	12.76	<.0001				36	
AR1,1	0.32854	0.06377	5.15	<.0001				1	
AR1,2	0.23619	0.06380	3.70	0.0003				3	
	Variance Estimate	0.016326							
	Std Error Estimate	0.127775							
	AIC	-272.874							
	SBC	-262.748							
	Number of Residuals	216							
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.33	3	0.0968	-0.057	0.043	-0.067	0.080	0.093	0.061
12	7.48	9	0.5873	0.052	0.004	0.002	0.029	0.020	0.033
18	11.10	15	0.7453	0.037	0.049	-0.017	-0.022	-0.069	0.078
24	16.66	21	0.7313	0.100	0.010	-0.077	-0.080	0.004	-0.027
30	25.59	27	0.5413	-0.058	-0.154	0.040	-0.078	-0.028	0.015
36	27.82	33	0.7229	-0.025	0.013	0.029	-0.063	-0.043	-0.034
42	30.68	39	0.8270	0.055	0.057	0.033	-0.029	0.047	0.018
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.995717		Pr < W				0.8104	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.046063		Pr > D				>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.06119		Pr > W-Sq				>0.2500	
Anderson-Darling	A-Sq	0.37574		Pr > A-Sq				>0.2500	

f. ARIMA(0,1,1)(1,1,0)³⁶

The ARIMA Procedure							
Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Standard Estimate	Error	t Value	Approx Pr > t	Lag		
MA1,1	0.74839	0.04559	16.42	<.0001	1		
AR1,1	-0.50739	0.06786	-7.48	<.0001	36		
Variance Estimate	0.019189						
Std Error Estimate	0.138525						
AIC	-237.847						
SBC	-231.106						
Number of Residuals	215						
* AIC and SBC do not include log determinant.							
Autocorrelation Check of Residuals							
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations			
6	2.48	4	0.6485	0.052	-0.080	0.008	0.001
12	3.16	10	0.9774	-0.028	-0.038	-0.013	0.004
18	10.54	16	0.8372	0.001	0.041	0.005	-0.075
24	21.49	22	0.4906	0.124	-0.047	-0.073	-0.120
30	34.81	28	0.1756	-0.068	-0.203	0.029	-0.039
36	43.87	34	0.1196	-0.035	0.026	0.039	-0.073
42	48.13	40	0.1768	0.056	0.100	0.027	-0.027
Tests for Normality							
Test	--Statistic---			-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.995711		Pr < W	0.8121		
Kolmogorov-Smirnov	D	0.042981		Pr > D	>0.1500		
Cramer-von Mises	W-Sq	0.043482		Pr > W-Sq	>0.2500		
Anderson-Darling	A-Sq	0.291085		Pr > A-Sq	>0.2500		

g. ARIMA (0,1,1)(0,1,1)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Standard		Approx						
	Estimate	Error	t Value	Pr > t		Lag			
MA1,1	0.75818	0.04479	16.93	<.0001		1			
MA2,1	0.70484	0.05740	12.28	<.0001		36			
	Variance Estimate		0.016734						
	Std Error Estimate		0.129359						
	AIC		-267.286						
	SBC		-260.544						
	Number of Residuals		215						
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	2.74	4	0.6031	0.056	-0.087	0.022	0.034	0.012	0.001
12	4.70	10	0.9106	-0.010	-0.061	-0.062	-0.019	-0.023	-0.012
18	7.62	16	0.9594	0.005	0.018	-0.014	-0.038	-0.074	0.071
24	15.10	22	0.8579	0.115	0.008	-0.087	-0.091	-0.024	-0.036
30	28.28	28	0.4497	-0.119	-0.167	0.016	-0.084	-0.054	0.032
36	30.10	34	0.6595	-0.025	0.009	0.038	-0.050	-0.044	-0.022
42	34.55	40	0.7138	0.064	0.085	0.050	-0.004	0.030	0.045
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.996947		Pr < W		0.9526			
Kolmogorov-Smirnov	D	0.025362		Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises	W-Sq	0.021124		Pr > W-Sq		>0.2500			
Anderson-Darling	A-Sq	0.155583		Pr > A-Sq		>0.2500			

h. ARIMA(4,1,0)(2,1,0)³⁶

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx Lag				
AR1,1	-0.69080	0.06880	-10.04	<.0001	1				
AR1,2	-0.57941	0.08074	-7.18	<.0001	2				
AR1,3	-0.33132	0.08130	-4.08	<.0001	3				
AR1,4	-0.13864	0.07029	-1.97	0.0499	4				
AR2,1	-0.68484	0.07201	-9.51	<.0001	36				
AR2,2	-0.41968	0.08141	-5.16	<.0001	72				
Variance Estimate									
Std Error Estimate									
AIC									
SBC									
Number of Residuals									
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	.	0	.	-0.017	-0.035	-0.053	-0.054	-0.089	0.030
12	5.40	6	0.4940	-0.010	-0.056	-0.067	-0.021	-0.002	-0.010
18	8.78	12	0.7218	-0.006	0.014	-0.023	-0.033	-0.043	0.103
24	14.89	18	0.6695	0.131	0.013	-0.027	-0.070	-0.050	-0.009
30	24.57	24	0.4294	-0.074	-0.142	0.038	-0.083	-0.050	0.050
36	26.79	30	0.6345	0.031	0.023	0.040	-0.061	-0.026	-0.033
42	29.92	36	0.7524	0.050	0.044	0.065	0.006	0.054	0.009
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		p Value-----					
Shapiro-Wilk		W		Pr < W		0.7670			
Kolmogorov-Smirnov		D		Pr > D		>0.1500			
Cramer-von Mises		W-Sq		Pr > W-Sq		>0.2500			
Anderson-Darling		A-Sq		Pr > A-Sq		>0.2500			



BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap MIFTAKHUL ARDI IKHWANUS SAFA, dilahirkan pada tanggal 30 November 1994 di Kabupaten Lamongan sebagai anak pertama dari pasangan Supardi dan Juwariyah. Penulis bertempat tinggal di Desa Paji RT 2 RW 6 Kecamatan Pucuk Kabupaten Lamongan. Pendidikan formal yang ditempuh penulis adalah TK Muslimat NU Paji, SDN Paji, SMPN 1 Pucuk dan SMAN 1 Babat Kabupaten Lamongan. Pada tahun 2013, penulis diterima di Program Studi Diploma III Jurusan Statistika ITS

melalui jalur seleksi reguler Diploma III dengan NRP 1313 030 069. Selama perkuliahan penulis aktif dalam beberapa organisasi antara lain sebagai anggota UKM ITS Badminton Community, sebagai staff Departemen Dalam Negeri HIMADATA-ITS periode 2014/2015 dan sebagai Ketua Departemen Dalam Negeri HIMADATA-ITS periode 2015/2016. Penulis mendapatkan kesempatan Kerja Praktek di Bidang Rehabilitasi Badan Narkotika Nasional Provinsi Jawa Timur pada akhir semester 4 . Apabila pembaca memiliki kritik dan saran atau ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui email miftakhulardi007@gmail.com