TUGAS AKHIR - SM141501

ESTIMASI PARAMETER MODEL ARIMA MENGGUNAKAN KALMAN FILTER UNTUK PERAMALAN PERMINTAAN DARAH (Studi Kasus: UTD PMI SURABAYA)

MOKHAMAD HILMI PAMUNGKAS
NRP 1211100109

Dosen Pembimbing:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

JURUSAN MATEMATIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016

FINAL PROJECT - SM141501

PARAMETER ESTIMATION OF ARIMA MODEL USING KALMAN FILTER FOR BLOOD DEMAND FORECASTING (Case Study: UTD PMI SURABAYA)

MOKHAMAD HILMI PAMUNGKAS
NRP 1211100109

Supervisors:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2016

LEMBAR PENGESAHAN

ESTIMASI PARAMETER MODEL ARIMA MENGGUNAKAN *KALMAN FILTER* UNTUK PERAMALAN PERMINTAAN DARAH (Studi Kasus: UTD PMI SURABAYA)

PARAMETER ESTIMATION OF ARIMA MODEL USING KALMAN FILTER FOR BLOOD DEMAND FORECASTING (*Case Study*: UTD PMI SURABAYA)

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada Bidang Studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

MOKHAMAD HILMI PAMUNGKAS
NRP. 1211 100 109

Menyetujui,

Dosen Pembimbing II	Dosen Pembimbing I
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes	Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
NIP. 19650220 198903 2 002	NIP. 19660414 199102 2 001

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika FMIPA ITS

Dr. Imam Mukhlash, S.Si,MT
NIP. 19700831 199403 1 003

Surabaya, Januari 2016

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wb.

Alhamdulillahirobbil'aalamiin, segala puji dan syukur penulis ucapkan kehadirat Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul

"ESTIMASI PARAMETER MODEL ARIMA MENGGUNAKAN KALMAN FILTER UNTUK PERAMALAN PERMINTAAN DARAH (Studi Kasus: UTD PMI SURABAYA)"

sebagai salah satu syarat kelulusan Program Studi S-1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Imam Mukhlash, S.Si,MT. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA ITS.
2. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si dan Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir. Atas segala bimbingan dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis selama mengerjakan Tugas Akhir ini, sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
3. Bapak Drs. Daryono Budi Utomo, M.Si., Ibu Dra. Farida Agustini Widjajati, MS., dan Dra. Wahyu Fistia Doctorina, M.Si selaku dosen penguji.
4. Bapak Drs. Chairul Imron, MI.Komp selaku Koordinator Tugas Akhir Jurusan Matematika FMIPA ITS.
5. Bapak Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc selaku dosen wali penulis yang telah memberikan arahan akademik dan motivasi, selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Matematika FMIPA ITS.

6. Bapak Fajar beserta seluruh *staff* UTD PMI Surabaya yang membantu penulis untuk mendapatkan data jumlah permintaan darah di UTD PMI Surabaya.
7. Bapak dan Ibu dosen serta seluruh *staff* Tata Usaha dan Laboratorium Jurusan Matematika FMIPA-ITS.
8. Teman-teman mahasiswa angkatan 2011 Jurusan Matematika ITS.
9. Dan seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan motivasi, yang tidak dapat penulis sebut satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik dari pembaca. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Desember 2015

Penulis

Special thank's to:

1. Kedua orang tua saya yaitu Mokhamad Jainuri dan Umi Kulsum yang selalu mendukung secara moril, materi, maupun motivasi serta doa yang tiada hentinya.
2. Seluruh saudara saya, mbak Evi, mas Aviv, mas Danny dan adikku Putra yang selalu memberikan semangat dan dukungan setiap waktu.
3. Mas Jahidul Umam, yang selalu memotivasi dan memberikan pembelajaran dalam berorganisasi.
4. Odhi, Iyin, Arun, Hafid, Intan, Edwin, Indi, Siti Cham, Zaki yang telah memberikan pembelajaran berharga tentang kekeluargaan dalam berorganisasi.
5. Seluruh keluarga besar KSR PMI ITS yang telah memberikan ilmu, tawa, canda, dan mengajarkan kedewasaan.
6. Yahya, Zaki, Fendy, Fikri, dan Farid yang telah yange telah meberikan sejuta senyuman dan tawa selama ini.
7. Keluarga besar matematika 2011 secara bersama-sama mengukir impian dan cita-cita selama perkuliahan.
8. Buat seseorang yang selalu menyemangati penulis disaat mulai jenuh dan bosan, serta mengajarkan tanggung jawab.
9. Mas Satria, Isman, Desi, Tutut, dan teman-teman di lab Komputasi, yang selalu menemani begadang mengerjakan Tugas Akhir.
10. Semua pihak yang tak bisa penulis sebutkan satu per satu, semoga Allah SWT membalas dengan balasan yang lebih baik bagi semua pihak yang telah membantu penulis

DAFTAR ISI

Hal

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN v
ABSTRAK vii
ABSTRACT ix
KATA PENGANTAR xi
DAFTAR ISI xv
DAFTAR TABEL xix
DAFTAR GAMBAR xxi
DAFTAR LAMPIRAN xxiii
DAFTAR NOTASI xxv
BAB I. PENDAHULUAN
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Batasan Masalah 4
1.4 Tujuan 4
1.5 Manfaat 4
1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir 5
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA
2.1 Analisis *Time Series* 7
2.1.1 Stasioneritas 7
2.1.1 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial 10
2.2 Model ARIMA 11
2.3 Perumusan Model ARIMA 13
2.3.1 Identifikasi Model ARIMA 13
2.3.2 Penaksiran dan Pengujian Parameter Model 13
2.3.3 Pemeriksaan Diagnostik 14
2.3.4 Pemilihan Model Terbaik 16
2.4 Metode *Least Square* 17
2.5 Metode *Kalman Filter* 18

2.5.1 Persamaan Kalman Filter 18
2.5.2 Penerapan Kalman Filter dalam Estimasi Parameter Model ARIMA 19
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN
3.1 Studi Literatur 21
3.2 Pengumpulan dan Analisis Data 21
3.3 Merumuskan Model ARIMA 21
3.4 Penerapan Metode *Kalman Filter* 22
3.5 Penarikan Kesimpulan 22
BAB IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN
4.1 Variabel dan Data Penelitian 25
4.2 Analisis dan Perumusan Model ARIMA 26
4.2.1 Model ARIMA Golongan Darah O 27
4.2.2 Model ARIMA Golongan Darah A 39
4.2.3 Model ARIMA Golongan Darah B 50
4.2.4 Model ARIMA Golongan Darah AB 61
4.3 Identifikasi Model ARIMA pada *In Sample* 90 70
4.4 Penerapan Metode *Kalman Filter* 72
4.4.1 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah O 72
4.4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah A 75
4.4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah B 78
4.4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah AB 82
4.4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA pada *In Sample* 90 85
4.5 Prediksi KF-ARIMA Simultan 88
4.5.1 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah O 88
4.5.2 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah A 89

4.5.3 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah B 90
4.5.4 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah AB 92
4.5.5 KF-ARIMA Simultan pada *In Sample* 90..... 93
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN
5.1 Kesimpulan 97
5.2 Saran 98
DAFTAR PUSTAKA 99
LAMPIRAN 101

DAFTAR GAMBAR

		Hal
Gambar 3.1	Diagram Alir Algoritma *Kalman Filter*	23
Gambar 3.2	Diagram Alir Penelitian	24
Gambar 4.1	Plot Box-Cox Data Golongan Darah O.....	27
Gambar 4.2	Plot Box-Cox Data Golongan Darah O Hasil Transformasi.....	28
Gambar 4.3	Plot Box-Cox Data Golongan Darah O Hasil Transformasi Kedua.....	29
Gambar 4.4	Plot *Time Series* Data Golongan Darah O Hasil Transformasi Kedua.....	29
Gambar 4.5	Plot ACF Hasil Transformasi Kedua Golongan Darah O	31
Gambar 4.6	Plot PACF Hasil Transformasi Kedua Golongan Darah O	31
Gambar 4.7	Uji Normalitas Model ARIMA ([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]).....	37
Gambar 4.8	Plot Box-Cox Data Golongan Darah A.....	40
Gambar 4.9	Plot Box Cox Data Hasil Transformasi.....	40
Gambar 4.10	Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi	41
Gambar 4.11	Plot ACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah A	43
Gambar 4.12	Plot PACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah A	43
Gambar 4.13	Uji Normalitas Model ARIMA (1,0,[1,2,3,6,7])	48
Gambar 4.14	Plot Box-Cox Data Golongan Darah B.....	51
Gambar 4.15	Plot Box-Cox Data Hasil Transformasi	51
Gambar 4.16	Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi	52
Gambar 4.17	Plot ACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah B.....	54
Gambar 4.18	Plot PACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah B.....	54

Gambar 4.19 Uji Normalitas ARIMA(1,0,[1,2,3,6]) 58
Gambar 4.20 Plot Box-Cox Data Golongan Darah AB 61
Gambar 4.21 Plot Box-Cox Data Hasil Transformasi 62
Gambar 4.22 Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi 62
Gambar 4.23 Plot ACF Data Golongan Darah AB Hasil Transformasi 64
Gambar 4.24 Plot PACF Data Golongan Darah AB Hasil Transformasi 64
Gambar 4.25 Uji Normalitas ARIMA([1,21],0,1) 67
Gambar 4.26 Simulasi KF-ARIMA dan ARIMA Darah O 74
Gambar 4.27 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA Darah A 78
Gambar 4.28 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA Darah B 81
Gambar 4.29 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA Darah AB 84
Gambar 4.30 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA Simultan dan ARIMA Darah O 88
Gambar 4.31 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA Simultan dan ARIMA Darah A 90
Gambar 4.32 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA Darah B 91
Gambar 4.33 Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA Simultan dan ARIMA Darah AB 92

DAFTAR TABEL

		Hal
Tabel 2.1	Transformasi Box Cox	8
Tabel 2.2	Pola ACF dan PACF	13
Tabel 4.1	Deskripsi Data Jumlah Permintaan Darah	26
Tabel 4.2	Hasil Uji ADF Data Golongan Darah O	30
Tabel 4.3	Estimasi Parameter Model ARIMA ([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]) tanpa Konstanta	32
Tabel 4.4	Hasil Pengujian Estimasi Parameter tanpa Konstanta pada Golongan Darah O	38
Tabel 4.5	Hasil Pengujian Diagnostik Residual tanpa Konstanta pada Golongan Darah O	39
Tabel 4.6	Hasil Uji ADF Data Golongan Darah A	41
Tabel 4.7	Estimasi Parameter Model ARIMA (1,0,[1,2,3,6,7]) tanpa Konstanta	44
Tabel 4.8	Hasil Pengujian Estimasi Parameter tanpa Konstanta pada Golongan Darah A	49
Tabel 4.9	Hasil Pengujian Diagnostik Residual tanpa Konstanta pada Golongan Darah A	50
Tabel 4.10	Hasil Uji ADF Data Golongan Darah B	52
Tabel 4.11	Estimasi Parameter Model ARIMA (1,0,[1,2,3,6]) tanpa Konstanta	55
Tabel 4.12	Hasil Pengujian Estimasi Parameter tanpa Konstanta pada Golongan Darah B	59
Tabel 4.13	Hasil Pengujian Diagnostik Residual tanpa Konstanta pada Golongan Darah B	60
Tabel 4.14	Hasil Uji ADF Data Golongan Darah AB	63
Tabel 4.15	Estimasi Parameter Model ARIMA ([1,21],0,1]) tanpa Konstanta	65
Tabel 4.16	Hasil Pengujian Estimasi Parameter tanpa Konstanta pada Golongan Darah AB	69
Tabel 4.17	Hasil Pengujian Diagnostik Residual tanpa Konstanta pada Golongan Darah AB	69

Tabel 4.18	Model ARIMA terbaik pada masing-masing Golongan darah pada *In Sample* 90	71
Tabel 4.19	Estimasi Parameter Model ARIMA (2,0,1) Menggunakan *Kalman Filter*	74
Tabel 4.20	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*	75
Tabel 4.21	Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,2) Menggunakan *Kalman Filter*	77
Tabel 4.22	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*	78
Tabel 4.23	Estimasi Parameter Model ARIMA (1,0,2) Menggunakan *Kalman Filter*	80
Tabel 4.24	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*	82
Tabel 4.25	Estimasi Parameter Model ARIMA (1,0,1) Menggunakan *Kalman Filter*	83
Tabel 4.26	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*	85
Tabel 4.27	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF pada Masing-masing Golongan Darah pada *In Sample* 90	87
Tabel 4.28	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*	87
Tabel 4.29	Nilai MAPE KF-ARIMASimultan dan ARIMA pada Darah O	89
Tabel 4.30	Nilai MAPE KF-ARIMASimultan dan ARIMA pada Darah A	90
Tabel 4.31	Nilai MAPE KF-ARIMASimultan dan ARIMA pada Darah B.....	91
Tabel 4.32	Nilai MAPE KF-ARIMASimultan dan ARIMA pada Darah AB.....	93
Tabel 4.33	Hasil Prediksi Model ARIMA Menggunakan KF-ARIMA Simultan dan ARIMA	93
Tabel 4.34	MAPE pada Masing-masing Golongan Darah ...	94
Tabel 4.35	Rata-rata MAPE Setiap Golongan Darah	95

DAFTAR NOTASI

λ	:	parameter transformasi Box-Cox
B	:	operator *shift* mundur
n	:	jumlah data sampel
N	:	jumlah data populasi
k	:	lag ke-*k*
$\hat{\rho}_k$	:	koefisien autokorelasi pada lag ke-*k*
p	:	orde dari AR
q	:	orde dari MA
$(1-d)^d$	:	orde *differencing* nonmusiman
a_t	:	suatu proses *white noise* atau galat pada waktu ke-*t* yang diasumsikan mempunyai mean 0 dan varian konstan σ_α^2
ϕ_p	:	koefisien orde *p*
θ_q	:	koefisien orde *q*
ln	:	logaritma natural
x_k	:	variabel keadaan berukuran *n* x 1
u_k	:	vector masukan deterministic berukuran *m* x 1
z_k	:	vector pengukuran berukuran *p* x 1
A, B, G, H	:	matriks-matriks konstan dengan ukuran *A* = *n* x *n*, *B* = *n* x *m*, *G* = *n* x *l*, *H* = *p* x *n*

BAB I
PENDAHULUAN

Pada bab ini akan diuraikan hal-hal yang melatarbelakangi tugas akhir ini yang selanjutnya dituliskan dalam sub perumusan masalah. Dalam bab ini juga dicantumkan mengenai batasan masalah, tujuan dan manfaat dari tugas akhir ini. Adapun sistematika penulisan tugas akhir diuraikan pada bagian akhir bab ini.

1.1 Latar Belakang

Tranfusi darah merupakan suatu proses menyalurkan atau memindahkan darah dari satu orang (pendonor) ke orang lain (reseptor). Darah hanya dapat diberikan kepada reseptor ketika mempunyai golongan darah yang sama dengan pendonor[1]. Tranfusi darah dibutuhkan pada saat kondisi kehilangan darah dalam jumlah besar yang disebabkan oleh perdarahan, trauma, operasi dan tidak berfungsinya organ pembentuk sel darah merah. Sebab itu banyak rumah sakit yang membutuhkan kantong darah dalam jumlah yang besar dalam setiap harinya.

Kegiatan tranfusi darah atau pelayanan darah di Indonesia merupakan tugas dari pemerintah yang diberikan kepada Palang Merah Indonesia (PMI) dengan batas dan kewenangannya diatur dalam Undang-undang kesehatan No. 23 tahun 1992[1]. PMI adalah sebuah organisasi perhimpunan nasional yang bergerak dalam bidang sosial dan kemanusiaan. Organisasi ini bertugas membantu pemerintah di bidang sosial kemanusiaan terutama dalam hal kepalangmerahan yang meliputi kesiapsiagaan dan penanggulangan bencana,

pelatihan pertolongan pertama untuk para sukarelawan, pelayanan kesehatan masyarakat serta pelayanan tranfusi darah. Menurut Peraturan Pemerintah No. 7/2011 tentang Pelayanan Darah menyebutkan bahwa penyelenggaraan donor darah dan pengelolaan darah dilakukan oleh Unit Tranfusi Darah (UTD) PMI[1]. Hingga saat ini, PMI telah mendirikan UTD sebanyak 233 UTD yang tersebar di kabupaten dan kota se-Indonesia. Salah satunya adalah UTD PMI Surabaya.

Pada kenyataannya, permintaan darah dari rumah sakit terkadang tidak seimbang dengan persedian darah di UTD PMI Surabaya, seperti yang terjadi pada tanggal 29 Juni - 29 Juli 2014 persediaan darah mengalami penurunan, sedangkan permintaan darah mengalami kenaikan[2]. Hal ini membuat UTD PMI Surabaya menolak memberikan darah ke rumah sakit di luar kota Surabaya. Ketidakpastian persedian dan permintaan darah menjadi masalah serius dalam pengelolaan persediaan darah di UTD PMI Surabaya. Kondisi persediaan dan permintaan darah yang tidak konsisten mengakibatkan banyak permintaan darah yang tidak terpenuhi seutuhnya. Sehingga diperlukan adanya tindakan untuk mengantisipasi ketidakstabilan permintaan darah di UTD PMI Surabaya. Salah satunya adalah dengan peramalan permintaan darah.

Peramalan merupakan suatu alat bantu yang digunakan untuk menyusun suatu rencana yang efektif dan efisien. Dengan adanya peramalan, dapat mengolah data yang ada untuk menjelaskan suatu kejadian yang akan datang. Salah satu metode yang digunakan untuk peramalan permintaan darah adalah analisis *time series* berdasarkan data masa lalu yang relevan. Meskipun demikian, masih ada suatu metode yang estimasinya lebih akurat untuk digunakan dalam analisis *time series*, seperti model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)[3]. Dalam menentukan peramalan dibutuhkan beberapa parameter dari model ARIMA. Oleh

karena itu, diperlukan metode untuk mengestimasi parameter model ARIMA.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang estimasi parameter model ARIMA dengan menggunakan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) dibandingkan dengan metode *Least Square* yang menghasilkan nilai RMSE sama besarnya[4]. Sedangkan pada Tugas Akhir ini, akan dicoba mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter*. Metode ini diharapkan mampu memperkecil nilai kesalahan (*error*) hasil peramalan model ARIMA.

Metode *Kalman Filter* merupakan suatu pendekatan teknis menaksir fungsi parameter dalam peramalan deret berkala. Keunggulan *Kalman Filter* adalah pada proses estimasinya menggunakan bentuk dari control umpan balik (rekursif) yang dapat memperkecil nilai *Mean Square Error* (MSE) dan *Noise*[5]. Metode ini menggunakan teknik rekursif dalam mengintegrasikan data pengamatan terbaru ke model untuk mengoreksi prediksi sebelumnya dan melakukan prediksi selanjutnya secara optimal berdasarkan informasi data masa lalu maupun informasi data saat ini[5]. Pada penelitian C. M. Trudinger (2011) tentang pengaruh *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter rekursif. Dalam penelitian tersebut parameter model Biogeokimia berhasil diestimasi menggunakan metode *Kalman Filter*[6].

Berdasarkan pemaparan di atas, maka penulis memilih melakuan penelitian Tugas Akhir yang berjudul Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter* Untuk Peramalan Permintaan Darah (Studi Kasus: UTD PMI Surabaya). Dalam Tugas Akhir ini, peramalan jumlah permintaan darah akan dirumuskan menggunakan model ARIMA. Kemudian, parameter dari model ARIMA yang terbaik diestimasi menggunakan metode *Kalman Filter*.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang dibahas pada Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana merumuskan model peramalan permintaan darah di UTD PMI Surabaya menggunakan model ARIMA.
2. Bagaimana mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan metode *Kalman Filter*.

1.3 Batasan Masalah

Dalam pengerjaan tugas akhir ini diberikan suatu batasan masalah, sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah data sekunder dari UTD PMI Surabaya. Data yang diambil merupakan data jumlah permintaan darah pada masing-masing golongan darah (A, B, AB dan O) mulai 1 Januari hingga 31 Agustus 2015.
2. Menggunakan data deret berkala (*time series*) univariat.
3. Simulasi dengan menggunakan *software* Minitab, Eviews, dan Matlab.

1.4 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh model ARIMA yang sesuai untuk jumlah permintaan darah pada masing-masing golongan darah (O, A, B dan AB).
2. Mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan metode *Kalman Filter*.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Sebagai rekomendasi kepada pihak UTD PMI Surabaya, untuk membantu prediksi jumlah permintaan darah pada masing-masing golongan darah (O, A, B dan AB).

2. Memberikan pemahaman kepada para pembaca mengenai penerapan metode *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan tugas akhir ini disusun dalam lima bab, yaitu:

1. BAB I PENDAHULUAN
   Bab ini berisi tentang gambaran umum dari penulisan tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA
   Bab ini membahas tentang teori dasar yang relevan untuk memecahkan persoalan yang dibahas pada Tugas Akhir ini, yaitu meliputi cara merumuskan model ARIMA Box Jenkins dan metode *Kalman Filter*.
3. BAB III METODE PENELITIAN
   Dalam bab ini membahas tentang metode yang akan digunakan dan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir.
4. BAB IV PEMBAHASAN
   Bab ini membahas secara detail proses pemilihan model yang sesuai untuk jumlah permintaan darah pada masing-masing golongan darah (O, A, B dan AB). Kemudian mengaplikasikan metode *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA.
5. BAB V PENUTUP
   Bab ini berisi kesimpulan tugas akhir yang diperoleh dari bab pembahasan dan saran untuk pengembangan lebih lanjut dari Tugas Akhir.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan dalam Tugas Akhir. Bahasan pertama mengenai analisis *time series*, pengertian dan bentuk umum model ARIMA serta langkah-langkah dalam merumuskan model ARIMA. Selanjutnya, dijelaskan mengenai metode *Kalman Filter* dan implementasinya untuk mengestimasi parameter model ARIMA.

2.1 Analisis *Time Series*

Time series atau runtun waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap. Analisis *time series* merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu[3].

2.1.1 Stasioneritas

Data yang digunakan untuk analisis *time series* adalah data yang stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata. Data *time series* dikatakan stasioner apabila tidak terdapat unsur trend dan musiman dalam data, atau dapat dikatakan varians dan rata-ratanya tetap. Selain menggunakan plot *time series*, kestasioneran juga dapat dilihat dari plot autokorelasi yang turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah lag kedua atau ketiga[7].

Kestasioneran data secara varians dapat dilihat dari Transformasi Box-Cox, dimana data dikatakan stasioner jika

rounded value-nya bernilai satu[7]. Apabila data tidak stasioner dalam varians, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varians menjadi konstan. Persamaan umum dari Transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut[7]:

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

dengan λ disebut sebagai parameter transformasi. Dalam Transformasi Box-Cox akan diperoleh nilai λ, yang nantinya akan menentukan transformasi yang harus dilakukan. Untuk $\lambda = 0$ dapat dinotasikan sebagai berikut:

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

Nilai λ beserta aturan pada Transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Tabel 2.1[7]:

Tabel 2.1: Transformasi Box-Cox

Nilai λ	**Transformasi Box-Cox**
-1	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Apabila data sudah stasioner terhadap varian, maka selanjutnya dilihat kestasioneran data terhadap rata-rata. Kestasioneran data terhadap rata-rata dapat diketahui dengan menggunakan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Uji ADF digunakan untuk menguji kestasioneran dalam rata-rata dan untuk memastikan apakah data perlu dilakukan *differencing* atau tidak[8]. Konsep pengujian ADF adalah jika suatu data *time series* tidak stasioner pada orde nol, maka stasioneritas data tersebut dapat dicari melalui order

berikutnya. Sehingga diperoleh tingkat stasioneritas pada order ke-n, (*first differencing*) atau *second differencing* dan seterusnya. Uji ADF mempunyai persamaan sebagai berikut[8]:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 + \delta Y_{t-1} + \phi_i \sum_{i=1}^{k} \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dengan:

ΔY_t : *first different* dari Y
β_1 : nilai konstan atau *intercept*
β_2 : koefisien untuk trend
δ : koefisien untuk lag Y
ϕ : koefisien untuk *difference* lag Y
ε : *error*
k : lag
t : waktu

Berikut ini adalah hipotesis uji ADF[8]:
Hipotesis:
$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)
$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)
Statistik uji:

$$T_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})}$$

Kriteria Pengujian:
Jika nilai $|T_{hitung}| > |T_{(\alpha,n-1)}|$ (dengan $\alpha = 0.05$). Maka H_0 ditolak yang berarti data sudah stasioner terhadap rata-rata[7].

Untuk data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat diatasi dengan melakukan *differencing* (pembedaan). Perlu diingat *differencing* dilakukan setelah data stasioner terhadap varians. Operator *shift* mundur *backward shift* sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing*. Berikut adalah penggunaan dari operator *shift* mundur[7]:

$$B^d Z_t = Z_{t-d}, \quad d = 1, 2, ...$$

dengan :
Z_t : nilai variabel Z pada waktu t
Z_{t-d} : nilai variabel Z pada waktu $t-d$
B : operator *shift* mundur

Notasi B yang dipasang pada Z_t mempunyai pengaruh menggeser data satu waktu ke belakang[3]. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan proses *differencing* orde pertama dari data.

2.1.2 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi autokorelasi (ACF) merupakan suatu hubungan linier pada data *time series* antara Z_t dengan Z_{t+k} yang dipisahkan oleh waktu lag k. ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi model *time series* dan melihat kestasioneran data dalam rata-rata. Fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan sampel data dapat ditulis sebagai berikut[7]:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, ...$$

dengan :
ρ_k : koefisien autokorelasi pada lag ke-k
Z_t : nilai variabel Z pada waktu ke-t
$\bar{Z}$: nilai rata-rata Z_t
n : jumlah data

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t+k}, apabila pengaruh lag $t+1, t+2, ..., t+k-1$ dianggap terpisah. Untuk PACF dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut[7]:

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

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1}\hat{\phi}_k, \quad k+1-j$$

dengan $j = 1, 2, ..., k$

2.2 Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1967. Model dapat diaplikasikan untuk analisis *time series*, peramalan, dan pengendalian. Sedangkan Model *Autoregressive* (AR) diperkenalkan pertama kali oleh Yule pada tahun 1926, kemudian dikembangkan oleh Walker. Model *Moving Average* (MA) digunakan pertama kali oleh Slutzsky.

Model AR adalah model yang mendeskripsikan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode sebelumnya. Model AR orde ke-p atau ARIMA(p,0,0) secara umum dapat dinyatakan pada persamaan berikut[7] :

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + ...\phi_p \dot{Z}_{t-p} + \alpha_t \tag{2.1}$$

atau dapat ditulis

$$\begin{aligned}(1 - \phi_1 B - ... - \phi_p B^p)\dot{Z}_t &= \alpha_t \\ \phi(B)\dot{Z}_t &= \alpha_t\end{aligned}$$

dengan :
$\dot{Z}_t$: $Z_t - \mu$
ϕ_p : parameter *autoregressive* ke-p
α_t : nilai kesalahan pada saat t
μ : suatu konstanta

Model *Moving Average* (MA) adalah model yang mendeskripsikan secara eksplisit hubungan ketergantungan antara

nilai-nilai kesalahan yang berurutan. Model MA orde ke-q atau model ARIMA(0,0,q) secara umum dinyatakan sebagai berikut[7]:

$$\dot{Z}_t = \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1} - \theta_2\alpha_{t-2} - ... - \theta_q\alpha_{t-q} \tag{2.2}$$

dengan :
$\dot{Z}_t$: $Z_t - \mu$
θ_q : parameter *moving average* ke-q
α_t : nilai kesalahan pada saat t
μ : suatu konstanta

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) adalah gabungan dari model AR dan MA. Bentuk fungsi persamaan untuk model ARMA(p, q) atau ARIMA$(p, 0, q)$ adalah sebagai berikut[7]:

$$\phi_p(B)\dot{Z}_t = \theta_q(B)\alpha_t$$

dimana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - ... - \phi_p B^p)$ dan $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - ... - \theta_q B^q)$
sehingga dapat ditulis

$$\dot{Z}_t = \phi_1\dot{Z}_{t-1} + ... + \phi_p\dot{Z}_{t-p} - \theta_1\alpha_{t-1} - ... - \theta_q\alpha_{t-q} + \alpha_t \tag{2.3}$$

Model ARIMA(p, d, q) diperkenalkan oleh Box dan Jenkins. Dimana orde p menyatakan operator AR, orde d menyatakan hasil *differencing*, dan orde q menyatakan operator dari MA. Bentuk persamaan umum dari model ARIMA adalah sebagai berikut[7]:

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

dengan :
$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - ... - \phi_p B^p)$
$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - ... - \theta_q B^q)$

2.3 Perumusan Model ARIMA

Ada empat tahapan yang akan dilalui dalam merumuskan model ARIMA yaitu identifikasi model, penaksiran dan pengujian parameter, pemeriksaan diagnosis, dan peramalan.

2.3.1 Identifikasi Model ARIMA

Pada tahapan ini, data diuji kestasionerannya baik dalam varians maupun dalam rata-rata. Setelah data stasioner dalam varians dan rata-rata, maka akan dilakukan proses pemilihan model yang sesuai dengan cara mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF.

Tabel 2.2: Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial	Terpotong setelah lag ke-p
MA(q)	Terpotong setelah lag ke-q	Menurun secara eksponensial
ARMA(p, q)	Menurun secara eksponensial setelah lag ke-$(q-p)$	Menurun secara eksponensial setelah lag ke-$(p-q)$

Tabel 2.2 menunjukkan cara menentukan orde pada model AR, MA, dan ARMA. Untuk menentukan orde tertinggi q dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot ACF yang berbeda nyata dari nol. Hal tersebut dapat ditentukan dari uji korelasi pada setiap lag. Seperti halnya pada plot ACF, untuk menentukan orde tertinggi p dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot PACF yang berbeda nyata dari nol.

2.3.2 Penaksiran dan Pengujian Parameter Model

Tahapan selanjutnya dalam merumuskan model ARIMA adalah menentukan parameter model AR dan MA. Untuk penaksiran parameter model ARIMA dapat dilakukan

dengan menggunakan beberapa metode, yaitu metode Moment, metode *Least Square*, metode *Maximum Likelihood*, metode *Unconditional Least Square*, metode *Nonlinier Estimation*. Setelah diperoleh nilai estimasi dari masing-masing parameter, kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah model sudah layak atau belum untuk digunakan.

Untuk pengujian signifikansi parameter menggunakan uji t-*student*. Misalkan β adalah suatu parameter pada model ARIMA (mencakup ϕ dan θ) dan $\hat{\beta}$ adalah taksiran dari β maka pengujian signifikansi parameter dapat dinyatakan sebagai berikut:
Hipotesis:
H_0 : $\beta = 0$, (parameter model tidak signifikan)
H_1 : $\beta \neq 0$, (parameter model signifikan)
Statistik Uji:
$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})}$, untuk $\text{SE}(\hat{\beta}) \neq 0$
Kriteria Pengujian:
Jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(n-p-1)}$ (dengan nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 ditolak, yang berarti bahwa parameter model signifikan.

2.3.3 Pemeriksaan Diagnostik

Pengujian diagnostik residual dilakukan setelah pengujian signifikansi parameter model ARIMA, untuk membuktikan kecukupan model. Pemeriksaan diagnostik residual meliputi uji asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. *White noise* merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual[7]. Berikut ini uji diagnostik pada model ARIMA sementara:

1. Uji Asumsi Residual *White Noise*
   White Noise artinya tidak ada korelasi pada deret residual. Pengujian asumsi residual *white noise* dapat menggunakan uji Ljung-Box. Pengujiannya dapat dilakukan dengan

hipotesis sebagai berikut:
Hipotesis:
H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$, (memenuhi syarat)
H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$ untuk $i = 1, 2, 3, ..., k$ (belum memenuhi syarat)
Statistik Uji:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \qquad n > K$$

dengan:
K : lag maksimum
n : jumlah data (observasi)
$\hat{\rho}_k$: autokorelasi residual untuk lag ke-k
Kriteria Pengujian:
Jika $Q < X^2_{(\alpha;df=K-p-q)}$ (nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual *white noise*.

2. Uji Asumsi Distribusi Normal
Untuk pengujian residual berdistribusi normal dapat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.
Hipotesis:
H_0 : $F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)
H_1 : $F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)
Statistik Uji:

$$D_{hitung} = sup_x|S(x) - F_0(x)|$$

dengan:
D_{hitung} : deviasi maksimum
sup : nilai supremum (maksimum) untuk semua x dari selisih mutlak $S(x)$ dan $F_0(x)$
$F_0(x)$: fungsi peluang komulatif berdistribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan

$S(x)$: fungsi distribusi komulatif dari data sampel
Kriteria Pengujian:
Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (nilai $\alpha = 0.05$), maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal. Atau menggunakan nilai P-*value* $> \alpha$, maka H_0 diterima yang berarti residual model berdistribusi normal.

3. *Overfitting*
Salah satu prosedur pemeriksaan diagnostik yang dikemukakan Box Jenkins adalah *overfitting*, yakni dengan menambah satu atau lebih parameter dalam model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Karena ada salah satu estimasi parameter model yang tidak signifikan maka dilakukan *overfitting*. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang signifikan.

2.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan berdasarkan kriteria, untuk data *in sample* yang digunakan adalah *Aikaike's Information Criterion*(AIC) dan *Scwartz's Bayesian Criterion* (SBC). AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut[7]:

$$AIC = n\ln(\frac{SSE}{n}) + 2f + n + n\ln(2\pi)$$

SBC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang berdasarkan pada nilai terkecil. Kriteria SBC dapat dirumuskan sebagai berikut[7]:

$$SBC = n\ln(\frac{SSE}{n}) + f\ln n + n + n\ln(2\pi)$$

dengan:
SSE : *Sum Square Error*

n : banyaknya pengamatan
f : banyaknya parameter dalam model

Selain itu, pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dengan menggunakan perhitungan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu ukuran kesalahan yang dihitung dengan mencari nilai tengah dari presentase absolut perbandingan kesalahan atau *error* dengan data aktualnya. Didefinisikan MAPE adalah sebagai berikut[3]:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t}|100$$

dengan:
Z_t : nilai data ke-t
$\hat{Z}_t$: nilai peramalan ke-t
n : banyaknya data

2.4 Metode *Least Square*

Metode ini merupakan salah satu metode yang dilakukan untuk mencari nilai parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan. Dimisalkan metode *Least Square* diaplikasikan pada model AR(1) atau ARIMA$(p, 0, 0)$ dan dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t - \mu = \phi_1(Z_{t-1} - \mu) + \alpha_t$$

Maka model *Least Square* untuk AR(1) ditunjukkan dalam persamaan berikut[9]:

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

Berdasarkan prinsip dari metode *Least Square*, pendugaan parameter ϕ dan μ dengan cara meminimumkan $S(\phi, \mu)$. Hal ini dilakukan dengan cara menurunkan $S(\phi, \mu)$ terhadap μ

dan ϕ kemudian disamadengankan nol. Untuk turunan dari $S(\phi, \mu)$ terhadap μ menghasilkan:

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = 2\sum_{t=2}^{n}[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0$$

sehingga diperoleh nilai estimasi parameter μ dari model AR(1) sebagai berikut:

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

Sedangkan turunan dari $S(\phi, \mu)$ tarhadap ϕ menghasilkan:

$$\frac{\partial S}{\partial \phi} = -2\sum_{t=2}^{n}[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](Z_{t-1} - \mu) = 0$$

sehingga diperoleh estimasi parameter sebagai berikut:

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

2.5 Metode *Kalman Filter*

2.5.1 Persamaan *Kalman Filter*

Kalman Filter merupakan suatu metode estimasi yang optimal. Komponen dasar dari metode *Kalman Filter* adalah persamaan pengukuran dan persamaan transisi. Dengan menggunakan data pengukuran untuk memperbaiki hasil estimasi. Secara umum metode *Kalman Filter* untuk sistem dinamik linear waktu diskrit, dapat dinyatakan sebagai berikut[10]:
Model sistem dan model pengukuran:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= A_k x_k + B_k u_k + G_k w_k \\ z_k &= H_k x_k + v_k \end{aligned}$$

$$x_0 \sim (\bar{x}_0, P_{x_0}), \quad w_k \sim (0, Q_k), \quad v_k \sim (0, R_k)$$

Inisialisasi:

$$P_0 = P_{x_0}, \quad \hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

Tahap prediksi:

estimasi : $\hat{x}^-_{k+1} = A_k\hat{x}_k + B_k u_k$

kovarian error : $P^-_{k+1} = A_k P_k A^T_k + G_k Q_k G^T_k$

Tahap koreksi:

kalman gain : $K_{k+1} = P^-_{k+1} H^T_{k+1}(H_{k+1} P^-_{k+1} H^T_{k+1} + R_{k+1})^{-1}$

estimasi : $\hat{x}_{k+1} = \hat{x}^-_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{k+1}\hat{x}^-_{k+1})$

kovarian error : $P_{k+1} = (I - K_{k+1}H_{k+1})P^-_{k+1}$

dengan:

x_k : variabel keadaan sistem pada waktu k yang nilai estimasi awalnya adalah $\hat{x}_0$ dan kovarian awal P_{x_0}

u_k : variabel input deterministik pada waktu k

w_k : *noise* pada model sistem

z_k : variabel pengukuran

H : matriks pengukuran

v_k : *noise* pada model pengukuran

A_k, B_k, G_k : matriks-matriks konstan di dalam ukuran yang berkesesuaian dengan $A = n$ x n, $B = m$ x m, dan $H = p$ x 1

Proses metode *Kalman Filter* terdiri dari dua tahap, yaitu *time update* dan *measurement update*. Pada tahap *time update* didefinisikan estimasi state $\hat{x}^-_k \in R^n$, disebut juga *priori state estimate*. sedangkan untuk tahap *measurement update* didefinisikan dengan estimasi state $\hat{x}_k \in R^n$, disebut juga *posteriori state estimate*.

2.5.2 Penerapan *Kalman Filter* dalam Estimasi Parameter Model ARIMA

Pada Tugas Akhir ini berdasarkan atas pengamatan dan sesuai dengan hasil model peramalan analisis deret waktu

(*time series*) dari data permintaan darah pada masing-masing golongan darah (A, B, AB dan O). Setelah diperoleh model ARIMA maka akan dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan *Kalman Filter*. Seperti pada model ARIMA(p,0,0):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + ... + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

Dengan koefisien ϕ_0, ϕ_1,..., ϕ_p adalah parameter yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter*. Diasumsikan sebagai state vektor yang dibentuk dari koefisien ϕ_0, ϕ_1,..., ϕ_p yaitu $x(t) = [\phi_0 \ \phi_1 \ ... \ \phi_p]^T$. Berikut ini persamaan model sistem dan pengukuran pada metode *Kalman Filter*.

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= Ax_t + w_t \\ z_t &= Hx_t + v_t \end{aligned}$$

dengan:

x_t : variabel keadaan sistem pada waktu t yang nilai estimasi awalnya adalah $\hat{x}_0$ dan kovarian awal P_{x_0}
w_t : *noise* pada model sistem
z_t : variabel pengukuran
H : matriks pengukuran
v_t : *noise* pada model pengukuran
A : matriks konstan di dalam ukuran yang berkesesuaian dengan $A = n$ x n dan $H = p$ x 1

BAB III
METODE PENELITIAN

Dalam bab ini diuraikan langkah-langkah sistematis yang dilakukan dalam proses pengerjaan Tugas Akhir. Tahapan penelitian dalam Tugas Akhir ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, serta analisis hasil dan penarikan kesimpulan. Tahapan tersebut direpresentasikan dengan diagram alir pada Gambar 3.1.

3.1 Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan identifikasi permasalahan yang akan dibahas. Dari permasalahan dan tujuan yang telah dirumuskan, selanjutnya dilakukan studi literatur untuk mendukung pengerjaan Tugas Akhir dan pemahaman yang lebih mendalam tentang metode yang akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dalam Tugas Akhir. Literatur yang dipelajari bersumber dari jurnal, penelitian sebelumnya, dan dari website-website di internet.

3.2 Pengumpulan dan Analisis Data

Pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan data yang dibutuhkan untuk pengerjaan Tugas Akhir, yaitu data sekunder yang berupa data jumlah permintaan darah pada masing-masing golongan darah. Data ini diperoleh dari UTD PMI Surabaya mulai tanggal 1 Januari - 31 Agustus 2015.

3.3 Merumuskan Model ARIMA

Pada tahap ini akan dilakukan analisis deret berkala untuk merumuskan model peramalan. Berikut ini langkah-langkah

merumuskan model ARIMA:

1. Menguji kestasioneran data deret berkala baik stasioner dalam varian maupun dalam rata-rata.
2. Mengidentifikasikan dugaan model sementara dengan cara menentukan orde AR dan MA dari grafik ACF dan PACF.
3. Melakukan pemeriksaan diagnostik yang meliputi uji kesignifikanan parameter, *white noise*, dan kenormalan data.
4. Menentukan model yang terbaik.

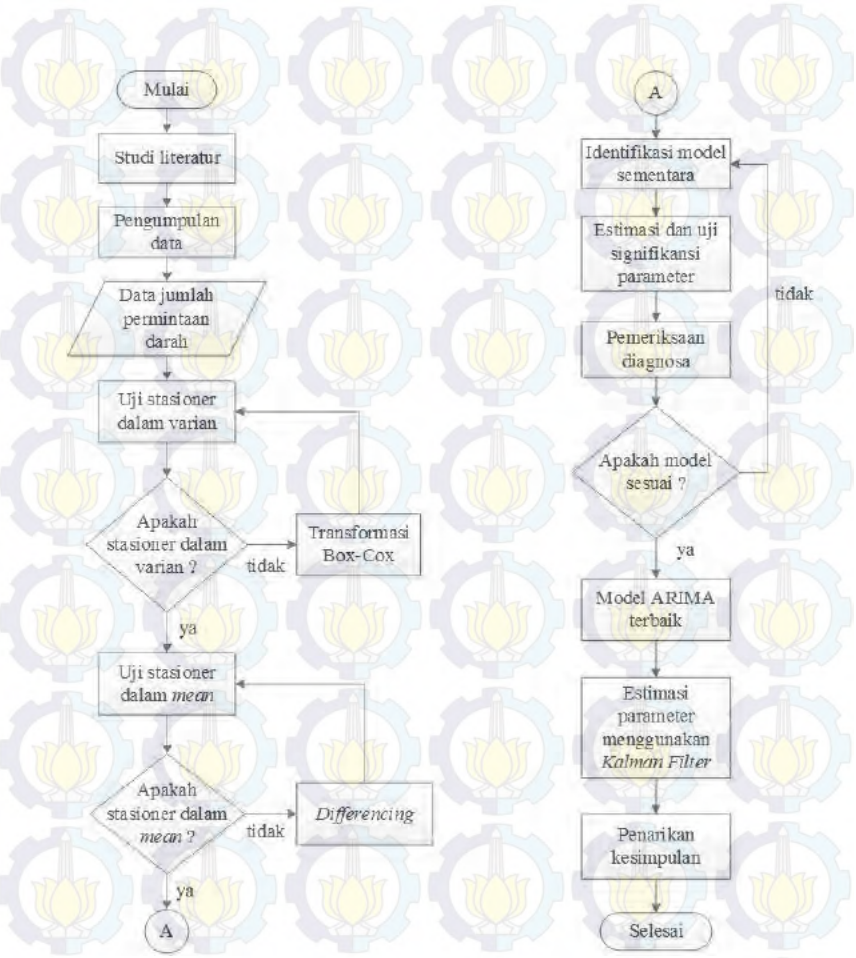
3.4 Penerapan Metode *Kalman Filter*

Menentukan parameter ARIMA yang tepat merupakan unsur penting dalam merumuskan model peramalan ARIMA. Pada penelitian ini, parameter model ARIMA diestimasi berdasarkan metode *Kalman Filter* yang disajikan dalam Gambar 3.2. *Kalman Filter* merupakan suatu metode estimasi yang optimal. Dengan menggunakan *Kalman Filter* diharapkan mampu meminimalkan kesalahan perkiraan-perkiraan dalam *time series*.

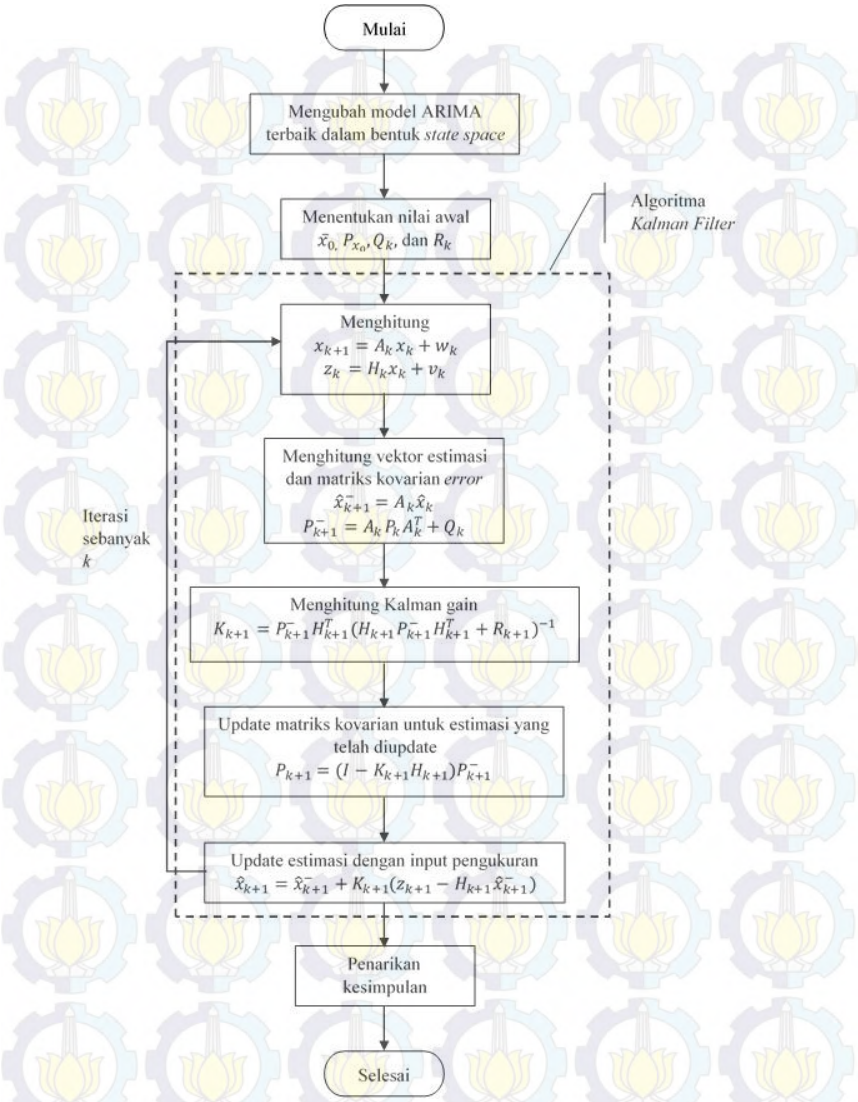
Pada dasarnya metode *Kalman Filter* terdiri dari 2 tahapan, yaitu tahap prediksi (*time update*) dan tahap koreksi (*measurement update*). Kedua tahapan tersebut akan diproses terus hingga mencapai penyelesaian optimal, sehingga diperoleh estimasi dari parameter ϕ dan θ pada model ARIMA.

3.5 Penarikan Kesimpulan

Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan dari hasil yang telah didapatkan pada tahap-tahap sebelumnya. Serta dilihat apakah metode *Kalman Filter* dapat digunakan untuk mengetimasi parameter model ARIMA. Tahapan-tahapan dalam penelitian ini disajikan dalam diagram alir pada Gambar 3.1



Gambar 3.1: Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.2: Diagram Alir Algoritma *Kalman Filter*

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan secara terperinci mengenai analisis deret berkala dari data jumlah permintaan darah di Unit Tranfusi Darah (UTD) PMI Surabaya, identifikasi model ARIMA yang sesuai, dan estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter*. Selain itu juga dilakukan uji statistika yang meliputi uji signifikansi parameter model ARIMA, uji *white noise* dan berdistribusi normal terhadap residu untuk menentukan model peramalan yang baik.

4.1 Variabel dan Data Penelitian

Dalam tugas akhir ini, penulis menggunakan data permintaan darah yang bersumber dari UTD PMI Surabaya. UTD PMI Surabaya merupakan salah satu unit yang bertugas dalam pengumpulan, pengelolaan, tranfusi darah, dan pelayanan darah di seluruh Kota Surabaya. Dalam pelaksanaan tugasnya, UTD PMI Surabaya mempunyai rencana strategis untuk pengadaan, pengelolaan dan pelayanan darah yaitu bekerja sama dengan intansi-intansi tertentu untuk melakukan kegiatan donor darah dan donor darah keliling dengan menggunakan mobil donor darah. Dengan strategi tersebut diharapkan dapat meningkatkan peminat pendonor sehingga menambah persediaan darah di UTD PMI Surabaya.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data permintaan darah harian pada masing-masing golongan darah O, A, B, dan AB mulai bulan Januari sampai dengan Agustus 2015. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* digunakan untuk

merumuskan model ARIMA. Sedangkan data *out sample* digunakan untuk pemilihan model terbaik. Pada penelitian ini menggunakan dua data *in sample*, yaitu:

i. data *in sample* 181 yang dimulai bulan Januari hingga Juni 2015 dengan *out sample* 62 yang dimulai Juli hingga Agustus 2015
ii. data *in sample* 90 yang dimulai bulan Januari hingga Maret 2015 dengan *out sample* sebanyak 153 yang dimulai April hingga Agustus 2015.

Variabel yang digunakan pada penelitian ini, yaitu data jumlah permintaan darah pada golongan darah O, A, B, dan AB. Deskripsi dari ke empat variabel secara umum ditampilkan dalam Tabel 4.1.

Tabel 4.1: Deskripsi Data Jumlah Permintaan Darah

Golongan Darah	N	Min	Max	Mean	Standart Deviasi
O	243	24	188	103.31276	26.17568
A	243	11	106	57.19342	18.71490
B	243	32	130	80.851852	18.42661
AB	243	3	54	17.580247	8.78747

Tabel 4.1 menunjukkan data terkecil, terbesar, rata-rata dan standart deviasi pada masing-masing golongan darah. Dari Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa data permintaan darah terbanyak adalah pada golongan darah O, sedangkan permintaan darah terkecil yaitu pada golongan darah AB.

4.2 Analisis dan Perumusan Model

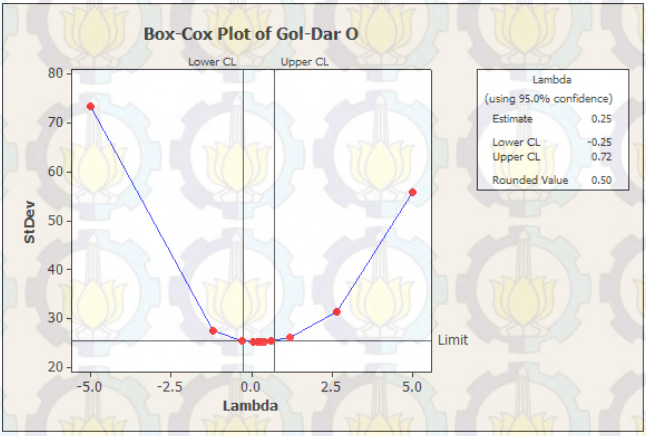
Langkah awal dalam merumuskan model ARIMA adalah melakukan uji kestasioneran data. Dalam hal ini, data harus stasioner terhadap varians maupun rata-rata. Jika data sudah stasioner terhadap varian maupun rata-rata, maka dilakukan proses pemilihan model yang tepat dengan

cara mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Setelah memperoleh beberapa model dilakukan uji signifikansi parameter, uji residual *white noise* dan berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model terbaik dengan menggunakan *Kalman Filter*. Berikut ini penjabaran langkah-langkah perumusan model ARIMA pada masing-masing golongan darah.

4.2.1 Model ARIMA Golongan Darah O

Langkah awal dalam merumuskan model ARIMA yaitu melihat kestasioneran data deret berkala baik secara varians maupun rata-rata. Karena syarat pembentukan model analisis *time series* adalah dengan mengasumsikan bahwa data *time series* dalam keadaan stasioner.

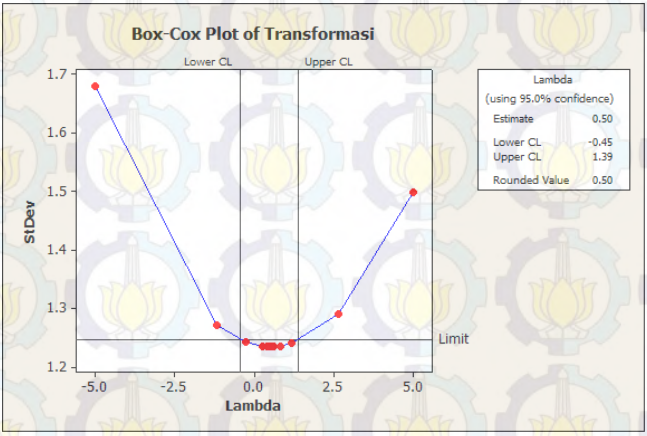
Untuk kestasioneran data terhadap varians juga dapat dilihat dari hasil tranformasi Box-Cox, dimana data dikatakan stasioner apabila nilai *rounded value*-nya adalah 1[7]. Plot Transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1: Plot Box-Cox Data Golongan Darah O

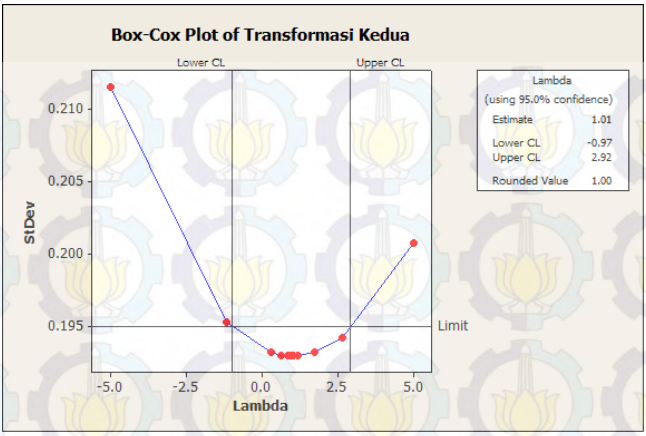
Gambar 4.1 menunjukkan nilai *rounded value* sebesar 0.50 dan nilai *lower* (batas estimasi bawah) sebesar -0.25

dan nilai *upper* (batas estimasi atas) sebesar 0.72. Hal ini menunjukkan bahwa data golongan Darah O belum stasioner dalam varians, karena *rounded value* tidak sama dengan 1. Agar data golongan darah O stasioner terhadap varian, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox. Plot Box-Cox hasil transformasi pertama dapat dilihat pada Gambar 4.2.

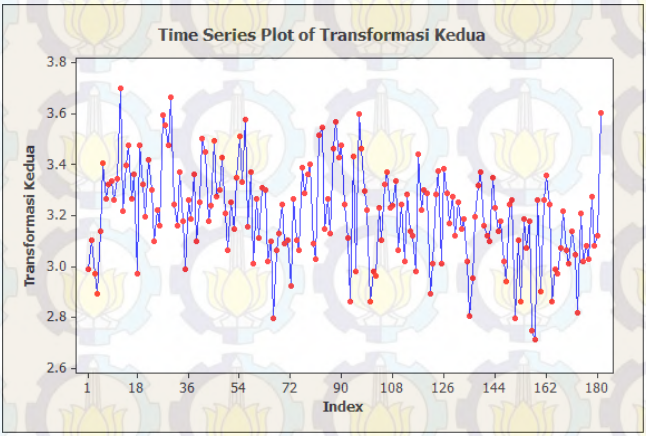


Gambar 4.2: Plot Box-Cox Data Golongan Darah O Hasil Transformasi

Gambar 4.2 memperlihatkan *rounded value* tidak sama dengan 1, artinya data belum stasioner dalam varians. Sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox kedua. Untuk plot Box-Cox hasil transformasi kedua dapat dilihat pada Gambar 4.3. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa data hasil transformasi kedua memiliki nilai *rounded value* sama dengan 1, yang berarti data sudah stasioner dalam varians. Setelah data *time series* sudah stasioner dalam varians, maka akan dilihat apakah data sudah stasioner dalam rata-rata. Kestasioneran dalam rata-rata dapat dilihat dari plot *time series* hasil transformasi kedua. Plot *time series* hasil transformasi kedua dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.3: Plot Box-Cox Data Golongan Darah O Hasil Transformasi Kedua



Gambar 4.4: Plot *Time Series* Data Golongan Darah O Hasil Transformasi Kedua

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa data sudah teratur pada rata-rata deret pengamatan. Untuk mengetahui data sudah stasioner dalam rata-rata atau belum, dapat dilakukan menggunakan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Hasil dari

uji ADF dapat dilihat dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2: Hasil uji ADF Data Golongan Darah O

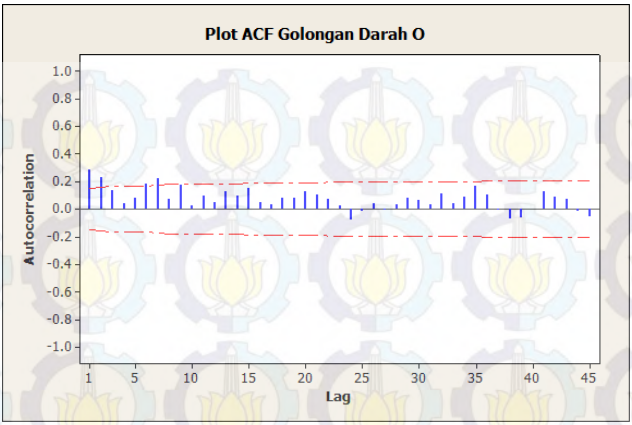
Data	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
Gol. Darah O	-0.811543	0.074891	-10.83635	0.0000

Berikut ini merupakan uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan menggunakan uji ADF.
Hipotesis:
$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)
$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)
Statistik uji:

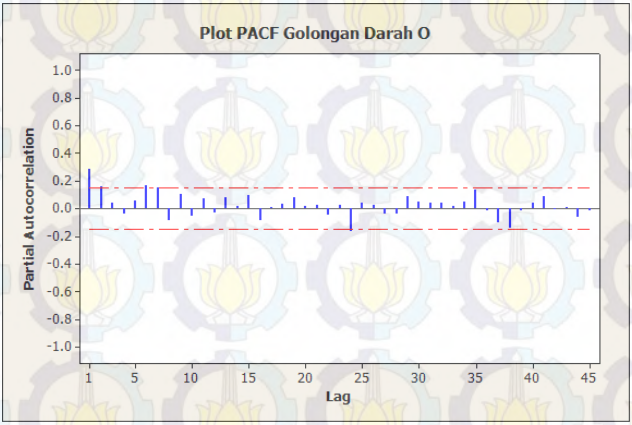
$$\begin{aligned} T_{hitung} &= \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})} \\ &= \frac{-0.811543}{0.074891} \\ &= -10.83635 \\ T_{tabel} &= T_{(\alpha,n-1)} \\ &= -3.434984 \end{aligned}$$

Karena nilai $|T_{hitung}| > |T_{(0.05;180)}|$ maka H_0 ditolak, artinya data golongan darah O sudah stasioner dalam rata-rata. Langkah selanjutnya, setelah data sudah stasioner terhadap varians dan rata-rata adalah pembentukan model ARIMA dengan cara mengidentifikasi orde model pada plot ACF dan PACF. Dengan menggunakan data hasil transformasi kedua pada golongan darah O, maka plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6.

Gambar 4.5 plot ACF menunjukkan bahwa terdapat beberapa lag yang keluar, yaitu lag ke-1, 2, 6, dan 7. Sedangkan pada Gambar 4.6 plot PACF menunjukkan beberapa lag yang keluar yaitu lag ke-1, 2, 6 dan 24. Sehingga diperoleh dugaan awal model ARIMA sementara untuk data jumlah permintaan darah pada golongan darah O adalah ARIMA([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]).



Gambar 4.5: Plot ACF Hasil Transformasi Kedua Golongan Darah O



Gambar 4.6: Plot PACF Hasil Transformasi Kedua Golongan Darah O

Setelah diperoleh dugaan model ARIMA sementara, maka akan dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter pada model sementara. Untuk estimasi parameter model sementara menggunakan *software* Eviews. Setelah itu

akan dilakukan uji kesignifikanan parameter model sementara dengan menggunakan uji t-*student*.

Tabel 4.3: Estimasi Parameter Model ARIMA ([1,2,6,24],0,[1,2,6,7])

Parameter	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
AR(1) $= \phi_1$	0.228458	0.086841	2.630752	0.0094
AR(2) $= \phi_2$	0.288012	0.174547	1.650053	0.1010
AR(6) $= \phi_6$	0.514981	0.197840	2.603019	0.0102
AR(24) $= \phi_{24}$	-0.032933	0.053100	-0.620206	0.5361
MA(1) $= \theta_1$	-0.027938	0.104513	-0.267286	0.7896
MA(2) $= \theta_2$	-0.402715	0.192737	-2.089452	0.0384
MA(6) $= \theta_6$	-0.548083	0.188356	-2.909819	0.0042
MA(7) $= \theta_7$	0.034994	0.094915	0.368685	0.7129

Berikut ini merupakan uji signifikansi parameter terhadap model ARIMA([1,2,6,24],0,[1.2.6.7]) tanpa konstanta:

1. Menguji parameter AR(1) $= \phi_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_1}{st.(\phi_1)} \\ &= \frac{0.228458}{0.086841} \\ &= 2.630752 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter AR(2) $= \phi_2$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_2 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_2 \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_2}{st.(\phi_2)} \\ &= \frac{0.288012}{0.174547} \\ &= 1.650053 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

3. Menguji Parameter AR(6) = ϕ_6

Hipotesis:

$H_0 : \phi_6 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1 : \phi_6 \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_6}{st.(\phi_6)} \\ &= \frac{0.514981}{0.197840} \\ &= 2.603019 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

4. Menguji parameter AR(24) = ϕ_{24}

Hipotesis:

$H_0 : \phi_{24} = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1 : \phi_{24} \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_{24}}{st.(\phi_{24})} \\ &= \frac{-0.032933}{0.053100} \\ &= -0.620206 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

5. Menguji parameter MA(1) $= \theta_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_1}{st.(\theta_1)} \\ &= \frac{-0.027935}{0.104513} \\ &= -0.267286 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

6. Menguji parameter MA(2) $= \theta_2$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_2 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_2 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_2}{st.(\theta_2)} \\ &= \frac{-0.402715}{0.548083} \\ &= -2.089452 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

7. Menguji parameter MA(6) $= \theta_6$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_6 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_6 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$
\begin{aligned}
t_{hitung} &= \frac{\theta_6}{st.(\theta_6)} \\
&= \frac{-0.548083}{0.188356} \\
&= -2.909819 \\
t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\
&= 1.973350
\end{aligned}
$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

8. Menguji parameter MA(7) = θ_7

Hipotesis:

$H_0 : \theta_7 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1 : \theta_7 \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$
\begin{aligned}
t_{hitung} &= \frac{\theta_7}{st.(\theta_7)} \\
&= \frac{0.034994}{0.094915} \\
&= 0.368685 \\
t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\
&= 1.973350
\end{aligned}
$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, parameter AR(2), AR(24), MA(1), dan MA(7) tidak signifikan dalam model, sedangkan AR(1), AR(6), MA(2), dan MA(6) signifikan dalam model. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan residual berdistribusi normal. Untuk pengujian asumsi residual bersifat *white noise* dapat menggunakan uji Ljung-Box. Berikut ini uji Ljung-Box pada model ARIMA ([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]):

Hipotesis:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_{12} = 0$ (residual *white noise*)
H_1 : minimal terdapat satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i = 1, 2, ..., 12$ (residual tidak *white noise*)
Statistik uji:

$$\begin{aligned} Q &= n(n+2)(\sum_{k=1}^{12} \frac{\rho_k^2}{n-k}) \\ &= 181(181+2)(\frac{(0.013)^2}{181-1} + \frac{(0.139)^2}{181-2} + ... + \frac{(-0.017)^2}{181-12}) \\ &= 181(183)(0.00041017) \\ &= 13.5862316 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan tabel Distribusi Chi-Kuadrat diperoleh nilai $X^2_{0,05;(12-4-4)} = 5.5991$ (dimana nilai $\alpha = 0.05$).

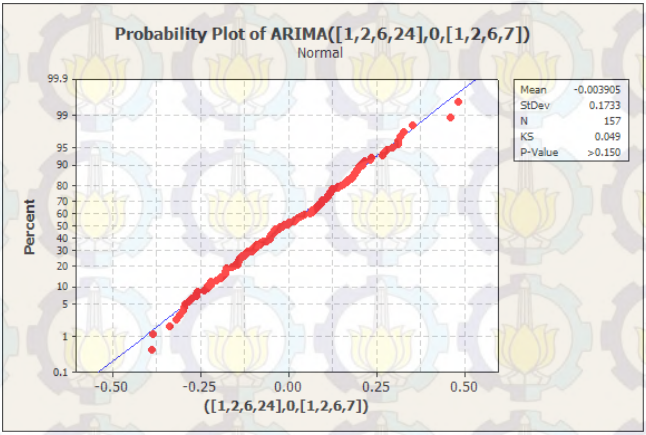
Karena $Q > X^2_{(0.05;12-4-4)}$ maka H_0 ditolak, artinya residual bersifat tidak *white noise*. Dengan metode yang sama dilakukan pada lag 24, 36, 48, untuk hasilnya dapat dilihat di Lampiran 4 Tabel 1. Karena pada lag 12 tidak *white noise*, maka model ARIMA([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]) tidak memenuhi asumsi residual *white noise*.

Selanjutnya uji asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Berikut ini merupakan pengujian Kolmogorov-Smirnov pada model ARIMA([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]):
Hipotesis:
H_0 : $F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)
H_1 : $F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (tidak berdistribusi normal
Statistik uji:

$$\begin{aligned} D_{hitung} &= sup_x|S(x) - F_0(x)| \\ &= 0.049426 \\ D_{0.05;157} &= 0.10854 \end{aligned}$$

$D_{hitung} < D_{(0.05;157)}$ (dengan $\alpha = 5\%$) maka H_0 diterima, yang berarti bahwa residual model berdistribusi normal. Atau residual model dapat diuji dengan menggunakan uji

Kolmogorov-Smirnov yang terdapat dalam *software* Minitab 16. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.7. Pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa P-*value* > 0.150 dan lebih besar dari α, maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual berdistribusi normal.



Gambar 4.7: Uji Normalitas Model ARIMA ([1,2,6,24],0,[1,2,6,7])

Setelah dilakukan pengujian, maka perlu dilakukan tahap *overfitting* karena ada beberapa parameter yang tidak signifikan. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* akan dijadikan model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang lain. Berikut ini model-model alternatif yang akan diuji diagnostik:

1. ARIMA(1,0,[1,2,7])
2. ARIMA(1,0,2)
3. ARIMA(1,0,1)
4. ARIMA(1,0,[7])
5. ARIMA(2,0,1)

Untuk mendapatkan satu model yang terbaik, maka dipilih model ARIMA yang memenuhi semua asumsi, yaitu

parameter signifikan, residualnya memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, serta mempunyai nilai AIC dan SBC yang terkecil. Hasil pengujian signifikansi parameter model dan uji asusi residual *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.4 dan Tabel 4.5.

Tabel 4.4: Hasil Pengujian Estimasi Parameter pada Golongan Darah O

Model	Estimasi Parameter	P-value	Signifikan/ tidak
ARIMA (1,0,[1,2,7])	ϕ_1	0.0000	Tidak signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_2	0.0626	
	θ_7	0.9186	
ARIMA (1,0,2)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_2	0.0398	
ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
ARIMA (1,0,[7])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_7	0.0277	
ARIMA (2,0,1)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	ϕ_2	0.0214	
	θ_1	0.0000	

Dari Tabel 4.4, dapat diketahui bahwa ada beberapa model ARIMA hasil *overfitting* yang parameternya signifikan, yaitu ARIMA(1,0,2), ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,[7]) dan ARIMA(2,0,1). Selanjutnya, model yang parameternya sudah memenuhi uji signifikan akan dilakukan beberapa pemeriksaan diagnostik pada residual, yaitu uji residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.5: Hasil Pengujian Diagnostik Residual pada Golongan Darah O

Model	Uji *White Noise*	Uji Asumsi Normal	AIC	SBC
ARIMA (1,0,2)	*White noise*	Normal	-0.5711	-0.5179
ARIMA (1,0,1)	*White noise*	Normal	-0.5533	-0.5179
ARIMA (1,0,[7])	Tidak	Normal	-0.1157	-0.0802
ARIMA (2,0,1)	*White noise*	Normal	-0.5739	-0.5204

Tabel 4.4 dan Tabel 4.5 menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,1) memenuhi semua uji asumsi serta mempunyai nilai AIC, SBC dan MAPE yang terkecil. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk golongan darah O adalah ARIMA(2,0,1). Dengan menggunakan Persamaan (2.3), diperoleh persamaan model peramalan golongan darah O sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} - \theta_1 \alpha_{t-1} + \alpha_t \tag{4.1}$$

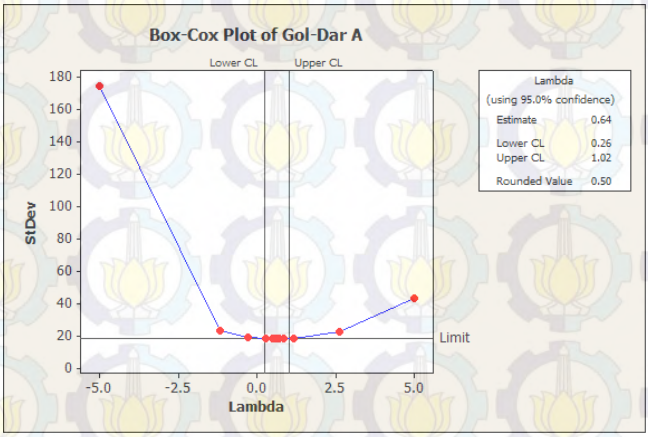
dengan $Y_t = Z_t^{0.25}$

Kemudian akan dicari nilai ϕ_1, ϕ_2, dan θ_1 menggunakan metode *Kalman Filter*. Dengan tujuannya untuk memperkecil nilai *noise* pada model ARIMA.

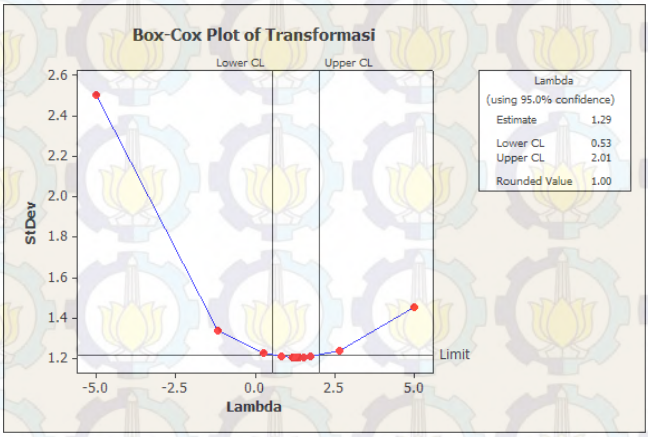
4.2.2 Model ARIMA Golongan Darah A

Langkah-langkah untuk menentukan model ARIMA pada golongan darah A sama seperti yang dijelaskan pada subbab 4.2.1. Langkah pertama dengan melihat kestasioneran data baik terhadap varians maupun rata-rata. Kestasioneran data

terhadap varians dapat dilihat dari hasil transformasi Box-Cox. Plot transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8: Plot Box-Cox Data Golongan Darah A

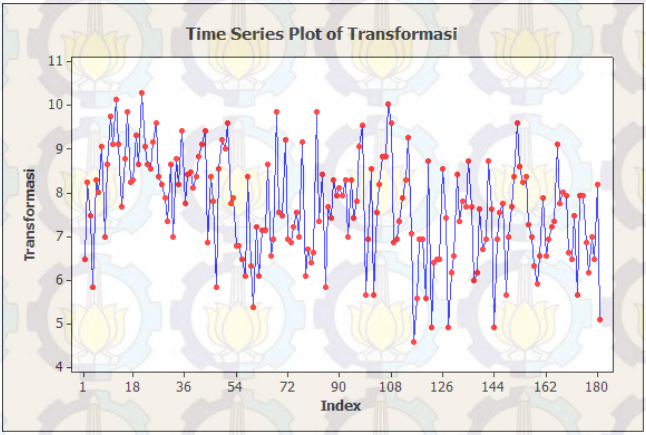


Gambar 4.9: Plot Box-Cox Data Hasil Transformasi

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa *rounded value* tidak sama dengan 1, maka data belum stasioner dalam varians sehingga

perlu dilakukan transformasi. Plot Box-Cox hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.9.

Dari Gambar 4.9 dapat diketahui bahwa nilai *rounded value* sama dengan 1, yang berarti data sudah stasioner dalam varians. Setelah data sudah stasioner dalam varians, maka akan dilihat apakah data sudah stasioner dalam rata-rata. Kestasioneran dalam rata-rata dapat dilihat dari plot *time series* hasil transformasi. Plot *time series* hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10: Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa data sudah teratur terhadap rata-rata deret pengamatan. Untuk memastikan data sudah stasioner dalam rata-rata maka dilakukan uji *Augmented Dicky Fuller*(ADF). Hasil dari uji ADF dapat dilihat dalam Tabel 4.6

Tabel 4.6: Hasil uji ADF Data Golongan Darah A

Data	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
Gol. Darah A	-0.782342	0.073297	-10.67360	0.0000

Berikut ini uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan menggunakan uji ADF.

Hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)

Statistik uji:

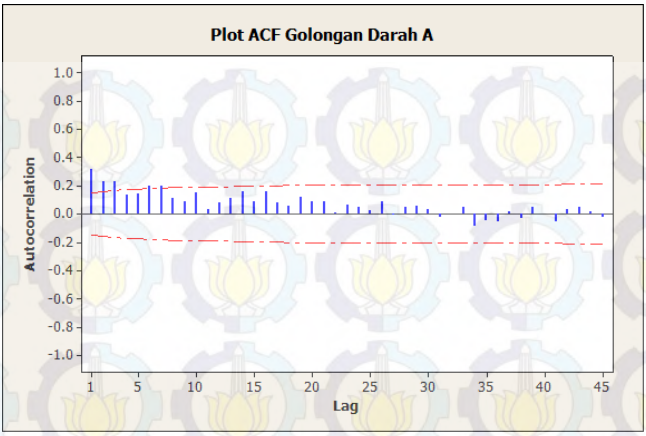
$$\begin{aligned} T_{hitung} &= \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})} \\ &= \frac{-0.782342}{0.073297} \\ &= -10.67360 \\ T_{tabel} &= T_{(\alpha,n-1)} \\ &= -3.434984 \end{aligned}$$

Karena nilai $|T_{hitung}| > |T_{(0.05;180)}|$ maka H_0 ditolak, artinya data golongan darah A sudah stasioner dalam rata-rata.

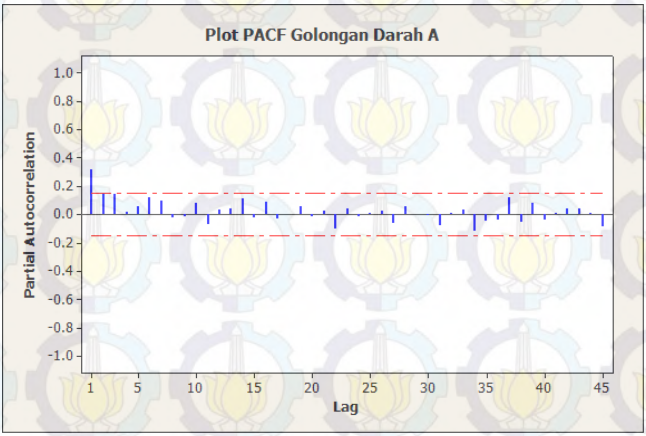
Langkah selanjutnya, setelah data sudah stasioner terhadap varians dan rata-rata adalah merumuskan model ARIMA. Perumusan model ARIMA dapat dilakukan dengan cara mengidentifikasi orde model pada plot ACF dan PACF. Dengan menggunakan data hasil transformasi, maka diperoleh plot ACF dan PACF yang dapat dilihat pada Gambar 4.11 dan Gambar 4.12.

Pada Gambar 4.11 plot ACF menunjukkan bahwa terdapat beberapa lag yang keluar dari batas, yaitu lag ke-1, 2, 3, 6, 7. Sedangkan pada Gambar 4.12 plot PACF menunjukkan bahwa terdapat satu lag yang keluar dari batas yaitu lag ke-1. Sehingga diperoleh dugaan awal model ARIMA untuk data golongan darah A adalah ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]).

Setelah diperoleh dugaan model ARIMA sementara, maka akan dilakukan estimasi parameter model dan uji signifikansi parameter model sementara. Untuk mengetahui signifikansi parameter model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]), dapat menggunakan uji t-*student*.



Gambar 4.11: Plot ACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah A



Gambar 4.12: Plot PACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah A

Tabel 4.7 menunjukkan beberapa estimasi parameter model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]). Dari Tabel 4.7 dapat dilakukan uji signifikansi parameter model ARIMA sementara.

Untuk pengujian signifikansi parameter model ARIMA dapat memakai uji t-*student*.

Tabel 4.7: Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7])

Parameter	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
AR(1) $= \phi_1$	0.998808	0.000400	2493.923	0.0000
MA(1) $= \theta_1$	-0.802204	0.075923	-10.56602	0.0000
MA(2) $= \theta_2$	-0.106795	0.098134	-1.088249	0.2780
MA(3) $= \theta_3$	-0.034716	0.08685	-0.399705	0.6899
MA(6) $= \theta_6$	0.038788	0.086413	0.448863	0.6541
MA(7) $= \theta_7$	-0.073149	0.075016	-0.975117	0.3309

Berikut ini uji signifikansi parameter dengan menggguna-kan uji t-*student* pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]):

1. Menguji parameter AR(1) $= \phi_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_1}{st.(\phi_1)} \\ &= \frac{0.998808}{0.000400} \\ &= 2493.923 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter MA(1) $= \theta_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_1}{st.(\theta_1)} \\ &= \frac{-0.802204}{0.075923} \\ &= -10.56602 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

3. Menguji parameter MA(2) = θ_2

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_2 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_2 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_2}{st.(\theta_2)} \\ &= \frac{-0.106795}{0.098134} \\ &= -1.088249 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

4. Menguji parameter MA(3) = θ_3

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_3 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_3 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_3}{st.(\theta_3)} \\ &= \frac{-0.0034716}{0.086413} \\ &= -0.399705 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0{,}025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

5. Menguji parameter MA(6) = θ_6

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_6 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_6 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_6}{st.(\theta_6)} \\ &= \frac{0.038788}{0.086413} \\ &= 0.448863 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0{,}025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

6. Menguji parameter MA(7) = θ_7

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_7 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_7 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_7}{st.(\theta_7)} \\ &= \frac{-0.073149}{0.075016} \\ &= -0.975117 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0{,}025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, parameter AR(1) dan MA(1) signifikan dalam model, sedangkan parameter MA(2), MA(3), MA(6), dan MA(7) tidak signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah

residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian asumsi *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box. Berikut ini uji Ljung-Box pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]):

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_{12} = 0$ (residual *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i = 1, 2, ..., 12$ (residual tidak *white noise*)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} Q &= n(n+2)(\sum_{k=1}^{12} \frac{\rho_k^2}{n-k}) \\ &= 181(181+2)(\frac{(0.010)^2}{181-1} + \frac{(0.004)^2}{181-2} + ... + \frac{(-0.016)^2}{181-12}) \\ &= 181(183)(0.000165755) \\ &= 5.49030327 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan tabel Distribusi Chi-Kuadrat diperoleh nilai $X^2_{0,05;(12-1-5)} = 12.592$ (dimana nilai $\alpha = 0.05$).

Karena $Q < X^2_{(0.05;12-1-5)}$ maka H_0 diterima, artinya residual bersifat *white noise*. Dengan metode yang sama dilakukan pada lag 24, 36, 48, hasilnya dapat dilihat di Lampiran 4 Tabel 2. Karena pada lag ke-12 *white noise*, maka model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]) memenuhi uji asumsi residual *white noise*.

Selanjutnya pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Berikut ini hasil pengujian Kolmogorov-Smirnov pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]).

Hipotesis:

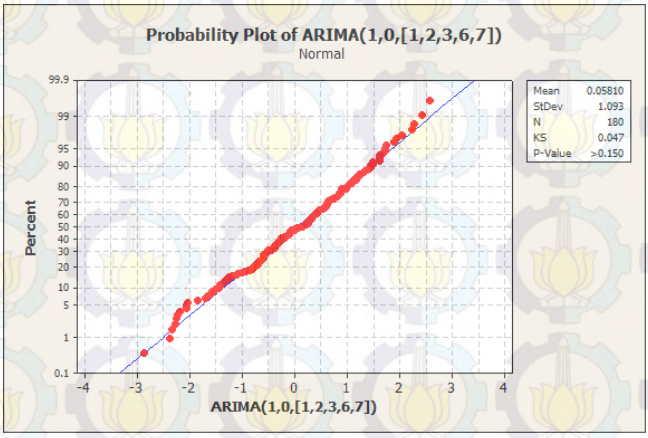
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)

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

Statistik uji:

$$D_{hitung} = sup_x|S(x) - F_0(x)|$$
$$= 0.04135$$
$$D_{0.05;180} = 0.10135$$

Karena nilai $D_{hitung} < D_{(0.05;180)}$ (dengan $\alpha = 5\%$), maka H_0 diterima, yang berarti bahwa residual model berdistribusi normal. Atau residual model dapat diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov yang terdapat dalam *software* Minitab 16. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.13. Pada Gambar 4.13 menunjukkan bahwa P-*value* > 0.150 dan lebih besar dari α, maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual berdistribusi normal.



Gambar 4.13: Uji Normalitas Model ARIMA (1,0,[1,2,3,6,7])

Setelah pengujian, maka perlu untuk melakukan tahap *overfitting* karena ada beberapa parameter yang tidak signifikan. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang lain. Berikut ini model-model alternatif yang akan diuji diagnostik:

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

3. ARIMA(1,0,2)
4. ARIMA(1,0,[1,3])
5. ARIMA(1,0,[1,7])

Untuk memilih satu model terbaik, maka dipilih model ARIMA yang memenuhi semua asumsi, yaitu parameter signifikan, residualnya memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Hasilnya pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.8 dan Tabel 4.9.

Tabel 4.8: Hasil Pengujian Estimasi Parameter pada Golongan Darah A

Model	Estimasi Parameter	P-value	Signifikan/ tidak
ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
ARIMA (1,0,[2])	ϕ_1	0.0000	Tidak signifikan
	θ_2	0.2153	
ARIMA (1,0,2)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_2	0.0111	
ARIMA (1,0,[1,3])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_3	0.0241	
ARIMA (1,0,[1,7])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_7	0.0352	

Dari Tabel 4.8 dapat diketahui beberapa model ARIMA yang parameternya signifikan yaitu ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA (1,0,[1,3]) dan ARIMA(1,0,[1,7]) karena nilai p-*value* < 0.05. selanjutnya dari model yang parameternya signifikan tersebut akan dilakukan pemeriksaan diagnostik pada residual.

Tabel 4.9: Hasil Pengujian Diagnostik Residual pada Golongan Darah A

Model	Uji *White Noise*	Uji Asumsi Normal	AIC	SBC
ARIMA (1,0,1)	*White noise*	Normal	3.0869	3.1225
ARIMA (1,0,2)	*White noise*	Normal	3.0568	3.1099
ARIMA (1,0,[1,3])	Tidak	Normal	3.0591	3.1123
ARIMA (1,0,[1,7])	Tidak	Normal	3.0642	3.1174

Dari Tabel 4.8 dan Tabel 4.9 terlihat bahwa model ARIMA (1,0,2) memenuhi semua asumsi dan mempunyai nilai AIC, SBC dan MAPE yang terkecil. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk golongan darah A adalah ARIMA(1,0,2). Dengan menggunakan Persamaan (2.3), diperoleh persamaan model peramalan golongan darah A sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 Y_{t-2} - \theta_2 \alpha_{t-2} + \alpha_t \tag{4.2}$$

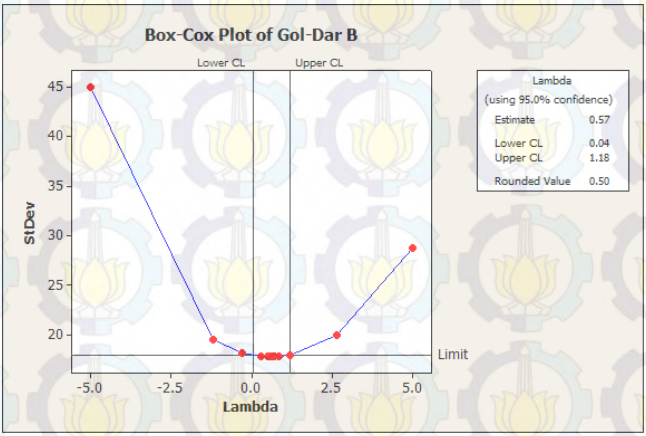
dengan $Y_t = Z_t^{0.5}$

Kemudian akan dicari nilai ϕ_1, θ_1, dan θ_2 menggunakan metode *Kalman Filter*. Dengan tujuannya untuk memperkecil nilai *noise* pada model ARIMA.

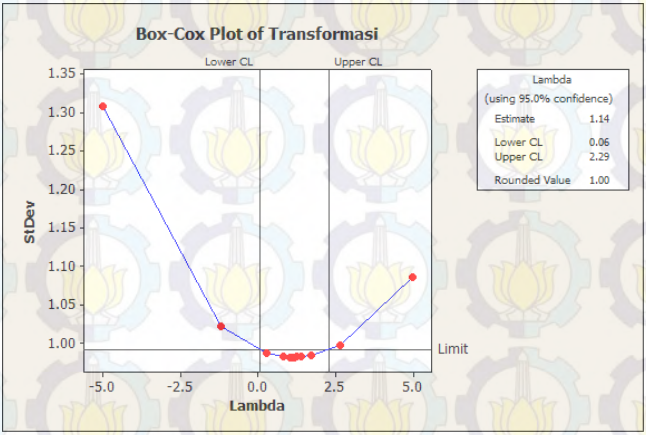
4.2.3 Model ARIMA Golongan Darah B

Langkah-langkah untuk menentukan model ARIMA pada golongan darah B sama seperti yang dijelaskan pada subbab sebelumnya. Langkah pertama dengan melihat kestasioneran data baik terhadap varians maupun rata-rata. Kestasioneran

data terhadap varians dapat dilihat dari hasil transformasi Box-Cox. Plot transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.14.



Gambar 4.14: Plot Box-Cox Data Golongan Darah B

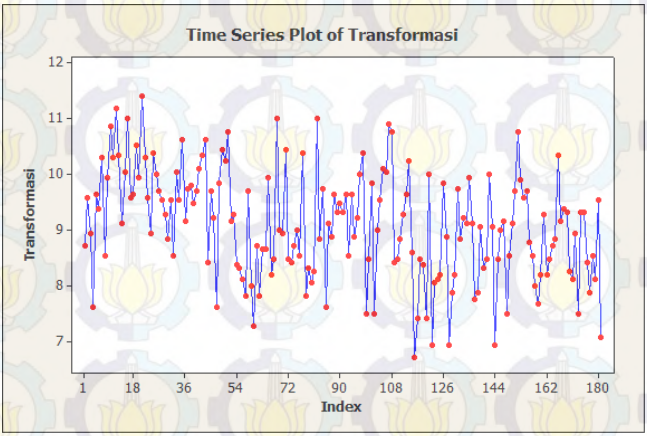


Gambar 4.15: Plot Box-Cox Data Hasil Transformasi

Gambar 4.14 menunjukkan bahwa *rounded value* tidak

sama dengan 1, maka dapat dikatakan data belum stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi. Plot Box-Cox hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.15.

Gambar 4.15 menunjukkan bahwa *rounded value* sama dengan 1, yang berarti data sudah stasioner dalam varians. Setelah data stasioner terhadap varians, maka akan dilihat apakah data sudah stasioner dalam rata-rata. Untuk kestasioneran dalam rata-rata dapat dilihat dari plot *time series* hasil transformasi. Plot *time series* hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.16



Gambar 4.16: Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi

Pada Gambar 4.16 terlihat bahwa data sudah teratur terhadap rata-rata deret pengamatan. Untuk memastikan bahwa data sudah stasioner dalam rata-rata, maka dilakukan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Hasil dari uji ADF dapat dilihat dalam Tabel 4.10.

Tabel 4.10: Hasil uji ADF Data Golongan Darah B

Data	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
Gol. Darah B	-0.786530	0.073710	-10.67059	0.0000

Berikut ini uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan menggunakan uji ADF.

Hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)

Statistik uji:

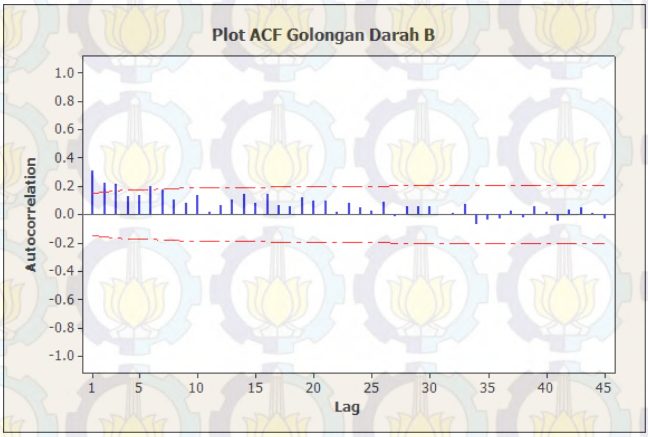
$$\begin{aligned} T_{hitung} &= \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})} \\ &= \frac{-0.786530}{0.073710} \\ &= -10.67059 \\ T_{tabel} &= T_{(\alpha,n-1)} \\ &= -3.434984 \end{aligned}$$

Karena nilai $|T_{hitung}| > |T_{(0.05;180)}|$, maka H_0 ditolak, artinya data golongan darah B sudah stasioner dalam rata-rata. Sehingga dengan proses transformasi Box-Cox pada data golongan darah O diperoleh data *time series* yang stasioner dalam varian dan rata-rata. Setelah data sudah stasioner terhadap varian dan rata-rata, maka langkah selanjutnya adalah merumuskan model ARIMA. Model ARIMA dapat dirumuskan dengan cara mengidentifikasi orde model pada plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4.17 dan Gambar 4.18.

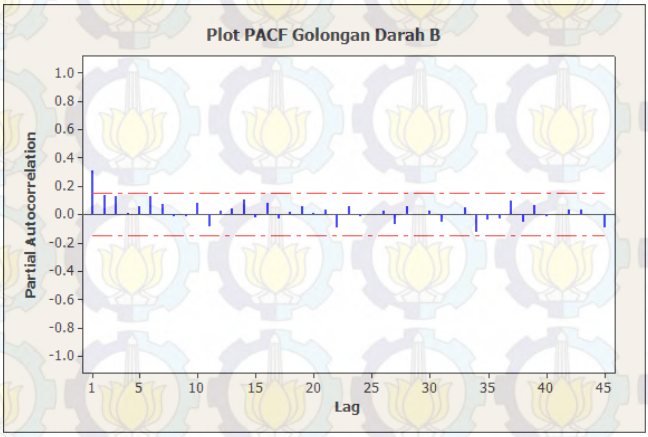
Pada Gambar 4.17, plot ACF menunjukkan bahwa terdapat beberapa lag yang keluar dari batas, yaitu lag ke-1, 2, 3, 6. Sedangkan pada Gambar 4.18 plot PACF menunjukkan bahwa terdapat satu lag yang keluar dari batas yaitu lag ke-1. Sehingga diperoleh dugaan semetara model ARIMA untuk data golongan darah B adalah ARIMA(1,0,[1,2,3,6]).

Setelah diperoleh model ARIMA sementara, maka akan dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter model sementara. Hasil estimasi parameter model sementara disajikan dalam Tabel 4.11. Dari Tabel 4.11 dapat dilakukan uji kesignifikanan parameter model ARIMA(1,0,[1,2,3,6]).

Untuk uji kesignifikanan parameter model ARIMA sementara dapat menggunakan Uji t-*student*.



Gambar 4.17: Plot ACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah B



Gambar 4.18: Plot PACF Hasil Transformasi Data Golongan Darah B

Tabel 4.11: Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,[1,2,3,6])

Parameter	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
AR(1) $= \phi_1$	0.999211	0.000249	4013.837	0.0000
MA(1) $= \theta_1$	-0.795827	0.075935	-10.48033	0.0000
MA(2) $= \theta_2$	-0.121437	0.097702	-1.242939	0.2780
MA(3) $= \theta_3$	-0.043565	0.087688	-0.496818	0.6899
MA(6) $= \theta_6$	-0.019159	0.049213	-0.389309	0.6541

Berikut ini uji t-*student* pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6]):

1. Menguji parameter AR(1) $= \phi_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_1}{st.(\phi_1)} \\ &= \frac{0.999211}{0.000249} \\ &= 4013.837 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter MA(1) $= \theta_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_1}{st.(\theta_1)} \\ &= \frac{-0.795827}{0.075935} \\ &= -10.48033 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

3. Menguji parameter MA(2) $= \theta_2$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_2 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_2 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_2}{st.(\theta_2)} \\ &= \frac{-0.121437}{0.097702} \\ &= -1.242939 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

4. Menguji parameter MA(3) $= \theta_3$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_3 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_3 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_3}{st.(\theta_3)} \\ &= \frac{-0.043565}{0.087688} \\ &= -0.496818 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

5. Menguji parameter MA(6) $= \theta_6$

   Hipotesis:

   $H_0 : \theta_6 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \theta_6 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

$$
\begin{aligned}
t_{hitung} &= \frac{\theta_6}{st.(\theta_6)} \\
&= \frac{-0.019159}{0.049213} \\
&= -0.389309 \\
t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\
&= 1.973350
\end{aligned}
$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0 diterima artinya parameter tidak signifikan.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, parameter AR(1) dan MA(1) signifikan dalam model, sedangkan parameter MA(2), MA(3), dan MA(6) tidak signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian asumsi white noise dapat dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box. Berikut ini uji Ljung-Box pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6]):

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_{12} = 0$ (residual *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i = 1, 2, ..., 12$ (residual tidak *white noise*)

Statistik uji:

$$
\begin{aligned}
Q &= n(n+2)(\sum_{k=1}^{12} \frac{\rho_k^2}{n-k}) \\
&= 181(181+2)(\frac{(0.005)^2}{181-1} + \frac{(0.010)^2}{181-2} + ... + \frac{(-0.028)^2}{181-12}) \\
&= 181(183)(0.000215) \\
&= 7.1284
\end{aligned}
$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Kuadrat diperoleh nilai $X^2_{0,05;(12-1-4)} = 14.067$ (dimana nilai $\alpha = 0.05$).

Karena $Q < X^2_{(0.05;12-1-4)}$ maka H_0 diterima, artinya residual bersifat *white noise*. Dengan metode yang sama

dilakukan pada lag 24, 36, 48, hasilnya dapat dilihat di Lampiran 4 Tabel 3.

Selanjutnya pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Berikut ini uji Kolmogorov-Smirnov pada model ARIMA(1,0,[1,2,3,6]).

Hipotesis:

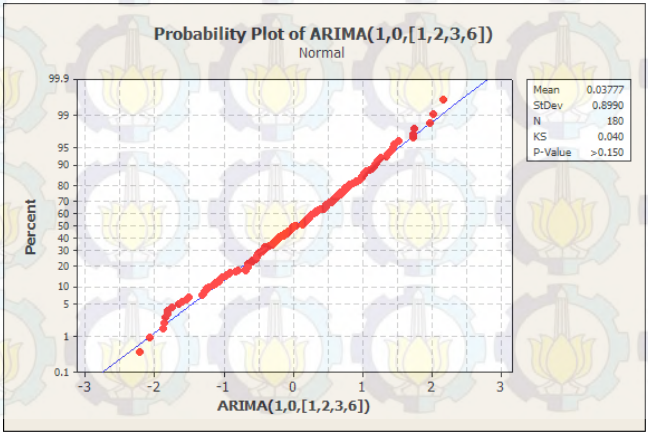
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)

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

Statistik uji:

$$D_{hitung} = sup_x |S(x) - F_0(x)|$$
$$= 0.034546$$
$$D_{0.05;180} = 0.101368$$

$D_{hitung} < D_{(0.05;180)}$ (dengan $\alpha = 0.05$), maka H_0 diterima, artinya residual model berdistribusi normal. Atau dapat diuji dengan menggunakan *software* Minitab 16. Gambar 4.19 menunjukkan bahwa P-*value* > 0.150, maka H_0 diterima artinya residual berdistribusi normal.



Gambar 4.19: Uji Normalitas ARIMA(1,0,[1,2,3,6])

Setelah uji diagnostik, maka perlu dilakukan *overfitting* karena ada beberapa parameter yang tidak signifikan. Adapun model-model alternatif yang diujikan adalah sebagai berikut:

1. ARIMA(1,0,1)
2. ARIMA(1,0,2)
3. ARIMA(1,0,[1,3])
4. ARIMA(1,0,[1,6])
5. ARIMA(1,0,[2,3])

Untuk memilih satu model terbaik, maka dipilih model yang memenuhi semua uji asumsi, yaitu parameter signifikan, residualnya memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SBC yang paling kecil. Hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 4.12 dan Tabel 4.13.

Tabel 4.12: Hasil Pengujian Estimasi Parameter pada Golongan Darah B

Model	Estimasi Parameter	P-value	Signifikan/ tidak
ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
ARIMA (1,0,2)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_2	0.0124	
ARIMA (1,0,[1,3])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_3	0.0236	
ARIMA (1,0,[1,6])	ϕ_1	0.0000	Tidak signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_6	0.0866	
ARIMA (1,0,[2,3])	ϕ_1	0.0000	Tidak signifikan
	θ_2	0.4332	
	θ_3	0.7142	

Dari Tabel 4.12, diketahui ada beberapa model ARIMA yang parameternya signifikan yaitu ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), dan ARIMA(1,0,[1,3]) karena nilai P-*value* < 0.05. selanjutnya dari model yang parameternya signifikan tersebut akan dilakukan pemeriksaan diagnostik pada residual. Hasil pemeriksaan diagnostik dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13: Hasil Pengujian Diagnostik Residual pada Golongan Darah B

Model	Uji *White Noise*	Uji Asumsi Normal	AIC	SBC
ARIMA (1,0,1)	*White noise*	Normal	2.6872	2.7227
ARIMA (1,0,2)	*White noise*	Normal	2.6594	2.7126
ARIMA (1,0,[1,3])	Tidak	Normal	2.6612	2.7145

Dari Tabel 4.12 dan Tabel 4.13 terlihat bahwa model ARIMA (1,0,2) memenuhi semua asumsi pengujian dan mempunyai nilai AIC, SBC dan MAPE yang terkecil. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk golongan darah B adalah ARIMA(1,0,2). Dengan menggunakan Persamaan (2.3), diperoleh persamaan model peramalan golongan darah B sebagai berikut:

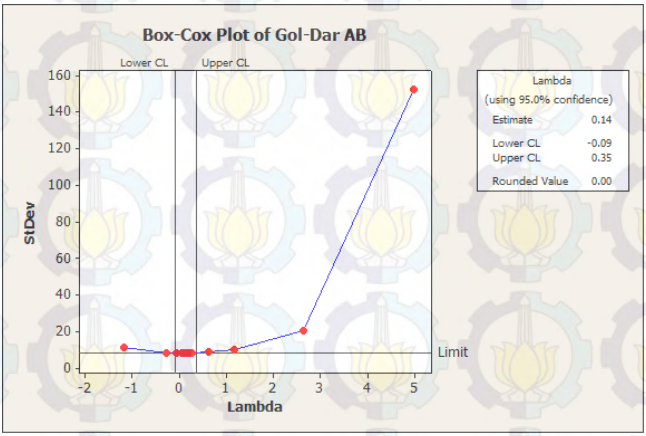
$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 Y_{t-2} - \theta_2 \alpha_{t-2} + \alpha_t \tag{4.3}$$

dengan $Y_t = Z_t^{0.5}$

Kemudian akan dicari nilai ϕ_1, θ_1, dan θ_2 menggunakan metode *Kalman Filter*. Dengan tujuannya untuk memperkecil nilai *noise* pada model ARIMA.

4.2.4 Model ARIMA Golongan Darah AB

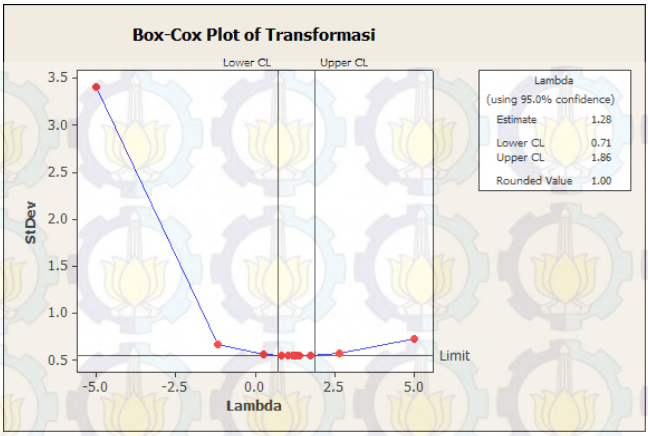
Langkah-langkah untuk menentukan model ARIMA pada golongan darah AB sama seperti yang dijelaskan pada subbab sebelumnya. Langkah pertama dengan melihat kestasioneran data baik terhadap varians maupun rata-rata. Kestasioneran data terhadap varians dapat dilihat dari transformasi Box-Cox. Plot transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.20



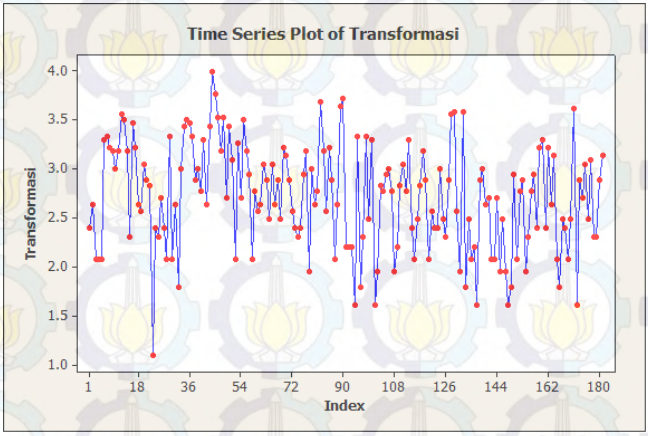
Gambar 4.20: Plot Box-Cox Data Golongan Darah AB

Gambar 4.20 menunjukkan bahwa *rounded value* tidak sama dengan 1, yang berarti data belum stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi. Plot Box-Cox hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.21. Dari Gambar 4.21 diketahui bahwa nilai *rounded value* sama dengan 1, artinya data sudah stasioner dalam varians.

Setelah data stasioner dalam varians, maka akan dilakukan uji kestasioneran data terhadap rata-rata. Kestasioneran data terhadap rata-rata dapat dilihat dari plot *time series* hasil transformasi. Plot *time series* hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.22.



Gambar 4.21: Plot Box-Cox Data Hasil Transformasi



Gambar 4.22: Plot *Time Series* Data Hasil Transformasi

Pada Gambar 4.22 terlihat bahwa data sudah teratur terhadap rata-rata deret pengamatan. Untuk memastikan data sudah stasioner dalam rata-rata, maka dilakukan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Hasil uji ADF dapat dilihat dalam Tabel 4.14.

Tabel 4.14: Hasil uji ADF Data Golongan Darah AB

Data	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
Gol. Darah AB	-0.830754	0.074179	-11.19924	0.0000

Uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan menggunakan uji ADF.

Hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat unit *root*, tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat unit *root*, stasioner)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} T_{hitung} &= \frac{\hat{\delta}}{sd(\hat{\delta})} \\ &= \frac{-0.830754}{(0.074179)} \\ &= -11.19924 \\ T_{tabel} &= T_{(\alpha, n-1)} \\ &= -3.434984 \end{aligned}$$

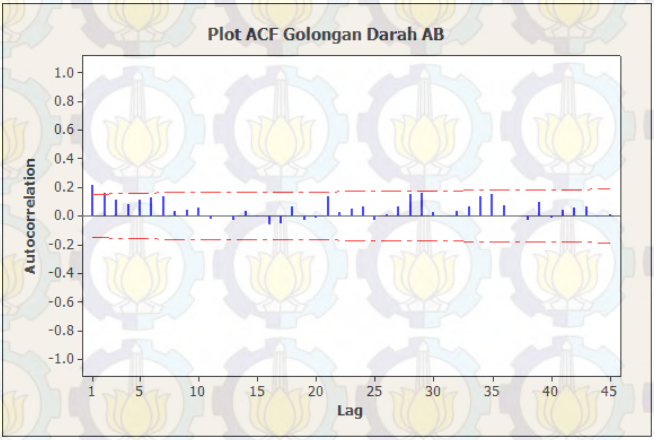
Karena nilai $|T_{hitung}| > |T_{(0.05;180)}|$ maka H_0 ditolak, artinya data golongan darah AB sudah stasioner dalam rata-rata.

Langkah selanjutnya, setelah data sudah stasioner terhadap varians dan rata-rata adalah merumuskan model ARIMA dengan cara mengidentifikasi orde model pada plot ACF dan PACF. Dengan menggunakan data hasil transformasi, maka diperoleh plot ACF dan PACF yang dapat dilihat pada Gambar 4.23 dan Gambar 4.24.

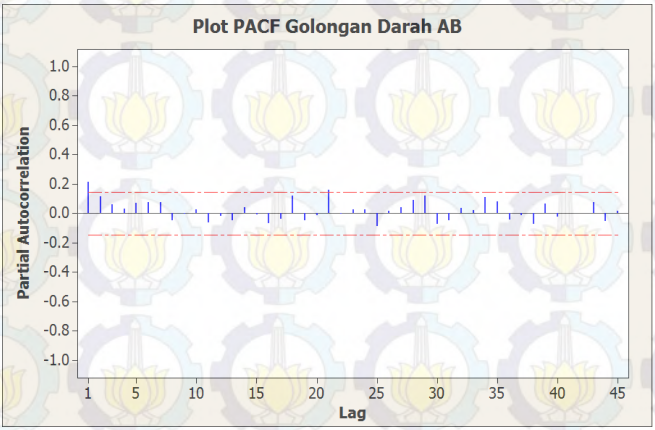
Pada Gambar 4.23 plot ACF menunjukkan bahwa terdapat satu lag yang keluar, yaitu lag ke-1. Sedangkan pada Gambar 4.24 plot PACF menunjukkan bahwa terdapat dua lag yang keluar yaitu lag ke-1 dan 21. Sehingga diperoleh dugaan awal model ARIMA untuk data golongan darah AB adalah ARIMA([1,21],0,1).

Setelah diperoleh model ARIMA sementara, maka akan dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter

model sementara. Hasil estimasi parameter model sementara dapat dilihat pada Tabel 4.15. Sedangkan untuk uji kesignifikanan parameter model dapat menggunakan Uji t-*student*.



Gambar 4.23: Plot ACF Data Golongan Darah AB Hasil Transformasi



Gambar 4.24: Plot PACF Data Golongan Darah AB Hasil Transformasi

Tabel 4.15: Estimasi Parameter Model ARIMA ([1,21],0,1)

Parameter	Koef.	SE	t-stat	p-*value*
AR(1) $= \phi_1$	0.934232	0.037650	24.81334	0.0000
AR(21) $= \phi_{21}$	0.065417	0.037211	1.758020	0.0000
MA(1) $= \theta_1$	-0.820556	0.072630	-11.29783	0.0000

Berikut ini merupakan pengujian t-*student* pada model ARIMA([1,21],0,1):

1. Menguji parameter AR(1) $= \phi_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_1}{st.(\phi_1)} \\ &= \frac{0.934232}{0.037650} \\ &= 4.81334 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

2. Menguji parameter AR(21) $= \theta_1$

   Hipotesis:

   $H_0 : \phi_2 1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

   $H_1 : \phi_2 1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

   Statistik uji:

   $$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_2 1}{st.(\phi_2 1)} \\ &= \frac{0.065417}{0.0037211} \\ &= 1.1758020 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

   dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| < t_{(0,025;179)}$ maka H_0

diterima artinya parameter tidak signifikan.

3. Menguji parameter MA(1) $= \theta_2$

Hipotesis:

$H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter model tidak signifikan)

$H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_1}{st.(\theta_1)} \\ &= \frac{-0.820556}{0.072630} \\ &= -11.29783 \\ t_{tabel} &= t_{0.025;179} \\ &= 1.973350 \end{aligned}$$

dengan $\lambda = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{(0,025;179)}$ maka H_0 ditolak artinya parameter signifikan.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, parameter AR(1) dan MA(1) signifikan dalam model, sedangkan parameter MA(21) tidak signifikan. Selanjutnya uji asumsi yang harus dipenuhi adalah residual *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian asumsi *white noise* dapat dilakukan menggunakan uji Ljung-Box. Berikut ini uji Ljung-Box pada model ARIMA([1,21],0,1).

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_{12} = 0$ (residual *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i = 1, 2, ..., 12$ (residual tidak *white noise*)

Statistik uji:

$$\begin{aligned} Q &= n(n+2)(\sum_{k=1}^{12} \frac{\rho_k^2}{n-k}) \\ &= 181(181+2)(\frac{(0.018)^2}{181-1} + \frac{(0.009)^2}{181-2} + ... + \frac{(0.011)^2}{181-12}) \\ &= 181(183)(0.000130) \\ &= 4.313990 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan tabel Distribusi Chi-Kuadrat diperoleh nilai $X^2_{0,05;(12-2-1)} = 16.919$ (dimana nilai $\alpha = 0.05$).

Karena $Q < X^2_{(0.05;12-2-1)}$ maka H_0 diterima, artinya residual bersifat *white noise*. Dengan metode yang sama dilakukan pada lag 24, 36, 48, hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 4 Tabel 4.

Selanjutnya pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Berikut ini hasil uji Kolmogorov-Smirnov pada model ARIMA([1,21],0,1).

Hipotesis:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (berdistribusi normal)

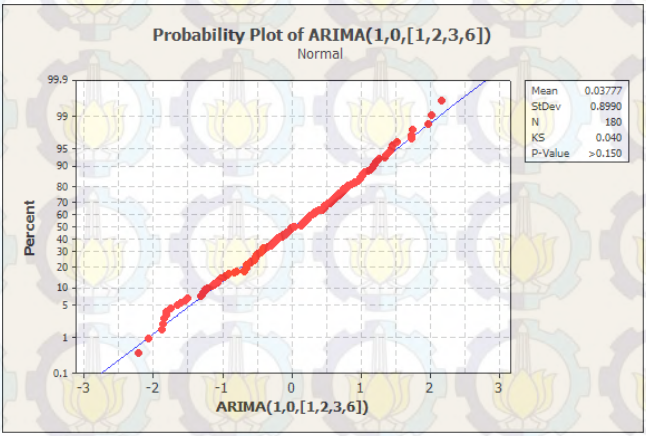
$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$D_{hitung} = sup_x|S(x) - F_0(x)|$
$= 0.040706$

$D_{0.05;160} = 0.107517$

Karena $D_{hitung} < D_{(0.05;160)}$ (dengan $\alpha = 5\%$), maka H_0 diterima, artinya residual model berdistribusi normal.



Gambar 4.25: Uji Normalitas ARIMA([1,21],0,1)

Atau residual model dapat diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov yang terdapat dalam *software* Minitab 16. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.25. Gambar 4.25 menunjukkan P-*value* $>$ 0.150, maka H_0 diterima artinya residual berdistribusi normal.

Setelah dilakukan uji diagnostik pada model sementara, maka perlu dilakukan *overfitting* karena ada beberapa parameter yang tidak signifikan. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* akan dijadikan model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang lain. Adapun model-model alternatif yang diujikan adalah sebagai berikut:

1. ARIMA(1,0,1)
2. ARIMA([21],0,1)
3. ARIMA(1,0,[1,21])
4. ARIMA(1,0,[21])

Selanjutnya dari model-model hasil *overfitting* akan dilakukan beberapa uji asumsi. Untuk pemilihan satu model terbaik dapat dipilih dari model ARIMA yang memenuhi semua uji asumsi, yaitu uji kesignifikanan parameter, residualnya memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwart's Bayesian Criterion* (SBC) terkecil. Hasilnya pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.16 dan Tabel 4.17.

Tabel 4.16 menunjukkan bahwa semua parameter model ARIMA hasil *overfitting* telah memenuhi uji asumsi signifikan, karena nilai p-*value* $<$ 0.05. Selanjutnya dari model yang parameternya memenuhi asumsi signifikan, akan dilakukan pemeriksaan diagnostik pada residual asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil pemeriksaan diagnostik, nilai AIC dan SBC pada beberapa model *overfitting* dapat dilihat pada Tabel 4.17.

Tabel 4.16: Hasil Pengujian Estimasi Parameter pada Golongan Darah AB

Model	Estimasi Parameter	P-value	Signifikan/ tidak
ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
ARIMA ([21],0,1)	ϕ_{21}	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0097	
ARIMA (1,0,[1,21])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_1	0.0000	
	θ_{21}	0.0000	
ARIMA (1,0,[21])	ϕ_1	0.0000	Signifikan
	θ_{21}	0.0024	

Tabel 4.17: Hasil Pengujian Diagnostik Residual pada Golongan Darah AB

Model	Uji *White Noise*	Uji Asumsi Normal	AIC	SBC
ARIMA (1,0,1)	*White noise*	Normal	1.5866	1.6221
ARIMA ([21],0,1)	Tidak	Normal	2.0966	2.1350
ARIMA (1,0,[1,21])	*White noise*	Normal	1.5838	1.6371
ARIMA (1,0,[21])	Tidak	Tidak normal	2.0633	2.0422

Tabel 4.16 dan Tabel 4.17 menunjukkan bahwa model ARIMA (1,0,1) memenuhi semua uji asumsi dan mempunyai nilai AIC, SBC dan MAPE yang terkecil. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk golongan darah AB

adalah ARIMA(1,0,1). Dengan menggunakan Persamaan (2.3), diperoleh persamaan model peramalan golongan darah AB sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 Y_{t-1} + \alpha_t \tag{4.4}$$

dengan $Y_t = \ln Z_t$

Kemudian akan dicari nilai ϕ_1 dan θ_1 menggunakan metode *Kalman Filter*. Dengan tujuannya untuk memperkecil nilai *noise* pada model ARIMA.

4.3 Identifikasi Model ARIMA pada *In Sample* 90

Pada subbab ini akan dilakukan peramalan dengan menggunakan data *in sample* sebanyak 90 data dan *out sample* sebanyak 153 data. Dari data *in sample* dilakukan identifikasi model ARIMA yang langkah-langkahnya sama seperti di subbab 4.2. Langkah awal dalam mengidentifikasikan model ARIMA yaitu melihat kestasioneran data, baik terhadap varian maupun *mean*. Bila data belum stasioner pada varians (*rounded value* $\neq$ 1), maka akan dilakukan transformasi Box-Cox. Dari data yang sudah stasioner terhadap varian akan dilakukan uji stasioneritas terhadap *mean* dengan menggunakan uji ADF. Jika data belum stasioner terhadap *mean* akan dilakukan *differencing*. Setelah data stasioner terhadap varians maupun *mean* dilakukan plot ACF dan PACF untuk merumuskan model sementara dari ARIMA.

Pada data golongan darah O, plot ACF keluar pada lag ke-1 dan plot PACF keluar pada lag ke-1 (lihat Lampiran 11 Gambar 1), serta tanpa dilakukan *differencing*. Sehingga dugaan model sementara untuk golongan darah O adalah ARIMA(1,0,1). Pada data golongan darah A plot ACF keluar pada lag ke-1, 2, dan 3. Plot PACF keluar pada lag ke-1 dan 2 (lihat Lampiran 11 Gambar 2). Sehingga pendugaan model sementara untuk golongan darah A adalah ARIMA([1,2],0,[1,2,3]) atau ARIMA(2,0,3).

Pada data golongan darah B plot ACF keluar pada lag ke-1 dan 2. Plot PACF keluar pada lag ke-1 (lihat Lampiran 11 Gambar 3). Sehingga dugaan model sementara untuk golongan darah B adalah ARIMA(1,0,[1,2]) atau ARIMA(1,0,2). Untuk data golongan darah AB, plot ACF keluar pada lag ke-1 dan plot PACF keluar pada lag ke-1 (lihat Lampiran 11 Gambar 4). Sehingga diperoleh dugaan model sementara untuk golongan darah AB adalah ARIMA(1,0,1).

Setelah diperoleh dugaan model sementara, selanjutnya dilakukan uji signifikan parameter model yang dapat dilihat pada Lampiran 12 dan uji residual *white noise* dapat dilihat pada Lampiran 13, serta uji residual berdistribusi normal yang dapat dilihat pada Lampiran 14. Untuk mendapatkan model terbaik dipilih melalui proses *overfitting* dengan membandingkan nilai AIC dan SBC yang terkecil (lihat Lampiran 15 dan Lampiran 16). Langkah yang sama dilakukan untuk pendugaan model pada setiap golongan darah.

Tabel 4.18: Model ARIMA Terbaik pada Masing-masing Golongan Darah pada *In Sample* 90

Data	Model	Parameter
Golongan darah O	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1
		θ_1
Golongan darah A	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1
		θ_1
Golongan darah B	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1
		θ_1
Golongan darah AB	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1
		θ_1

Model ARIMA yang telah memenuhi uji signifikan parameter, uji residual *white noise* dan residual berdistribusi normal serta mempunyai nilai AIC dan SBC yang terkecil

dapat dilihat dalam Tabel 4.18 dan Lampiran 16. Model terbaik pada masing-masing golongan darah pada *in sample* 90 kebetulan sama yaitu ARIMA(1,0,1) atau dapat ditulis

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 Y_{t-1} + \alpha_t \tag{4.5}$$

dengan Y_t adalah bentuk transformasi dari Z_t

4.4 Penerapan Metode *Kalman Filter*

Pada subbab ini dilakukan estimasi parameter model ARIMA dengan menggunakan *Kalman Filter*. Parameter dan state yang akan diestimasi adalah ϕ_t dan θ_t.

4.4.1 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah O

Pada tahapan ini, nilai parameter model ARIMA yang terbaik pada golongan darah O diestimasi menggunakan *Kalman Filter*. Algoritma *Kalman Filter* yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Model sistem[10]:

$x_{t+1} = Ax_t + w_t$

untuk model sistem diperoleh dari Persamaan 4.1 yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ Y_{t-1} & Y_{t-2} & -(\alpha_{t-1}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran[10]:

$z_t = Hx_t + v_t$

atau dapat ditulis

$$z_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran, selanjutnya dilakukan inisialisasi. Untuk nilai awal Y_t diambil dari data pertama golongan darah O yang sudah stasioner. Untuk penambahan nilai *noise* pada model sistem (w_t) dilakukan dengan membangkitkan sejumlah bilangan acak dari komputer melalui program Matlab. Sedangkan nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-6}$. Untuk nilai awal $\hat{x}_0$ dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 1.109 \\ -0.109 \\ 0.456 \\ 2.991 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.Q$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi[10]:

$$\hat{x}_{t+1}^{-} = A_t\hat{x}_t + B_t u_t$$
$$P_{t+1}^{-} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap koreksi[10]:

Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain:

$$K_{t+1} = P_{t+1}^{-} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{t+1}^{-} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$$

Lalu nilai $\hat{x}_{t+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{t+1}^{-}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{t+1}^{-} + K_{t+1}(z_{t+1} - H_{t+1}\hat{x}_{t+1}^{-})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan nilai P_{t+1}^{-} yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$P_{t+1} = (I - K_{t+1}H_{t+1})P_{t+1}^{-}$$

Untuk proses simulasi estimasi parameter menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab. Iterasi dilakukan sebanyak jumlah data observasi yaitu 243. Hasil estimasi parameter model ARIMA pada golongan darah O menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19: Hasil Estimasi Parameter ARIMA Menggunakan *Kalman Filter*

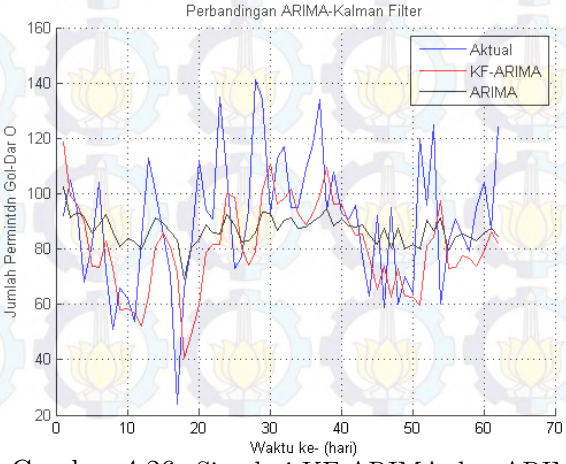
Model	Parameter	Koefisien
ARIMA(2,0,1)	AR(1) = ϕ_1	1.1044
	AR(2) = ϕ_2	-0.1083
	MA(1) = θ_1	-0.4558

Hasil parameter model ARIMA yang diperoleh menggunakan *Kalman Filter* pada Tabel 4.19, disubsitusikan ke Persamaan (4.1) sehingga diperoleh persamaan model peramalan golongan darah O sebagai berikut:

$$Y_t = 1.1044Y_{t-1} - 0.1083Y_{t-2} + 0.4558\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

dengan $Y_t = Z_t^{0.25}$

Dari persamaan tersebut dilakukan prediksi banyaknya jumlah permintaan darah pada golongan darah O untuk 62 hari kedepan. Simulasi model ARIMA yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) dan metode *Least Square* dapat dilihat pada Gambar 4.26.



Gambar 4.26: Simulasi KF-ARIMA dan ARIMA

Dari Gambar 4.26 terlihat KF-ARIMA dan ARIMA agak jauh dari grafik aktual, akan tetapi ada beberapa titik dari grafik KF-ARIMA yang mendekati grafik aktual. Sehingga untuk mengetahui hasil prediksi yang paling baik antara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE dari kedua hasil prediksi dapat dilihat pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20: Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan Metode *Least Square*

Koef.	*Kalman Filter*		*Least Square*	
	Estimasi	MAPE (%)	Estimasi	MAPE (%)
ϕ_1	1.1044	23.3203	1.1760	24.6334
ϕ_2	-0.1083		-0.1760	
θ_1	-0.4558		-0.9826	

Tabel 4.20 menunjukkan bahwa nilai MAPE hasil prediksi model ARIMA yang parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) lebih kecil dari prediksi ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*

4.4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah A

Pada tahap ini, dilakukan penerapan *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada golongan darah A. Algoritma *Kalman Filter* yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Model sistem[10]:

$x_{t+1} = Ax_t + w_t$

untuk model sistem diperoleh dari Persamaan 4.2 yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ Y_{t-1} & -(\alpha_{t-1}) & -(\alpha_{t-2}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran[10]:

$$z_t = Hx_t + v_t$$

atau dapat ditulis

$$z_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran, selanjutnya dilakukan inisialisasi. Untuk nilai awal Y_t diambil dari data pertama golongan darah A yang sudah stasioner dalam varian dan rata-rata. Untuk penambahan nilai *noise* model sistem (w_t) dibangkitkan dengan sejumlah bilangan acak dari komputer melalui program Matlab. Nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-6}$. Sedangkan nilai awal $\hat{x}_0$ dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 1.00 \\ 0.69 \\ -0.22 \\ 6.48 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .Q$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi[10]:

$$\hat{x}^-_{t+1} = A_t\hat{x}_t + B_t u_t$$
$$P^-_{t+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap koreksi[10]:

Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain:

$$K_{t+1} = P^-_{t+1} H^T_{t+1} (H_{t+1} P^-_{t+1} H^T_{t+1} + R_{t+1})^{-1}$$

Lalu nilai $\hat{x}_{t+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}^-_{t+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}^-_{t+1} + K_{t+1}(z_{t+1} - H_{t+1}\hat{x}^-_{t+1})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan nilai P_{t+1}^{-}.

$P_{t+1} = (I - K_{t+1}H_{t+1})P_{t+1}^{-}$

Untuk proses simulasi estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab dengan iterasi sebanyak 243. Hasil estimasi parameter model ARIMA pada golongan darah A menggunakan KF dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21: Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter*

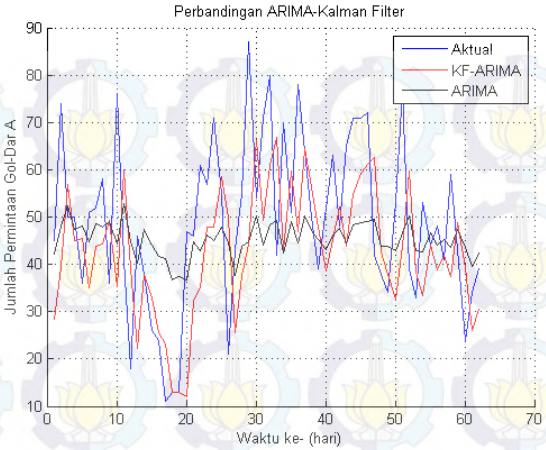
Model	Parameter	Koefisien
ARIMA(1,0,2)	AR(1) = ϕ_1	1.0011
	MA(1) = θ_1	-0.6873
	MA(2) = θ_2	0.2190

Nilai parameter pada Tabel 4.21, disubsitusikan ke dalam Persamaan (4.2). Sehingga diperoleh persamaan model peramalan golongan darah A sebagai berikut:

$$Y_t = 1.0011Y_{t-1} + 0.6873\alpha_{t-1} - 0.2190\alpha_{t-2} + \alpha_t$$

dengan $Y_t = Z_t^{0.5}$

Dari persamaan di atas dilakukan prediksi banyaknya permintaan darah pada golongan darah A untuk 62 hari kedepan. Untuk validasi hasil prediksi model ARIMA yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) dibandingkan dengan hasil prediksi model ARIMA yang nilai parameternya diestimasi menggunakan metode *Least Square*. Hasil simulasi perbandingan antara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat pada Gambar 4.27. Pada Gambar 4.27 terlihat grafik KF-ARIMA lebih mendekati grafik data aktual daripada grafik ARIMA. Sedangkan untuk memastikan hasil prediksi yang paling baik diantara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE untuk kedua prediksi dapat dilihat dalam Tabel 4.22.



Gambar 4.27: Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA

Tabel 4.22: Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*

Koef.	*Kalman Filter*		*Least Square*	
	Estimasi	MAPE (%)	Estimasi	MAPE (%)
ϕ_1	1.0011	34.8269	0.9988	36.9208
θ_1	-0.6873		-0.7904	
θ_2	0.2190		-0.1894	

Dari Tabel 4.22 diketahui nilai MAPE model ARIMA yang parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) lebih kecil dari nilai MAPE ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*. Sehingga hasil prediksi KF-ARIMA lebih akurat dibandingkan hasil prediksi ARIMA.

4.4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah B

Pada tahapan ini akan dilakukan penerapan *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada golongan darah B. Algoritma *Kalman Filter* yang akan digunakan pada

penelitian ini adalah sebagai berikut:
Model sistem[10]:

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$

untuk model sistem diperoleh dari Persamaan 4.3 yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ Y_{t-1} & -(\alpha_{t-1}) & -(\alpha_{t-2}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran[10]:

$$z_t = Hx_t + v_t$$

atau dapat ditulis

$$z_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran pada metode *Kalman Filter*, selanjutnya dilakukan tahap inisialisasi. Pada tahap inisialisasi akan diberikan nilai awal $\hat{x}_0$, Q, R, dan P_0. Nilai awal Y_t diambil dari data pertama golongan darah B yang sudah stasioner terhadap varian dan rata-rata. Untuk penambahan nilai *noise* model sistem (w_t) dibangkitkan dari komputer melalui program Matlab. Nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-6}$.

Untuk nilai awal $\hat{x}_0$ dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.98 \\ 0.69 \\ -0.11 \\ 9.59 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .Q$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi[10]:

$\hat{x}_{t+1}^{-} = A_t\hat{x}_t + B_t u_t$

$P_{t+1}^{-} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$

Tahap koreksi[10]:

Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain:

$K_{t+1} = P_{t+1}^{-} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{t+1}^{-} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$

Lalu nilai $\hat{x}_{t+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{t+1}^{-}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{t+1}^{-} + K_{t+1}(z_{t+1} - H_{t+1}\hat{x}_{t+1}^{-})$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan nilai P_{t+1}^{-} yang telah dicari pada tahap prediksi.

$P_{t+1} = (I - K_{t+1}H_{t+1})P_{t+1}^{-}$

Untuk simulasi estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab. Iterasi dilakukan sebanyak jumlah data observasi yaitu 243. Hasil estimasi parameter menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 4.23

Tabel 4.23: Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter*

Model	Parameter	Koefisien
ARIMA(1,0,2)	AR(1) = ϕ_1	0.9809
	MA(1) = θ_1	-0.6913
	MA(2) = θ_2	0.1108

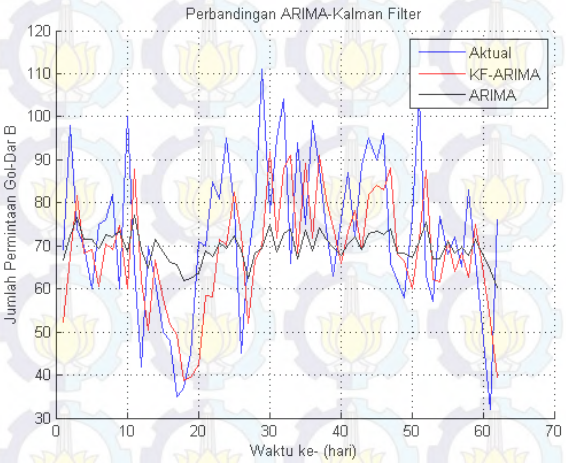
Parameter model ARIMA pada Tabel 4.23, disubsitusikan ke Persamaan (4.3), sehingga diperoleh persamaan model sebagai berikut:

$$Y_t = 0.9809Y_{t-1} + 0.6913\alpha_{t-1} - 0.1108\alpha_{t-2} + \alpha_t$$

dengan $Y_t = Z_t^{0.5}$

Dari persamaan tersebut dilakukan prediksi banyaknya permintaan darah pada golongan darah B sebanyak 62 hari kedepan. Kemudian hasil prediksi model ARIMA yang

parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) dibandingkan dengan hasil prediksi model ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*. Hasil simulasi perbandingan antara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat pada Gambar 4.28.



Gambar 4.28: Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA

Dari Gambar 4.28 terlihat bahwa grafik prediksi yang parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) sedikit mendekati grafik aktual daripada grafik ARIMA. Untuk mengetahui hasil prediksi yang terbaik antara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat dari nilai MAPE yang terkecil. Nilai MAPE untuk kedua prediksi dapat dilihat pada Tabel 4.24.

Tabel 4.24 menunjukkan bahwa nilai MAPE model ARIMA yang parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*, sehingga hasil prediksi KF-ARIMA lebih akurat dari ARIMA.

Tabel 4.24: Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter* dan *Least Square*

Koef.	*Kalman Filter*		*Least Square*	
	Estimasi	MAPE (%)	Estimasi	MAPE (%)
ϕ_1	0.9809	21.1992	0.9992	22.0938
θ_1	-0.6913		-0.7941	
θ_2	0.1108		-0.1868	

4.4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA pada Golongan Darah AB

Pada tahap ini akan dilakukan penerapan *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada golongan darah AB. Algoritma *Kalman Filter* yang akan digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:
Model Sistem[10]:

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$

untuk model sistem diperoleh dari Persamaan 4.4 yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ Y_{t-1} & -(\alpha_{t-1}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran[10]:

$$z_t = Hx_t + v_t$$

atau dapat ditulis

$$z_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran, selanjutnya dilakukan inisialisasi. Pada tahap inisialisasi akan diberikan nilai awal $\hat{x}_0$, Q, R dan P_0. Untuk nilai awal dari Y_t diambil dari data pertama golongan darah AB yang sudah stasioner dalam varian dan rata-rata. Sedangkan

penambahan nilai *noise* pada model sistem (w_t) dibangkitkan dengan sejumlah bilangan acak dari komputer melalui program Matlab. Nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-6}$. Untuk nilai awal $\hat{x}_0$ dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.96 \\ 0.69 \\ 2.64 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .Q$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi[10]:

$$\hat{x}^-_{t+1} = A_t\hat{x}_t + B_t u_t$$
$$P^-_{t+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap koreksi[10]:

Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain:

$$K_{t+1} = P^-_{t+1} H^T_{t+1}(H_{t+1}P^-_{t+1}H^T_{t+1} + R_{t+1})^{-1}$$

Lalu nilai $\hat{x}_{t+1}$ dan P_{t+1} diestimasi menggunakan nilai $\hat{x}^-_{t+1}$ dan P^-_{t+1} yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}^-_{t+1} + K_{t+1}(z_{t+1} - H_{t+1}\hat{x}^-_{t+1})$$
$$P_{t+1} = (I - K_{t+1}H_{t+1})P^-_{t+1}$$

Untuk simulasi estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab. Hasil estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 4.25.

Tabel 4.25: Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter*

Model	Parameter	Koefisien
ARIMA(1,0,1)	AR(1) = ϕ_1	0.9579
	MA(1) = θ_1	-0.6910

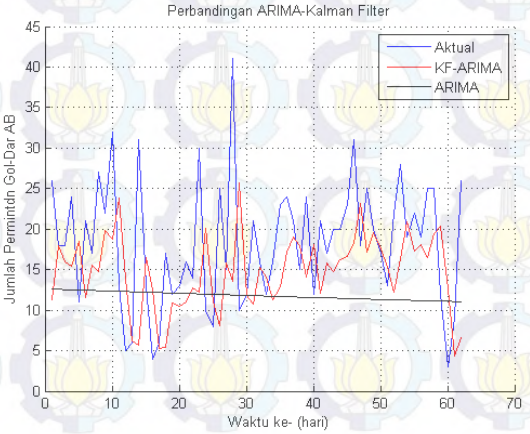
Parameter model ARIMA pada Tabel 4.25, disubsitusikan ke Persamaan (4.4). Sehingga diperoleh persamaan model

sebagai berikut:

$$Y_t = 0.9579Y_{t-1} + 0.6910\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

dengan $Y_t = \ln Z_t$

Dari persamaan di atas dilakukan prediksi banyaknya permintaan darah pada golongan darah AB untuk 62 hari kedepan. Untuk simulasi hasil prediksi menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Gambar 4.29.



Gambar 4.29: Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA dan ARIMA

Dari Gambar 4.29 terlihat bahwa grafik prediksi yang parameternya diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) sedikit mendekati grafik aktual daripada grafik ARIMA. Sedangkan untuk mengetahui hasil prediksi yang terbaik antara KF-ARIMA dan ARIMA dapat dilihat dari nilai MAPE yang terkecil. Nilai MAPE untuk kedua prediksi dapat dilihat pada Tabel 4.26. Tabel 4.26 menunjukkan bahwa nilai MAPE KF-ARIMA lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE ARIMA, yang berarti bahwa hasil prediksi KF-ARIMA lebih akurat dari hasil prediksi ARIMA yang diestimasi menggunakan *Least Square*.

Tabel 4.26: Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan KF dan *Least Square*

Koef.	*Kalman Filter*		*Least Square*	
	Estimasi	MAPE	Estimasi	MAPE
ϕ_1	0.9579	45.0744	0.99912	46.5352
θ_1	-0.6910		-0.98606	

4.4.5 Estimasi Parameter Model ARIMA pada *In Sample* 90

Pada penelitian ini, juga dilakukan penerapan *Kalman Filter* untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada masing-masing golongan darah dengan *in sample* 90. Langkah-langkah mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* pada *in sample* 90 sama seperti pada subbab 4.2. Kebetulan model ARIMA yang terbaik pada masing-masing golongan darah sama, yaitu ARIMA(1,0,1) maka untuk Model sistem dan pengukuran yang digunakan juga sama. Algoritma *Kalman Filter* yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

Model Sistem[10]:

$x_{t+1} = Ax_t + w_t$

untuk model sistem diperoleh dari Persamaan 4.5 yang diubah dalam bentuk *state space*, sehingga dapat ditulis

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ Y_{t-1} & -(\alpha_{t-1}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran[10]:

$z_t = Hx_t + v_t$

atau dapat ditulis

$$z_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \theta_1 \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Dengan ditentukan nilai awal $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-6}$.

Sedangkan untuk penambahan *noise* pada model sistem (w_t) dibangkitkan secara normal random melalui program Matlab. Nilai awal $\hat{x}_0$ diberikan sebagai berikut:
Untuk golongan darah O:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.49 & 20.54 \end{bmatrix}^T$$

Untuk golongan darah A:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.46 & 8.48 \end{bmatrix}^T$$

Untuk golongan darah B:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.46 & 9.59 \end{bmatrix}^T$$

Untuk golongan darah AB:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.46 & 1.93 \end{bmatrix}^T$$

dengan nilai awal kovariannya sama, yaitu:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .Q$$

Selanjutnya dilakukan simulasi estimasi parameter model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* dilakukan dengan bantuan *software* Matlab. Untuk proses simulasi sama seperti subbab 4.3. Hasil simulasi pada masing-masing golongan darah dengan *in sample* 90 dapat dilihat di Lampiran 14. Sedangkan hasil estimasi parameter model ARIMA pada masing-masing golongan darah menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat pada Tabel 4.27.

Setelah diperoleh nilai parameter model ARIMA, kemudian dilakukan prediksi banyaknya permintaan darah pada masing-masing golongan darah sebanyak 153 hari kedepan. Simulasi hasil prediksi menggunakan *Kalman Filter* dapat dilihat di Lampiran 17.

Tabel 4.27: Hasil Estimasi Parameter pada Masing-masing Golongan Darah

Data	Model	Parameter	Koefisien
Golongan Darah O	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.9904
		θ_1	-0.4908
Golongan Darah A	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.9846
		θ_1	-0.4704
Golongan Darah B	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.9976
		θ_1	-0.4513
Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	ϕ_1	0.9967
		θ_1	-0.4174

Sedangkan perbandingan hasil prediksi antara model ARIMA yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) dan sebelum diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (metode *Least Square*) dapat dilihat dalam Tabel 4.28.

Tabel 4.28: Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter* dan Metode *Least Square*

Data	Model	*Kalman Filter*		*Least Square*	
		Koef.	MAPE (%)	Koef.	MAPE (%)
Golongan Darah O	ARIMA (1,0,1)	0.9904	20.8903	1.0014	22.0980
		-0.4908		-0.7765	
Golongan Darah A	ARIMA (1,0,1)	0.9846	31.0627	0.9991	33.1006
		-0.4704		-0.8618	
Golongan Darah B	ARIMA (1,0,1)	0.9976	19.8621	0.9986	22.5131
		-0.4513		-0.9799	
Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	0.9567	46.5454	1.0013	54.5694
		-0.4174		-0.7166	

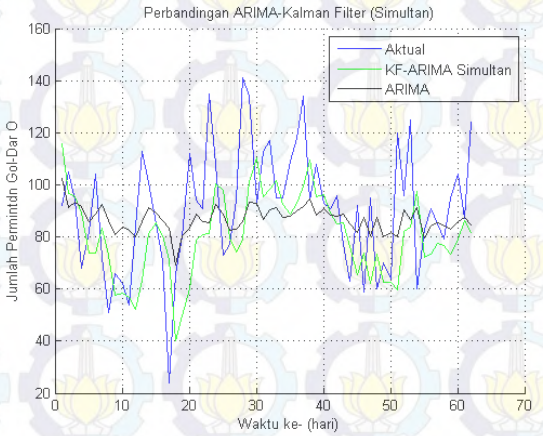
Dari Tabel 4.28 dapat diketahui bahwa nilai MAPE yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* (KF-ARIMA) lebih kecil dibandingkan nilai MAPE ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*. Sehingga hasil prediksi *Kalman Filter* lebih akurat dibandingkan dengan ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*.

4.5 Prediksi KF-ARIMA Simultan

pada penelitian ini juga dilakukan prediksi model ARIMA yang nilai parameternya berasal dari hasil estimasi *Kalman Filter* pada setiap iterasi yang disebut dengan KF-ARIMA Simultan.

4.5.1 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah O

Langkah-langkah memprediksi KF-ARIMA Simultan sama seperti proses prediksi KF-ARIMA, bedanya nilai parameter yang dipakai untuk melakukan prediksi ARIMA diperoleh dari hasil estimasi *Kalman Filter* pada setiap iterasi. Misal pada saat memprediksi satu hari kedepan, maka nilai parameter model ARIMA yang akan dipakai adalah hasil dari iterasi pertama. Simulasi KF-ARIMA Simultan untuk memprediksi 62 hari kedepan dapat dilihat pada Gambar 4.30.



Gambar 4.30: Perbandingan Hasil Prediksi KF Simultan dan ARIMA

Dari Gambar 4.30 terlihat bahwa grafik KF-ARIMA Simultan lebih mendekati grafik aktual dibandingkan grafik ARIMA. Sedangkan untuk mengetahui hasil prediksi yang

lebih baik antara KF-ARIMA Simultan dan ARIMA dapat dilihat dari besarnya nilai MAPE. Nilai MAPE dari ARIMA dan KF-ARIMA Simultan dapat dilihat pada Tabel 4.29.

Tabel 4.29: Nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Metode	MAPE (%)
KF-ARIMA Simultan	23.9932
ARIMA	24.6334

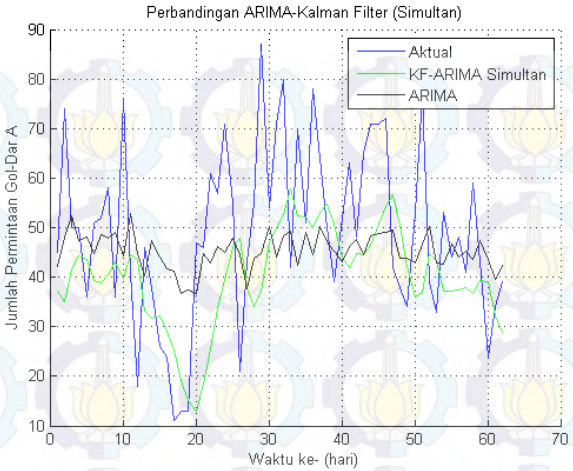
Dari Tabel 4.29 terlihat nilai MAPE KF-ARIMA Simultan lebih kecil dari nilai MAPE ARIMA. Sehingga hasil prediksi banyaknya permintaan darah pada golongan darah O dengan menggunakan KF-ARIMA Simultan lebih akurat daripada prediksi ARIMA.

4.5.2 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah A

Proses prediksi KF-ARIMA Simultan pada golongan darah A sama seperti proses prediksi KF-ARIMA pada golongan darah O. Prediksi ARIMA dilakukan dengan menggunakan parameter yang berasal dari hasil estimasi Kalman Filter pada setiap iterasi. Hasil Simulasi KF-ARIMA Simultan golongan darah A untuk memprediksi 62 hari kedepan dapat dilihat pada Gambar 4.31.

Gambar 4.31 menunjukkan grafik hasil prediksi KF-ARIMA Simultan dan grafik prediksi ARIMA sama-sama jauh dari grafik data aktual. Sehingga untuk mengetahui hasil prediksi yang terbaik antara KF-ARIMA Simultan dan ARIMA dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE dari ARIMA dan KF-ARIMA Simultan dapat dilihat pada Tabel 4.30.

Dari Tabel 4.30 dapat diketahui bahwa nilai MAPE KF-ARIMA Simultan sedikit lebih kecil dari nilai ARIMA. Hal ini menunjukkan hasil prediksi menggunakan KF-ARIMA Simultan sedikit lebih akurat daripada hasil prediksi ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least Square*.



Gambar 4.31: Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

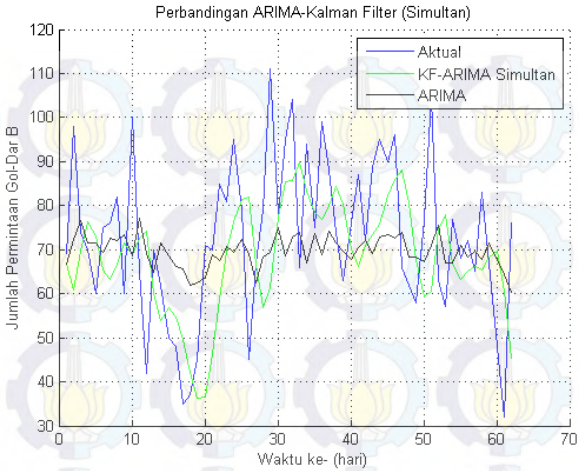
Tabel 4.30: Nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Metode	MAPE (%)
KF-ARIMA Simultan	35.8383
ARIMA	36.9208

4.5.3 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah B

Proses prediksi KF-ARIMA Simultan pada golongan darah B sama seperti proses prediksi KF-ARIMA pada golongan darah O. Hasil Simulasi KF-ARIMA Simultan untuk memprediksi 62 hari kedepan dapat dilihat pada dilihat pada Gambar 4.32.

Gambar 4.32 menunjukkan bahwa grafik hasil prediksi KF-ARIMA Simultan dan grafik prediksi ARIMA sama-sama menjauh dari grafik aktual, sehingga belum dapat diketahui hasil prediksi yang paling baik.



Gambar 4.32: Perbandingan Hasil Prediksi KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Untuk mengetahui hasil prediksi yang lebih baik antara KF-ARIMA Simultan dan ARIMA dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE dari prediksi ARIMA dan KF-ARIMA Simultan dapat dilihat pada Tabel 4.31.

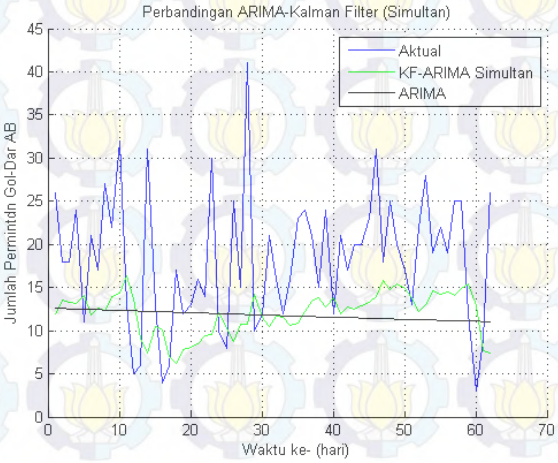
Tabel 4.31: Nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Metode	MAPE (%)
KF-ARIMA Simultan	21.7579
ARIMA	22.0938

Dari Tabel 4.31 dapat diketahui bahwa nilai MAPE ARIMA sedikit lebih besar dari KF-ARIMA Simultan. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi menggunakan KF-ARIMA Simultan sedikit lebih akurat dibandingkan dengan hasil prediksi ARIMA yang diestimasi menggunakan metode *Least square*.

4.5.4 KF-ARIMA Simultan pada Golongan Darah AB

Proses prediksi KF-ARIMA Simultan pada golongan darah AB sama seperti proses prediksi KF-ARIMA pada golongan darah O. Hasil Simulasi KF-ARIMA Simultan untuk memprediksi 62 hari kedepan dapat dilihat pada dilihat pada Gambar 4.33.



Gambar 4.33: Perbandingan Hasil Prediksi KF Simultan dan ARIMA

Gambar 4.33 menunjukkan bahwa grafik prediksi KF-ARIMA Simultan dan grafik prediksi ARIMA sama-sama menjauh dari grafik aktual. Sehingga untuk mengetahui hasil prediksi yang terbaik antara KF-ARIMA Simultan dengan ARIMA dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang terkecil. Nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dan ARIMA dapat dilihat pada Tabel 4.32.

Dari Tabel 4.32 dapat diketahui bahwa nilai MAPE ARIMA lebih besar daripada KF-ARIMA Simultan. Hal ini menunjukkan hasil prediksi menggunakan KF-ARIMA

Simultan lebih akurat daripada ARIMA.

Tabel 4.32: Nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Metode	MAPE (%)
KF-ARIMA Simultan	45.5564
ARIMA	46.5352

4.5.5 KF-ARIMA Simultan pada *In Sample* 90

Pada penelitian ini, dilakukan prediksi KF-ARIMA Simultan dengan *in sample* 90. Proses prediksi KF-ARIMA Simultan sama seperti proses KF-ARIMA Simultan pada golongan darah O. Sebagai validasi nilai MAPE KF-ARIMA Simultan dibandingkan dengan nilai MAPE ARIMA. Nilai MAPE yang dipakai adalah deret *out sample* model ARIMA. Untuk perbandingan antara KF-ARIMA Simultan dan ARIMA disajikan dalam Tabel 4.33. Simulasi KF-ARIMA Simultan untuk memprediksi 153 hari kedepan dapat dilihat pada Lampiran 17.

Tabel 4.33: Hasil Prediksi Model ARIMA Menggunakan KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Data	Model	MAPE (%)	
		Simultan	ARIMA
Golongan Darah O	ARIMA (1,0,1)	21.1074	22.0980
Golongan Darah A	ARIMA (1,0,1)	31.3083	33.1006
Golongan Darah B	ARIMA (1,0,1)	20.2335	22.5131
Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	46.6107	54.5699

Dari Tabel 4.33 dapat diketahui bahwa KF-ARIMA Simultan mempunyai nilai MAPE lebih kecil dari MAPE

ARIMA. Sehingga hasil prediksi KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan lebih akurat daripada Sebelum diestimasi menggunakan *Kalman Filter*.

Berdasarkan penelitian ini, dapat diketahui bahwa model ARIMA yang diestimasi menggunakan *Kalman Filter* lebih akurat hasil prediksinya. Hal ini dapat ditunjukkan dalam Tabel 4.34 dan Tabel 4.35.

Tabel 4.34: MAPE pada Masing-masing Golongan Darah

In sample	Data	Model	MAPE (%)		
			KF-ARIMA	Simultan	ARIMA
181	Golongan Darah O	ARIMA (2,0,1)	23.3203	23.9932	24.6334
	Golongan Darah A	ARIMA (1,0,2)	34.8269	35.8383	36.9208
	Golongan Darah B	ARIMA (1,0,2)	21.1992	21.7579	22.0938
	Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	45.0744	45.5564	46.5352
90	Golongan Darah O	ARIMA (1,0,1)	20.8903	21.1074	22.0980
	Golongan Darah A	ARIMA (1,0,1)	31.0267	31.3083	33.1006
	Golongan Darah B	ARIMA (1,0,1)	19.8621	20.2335	22.5131
	Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	46.5454	46.6107	54.5699

Pada Tabel 4.34 kolom pertama merupakan banyaknya data *in sample* yang digunakan untuk merumuskan model ARIMA, yaitu 181 dengan *out sample* sebanyak 62 dan 90 dengan *out sample* sebanyak 153.

Nilai prediksi KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan selalu berbeda hasilnya tiap dilakukan *running* pada program. Hal ini, disebabkan pada proses simulasi *Kalman Filter* menggunakan nilai *error* yang dibangkitkan secara normal random melalui program Matlab R2012b. Untuk itu akan disajikan rata-rata dari MAPE KF-ARIMA dan KF-ARIMA

Simultan (nilai MAPE pada setiap proses *running* dapat dilihat pada Lampiran 19). Sedangkan hasil rata-rata MAPE KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan dengan 5 kali proses *running* program dapat dilihat dalam Tabel 4.35.

Tabel 4.35: Rata-rata MAPE pada Masing-masing Golongan Darah

In sample	Data	Model	MAPE (%)		
			KF-ARIMA	Simultan	ARIMA
181	Golongan Darah O	ARIMA (2,0,1)	23.3757	23.9012	24.6334
	Golongan Darah A	ARIMA (1,0,2)	34.9543	35.8769	36.9208
	Golongan Darah B	ARIMA (1,0,2)	21.0614	21.9204	22.0938
	Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	45.0947	45.8289	46.5352
90	Golongan Darah O	ARIMA (1,0,1)	21.0904	21.5041	22.0980
	Golongan Darah A	ARIMA (1,0,1)	31.6465	31.9142	33.1006
	Golongan Darah B	ARIMA (1,0,1)	19.9899	20.3648	22.5131
	Golongan Darah AB	ARIMA (1,0,1)	46.6682	46.8644	54.5699

Dari Tabel 4.34 dan Tabel 4.35 dapat diketahui bahwa MAPE KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan sedikit lebih kecil daripada nilai MAPE ARIMA. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan lebih akurat dibandingkan dengan ARIMA. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode *Kalman Filter* dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model ARIMA dan dapat meminimalkan nilai kesalahan model ARIMA.

LAMPIRAN 1
Data Jumlah Permintaan Darah

Tabel 1. Jumlah Permintaan Darah di UTD PMI Surabaya

No.	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
1	1-Jan-15	80	42	76	11
2	2-Jan-15	93	68	92	14
3	3-Jan-15	78	56	80	8
4	4-Jan-15	70	34	58	8
5	5-Jan-15	97	69	93	8
6	6-Jan-15	135	64	88	27
7	7-Jan-15	114	82	106	28
8	8-Jan-15	122	49	73	25
9	9-Jan-15	124	75	99	24
10	10-Jan-15	113	95	118	20
11	11-Jan-15	125	83	106	24
12	12-Jan-15	188	103	125	35
13	13-Jan-15	107	83	107	33
14	14-Jan-15	133	59	83	24
15	15-Jan-15	146	77	101	10
16	16-Jan-15	114	97	121	32
17	17-Jan-15	128	68	92	25
18	18-Jan-15	78	69	93	14
19	19-Jan-15	146	87	111	13
20	20-Jan-15	122	75	99	21
21	21-Jan-15	104	106	130	18
22	22-Jan-15	137	82	106	17
23	23-Jan-15	119	75	92	3
24	24-Jan-15	92	73	80	11

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
25	25-Jan-15	108	84	108	10
26	26-Jan-15	100	92	100	15
27	27-Jan-15	167	70	94	11
28	28-Jan-15	160	67	91	8
29	29-Jan-15	146	62	86	28
30	30-Jan-15	181	54	78	8
31	31-Jan-15	111	75	91	14
32	1-Feb-15	100	49	73	6
33	2-Feb-15	129	77	101	20
34	3-Feb-15	102	67	91	31
35	4-Feb-15	80	89	113	33
36	5-Feb-15	113	60	84	32
37	6-Feb-15	103	71	95	28
38	7-Feb-15	128	72	96	18
39	8-Feb-15	92	66	90	20
40	9-Feb-15	112	70	94	16
41	10-Feb-15	151	78	102	27
42	11-Feb-15	142	83	107	14
43	12-Feb-15	102	89	113	31
44	13-Feb-15	110	47	71	54
45	14-Feb-15	149	70	94	43
46	15-Feb-15	115	61	85	34
47	16-Feb-15	119	34	58	24
48	17-Feb-15	138	73	97	34
49	18-Feb-15	106	85	109	15

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
50	19-Feb-15	88	81	105	31
51	20-Feb-15	112	92	116	22
52	21-Feb-15	98	60	84	8
53	22-Feb-15	126	62	86	26
54	23-Feb-15	152	46	70	15
55	24-Feb-15	123	46	69	33
56	25-Feb-15	164	42	66	24
57	26-Feb-15	99	37	61	19
58	27-Feb-15	129	70	94	8
59	28-Feb-15	82	40	64	16
60	1-Mar-15	114	29	53	13
61	2-Mar-15	94	52	76	14
62	3-Mar-15	120	37	61	21
63	4-Mar-15	119	51	75	18
64	5-Mar-15	83	51	75	12
65	6-Mar-15	92	75	99	21
66	7-Mar-15	61	43	67	14
67	8-Mar-15	88	48	72	18
68	9-Mar-15	96	97	121	12
69	10-Mar-15	111	57	81	25
70	11-Mar-15	91	56	80	23
71	12-Mar-15	93	85	109	18
72	13-Mar-15	73	48	72	13
73	14-Mar-15	114	47	71	11
74	15-Mar-15	93	52	76	10

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
75	16-Mar-15	88	57	81	11
76	17-Mar-15	132	49	73	19
77	18-Mar-15	117	84	108	24
78	19-Mar-15	128	37	61	7
79	20-Mar-15	134	45	69	20
80	21-Mar-15	91	41	65	14
81	22-Mar-15	84	44	68	16
82	23-Mar-15	153	97	121	40
83	24-Mar-15	158	54	78	24
84	25-Mar-15	98	71	95	13
85	26-Mar-15	114	34	58	25
86	27-Mar-15	96	59	83	18
87	28-Mar-15	144	55	79	8
88	29-Mar-15	162	69	93	14
89	30-Mar-15	138	63	87	38
90	31-Mar-15	146	66	90	41
91	1-Apr-15	111	63	87	9
92	2-Apr-15	94	69	93	9
93	3-Apr-15	67	49	73	9
94	4-Apr-15	139	69	93	5
95	5-Apr-15	79	55	79	28
96	6-Apr-15	168	61	85	6
97	7-Apr-15	144	82	100	10
98	8-Apr-15	118	91	108	28
99	9-Apr-15	108	32	56	12

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
100	10-Apr-15	67	48	72	27
101	11-Apr-15	79	73	97	5
102	12-Apr-15	77	32	56	7
103	13-Apr-15	109	57	81	17
104	14-Apr-15	93	67	91	16
105	15-Apr-15	122	78	102	19
106	16-Apr-15	129	78	101	20
107	17-Apr-15	109	101	119	16
108	18-Apr-15	110	92	116	7
109	19-Apr-15	124	47	71	9
110	20-Apr-15	88	48	72	17
111	21-Apr-15	111	54	78	21
112	22-Apr-15	83	62	86	16
113	23-Apr-15	116	69	93	27
114	24-Apr-15	97	86	105	11
115	25-Apr-15	95	50	74	8
116	26-Apr-15	79	21	45	12
117	27-Apr-15	140	31	55	17
118	28-Apr-15	108	48	72	24
119	29-Apr-15	119	48	70	18
120	30-Apr-15	117	31	55	8
121	1-May-15	70	76	100	13
122	2-May-15	82	24	48	11
123	3-May-15	116	41	65	11
124	4-May-15	130	42	66	20

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
125	5-May-15	82	42	67	12
126	6-May-15	131	73	97	10
127	7-May-15	117	55	79	18
128	8-May-15	101	24	48	35
129	9-May-15	115	38	62	36
130	10-May-15	95	43	67	13
131	11-May-15	112	71	95	7
132	12-May-15	98	54	78	36
133	13-May-15	103	61	85	6
134	14-May-15	83	59	83	12
135	15-May-15	62	76	99	8
136	16-May-15	76	59	83	9
137	17-May-15	104	36	60	5
138	18-May-15	121	38	62	18
139	19-May-15	129	58	82	20
140	20-May-15	100	45	69	14
141	21-May-15	95	48	72	15
142	22-May-15	92	76	100	8
143	23-May-15	126	58	82	8
144	24-May-15	109	24	48	15
145	25-May-15	97	48	72	7
146	26-May-15	102	57	81	12
147	27-May-15	83	60	84	7
148	28-May-15	75	32	56	5
149	29-May-15	111	49	73	6

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
150	30-May-15	113	59	83	19
151	31-May-15	61	70	94	8
152	1-Jun-15	93	92	116	16
153	2-Jun-15	67	74	98	18
154	3-Jun-15	103	68	92	7
155	4-Jun-15	89	70	94	10
156	5-Jun-15	102	53	77	16
157	6-Jun-15	57	49	73	19
158	7-Jun-15	54	40	64	11
159	8-Jun-15	113	35	59	25
160	9-Jun-15	71	43	67	27
161	10-Jun-15	113	62	86	11
162	11-Jun-15	127	43	67	25
163	12-Jun-15	111	48	72	14
164	13-Jun-15	67	52	76	23
165	14-Jun-15	80	54	78	8
166	15-Jun-15	78	83	107	6
167	16-Jun-15	89	60	84	12
168	17-Jun-15	107	64	88	11
169	18-Jun-15	88	63	87	8
170	19-Jun-15	82	44	68	12
171	20-Jun-15	97	42	66	37
172	21-Jun-15	86	56	80	5
173	22-Jun-15	63	32	56	18
174	23-Jun-15	106	63	87	15

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
175	24-Jun-15	83	63	87	21
176	25-Jun-15	90	47	71	12
177	26-Jun-15	84	38	62	22
178	27-Jun-15	115	49	73	10
179	28-Jun-15	90	42	66	10
180	29-Jun-15	95	67	91	18
181	30-Jun-15	169	26	50	23
182	1-Jul-15	92	45	69	26
183	2-Jul-15	105	74	98	18
184	3-Jul-15	94	50	74	18
185	4-Jul-15	68	50	70	24
186	5-Jul-15	82	36	60	11
187	6-Jul-15	104	51	75	21
188	7-Jul-15	72	52	76	17
189	8-Jul-15	51	58	82	27
190	9-Jul-15	66	36	60	22
191	10-Jul-15	62	76	100	32
192	11-Jul-15	54	41	65	13
193	12-Jul-15	84	18	42	5
194	13-Jul-15	113	46	70	6
195	14-Jul-15	101	38	62	31
196	15-Jul-15	85	26	50	13
197	16-Jul-15	71	24	48	4
198	17-Jul-15	24	11	35	6
199	18-Jul-15	66	13	37	17

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
200	19-Jul-15	80	13	45	12
201	20-Jul-15	112	47	71	13
202	21-Jul-15	94	46	70	16
203	22-Jul-15	91	61	85	14
204	23-Jul-15	135	57	81	30
205	24-Jul-15	108	71	95	10
206	25-Jul-15	73	55	79	8
207	26-Jul-15	77	21	45	25
208	27-Jul-15	94	43	67	15
209	28-Jul-15	141	55	79	41
210	29-Jul-15	134	87	111	10
211	30-Jul-15	93	54	78	12
212	31-Jul-15	113	71	95	21
213	1-Aug-15	117	80	104	16
214	2-Aug-15	95	42	66	12
215	3-Aug-15	95	70	94	16
216	4-Aug-15	109	51	75	23
217	5-Aug-15	118	78	99	24
218	6-Aug-15	134	64	88	21
219	7-Aug-15	94	50	74	15
220	8-Aug-15	108	39	63	24
221	9-Aug-15	93	52	76	12
222	10-Aug-15	91	63	87	21
223	11-Aug-15	96	48	72	17
224	12-Aug-15	77	65	89	20

Lampiran 1 (Lanjutan)

No	Tanggal	Golongan Darah (dengan satuan kantong darah)			
		O	A	B	AB
225	13-Aug-15	63	71	95	20
226	14-Aug-15	92	71	90	23
227	15-Aug-15	59	72	96	31
228	16-Aug-15	95	42	66	18
229	17-Aug-15	60	38	62	25
230	18-Aug-15	70	34	58	20
231	19-Aug-15	64	53	77	17
232	20-Aug-15	120	77	105	13
233	21-Aug-15	96	39	63	22
234	22-Aug-15	125	33	57	28
235	23-Aug-15	60	53	77	19
236	24-Aug-15	83	44	68	22
237	25-Aug-15	91	48	72	19
238	26-Aug-15	85	41	65	25
239	27-Aug-15	79	59	83	25
240	28-Aug-15	95	43	67	12
241	29-Aug-15	104	24	48	3
242	30-Aug-15	87	34	32	9
243	31-Aug-15	124	39	76	26

Sumber : UTD PMI Surabaya

Keterangan : 1 katong darah = 350 cc

LAMPIRAN 2
Output Pengujian Uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF) Menggunakan Eviews 6

1. Golongan darah O

Null Hypothesis: O1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.83635	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.009849	
	5% level	-3.434984	
	10% level	-3.141481	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(O1)
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 21:42
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
O1(-1)	-0.811543	0.074891	-10.83635	0.0000
C	2.695088	0.250117	10.77529	0.0000
@TREND(1)	-0.001031	0.000274	-3.757353	0.0002

R-squared	0.398869	Mean dependent var	0.003416
Adjusted R-squared	0.392077	S.D. dependent var	0.228970
S.E. of regression	0.178527	Akaike info criterion	-0.591628
Sum squared resid	5.641322	Schwarz criterion	-0.538412
Log likelihood	56.24651	Hannan-Quinn criter.	-0.570051
F-statistic	58.72258	Durbin-Watson stat	2.000604
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 2 (Lanjutan)

2. Golongan Darah A

Null Hypothesis: A has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.67355	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.009849	
	5% level	-3.434984	
	10% level	-3.141481	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(A)
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 22:09
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
A(-1)	-0.782337	0.073297	-10.67355	0.0000
C	6.610560	0.635745	10.39813	0.0000
@TREND(1)	-0.006870	0.001676	-4.098771	0.0001

R-squared	0.392001	Mean dependent var	-0.007676
Adjusted R-squared	0.385131	S.D. dependent var	1.398586
S.E. of regression	1.096682	Akaike info criterion	3.038981
Sum squared resid	212.8798	Schwarz criterion	3.092197
Log likelihood	-270.5083	Hannan-Quinn criter.	3.060558
F-statistic	57.05942	Durbin-Watson stat	2.004266
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 2 (Lanjutan)

3. Golongan Darah B

Null Hypothesis: B has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.67059	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.009849	
	5% level	-3.434984	
	10% level	-3.141481	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(B)
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 22:24
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
B(-1)	-0.786530	0.073710	-10.67059	0.0000
C	7.647712	0.726371	10.52865	0.0000
@TREND(1)	-0.005507	0.001374	-4.007189	0.0001

R-squared	0.391712	Mean dependent var	-0.009148
Adjusted R-squared	0.384839	S.D. dependent var	1.146494
S.E. of regression	0.899221	Akaike info criterion	2.641950
Sum squared resid	143.1219	Schwarz criterion	2.695166
Log likelihood	-234.7755	Hannan-Quinn criter.	2.663527
F-statistic	56.99036	Durbin-Watson stat	2.006464
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 2 (Lanjutan)

4. Golongan Darah AB

Null Hypothesis: AB has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-11.19924	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.009849	
	5% level	-3.434984	
	10% level	-3.141481	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(AB)
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 22:43
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AB(-1)	-0.830754	0.074179	-11.19924	0.0000
C	2.441639	0.231460	10.54888	0.0000
@TREND(1)	-0.002057	0.000773	-2.661221	0.0085

R-squared	0.414729	Mean dependent var	0.004098
Adjusted R-squared	0.408115	S.D. dependent var	0.679831
S.E. of regression	0.523021	Akaike info criterion	1.558137
Sum squared resid	48.41856	Schwarz criterion	1.611353
Log likelihood	-137.2323	Hannan-Quinn criter.	1.579714
F-statistic	62.71190	Durbin-Watson stat	2.023519
Prob(F-statistic)	0.000000		

LAMPIRAN 3
Output Model ARIMA
Menggunakan Eviews 6

Golongan Darah O

1. ARIMA([1,2,6,24],0,[1,2,6,7])

Dependent Variable: O
Method: Least Squares
Date: 12/25/15 Time: 20:51
Sample (adjusted): 25 181
Included observations: 157 after adjustments
Convergence achieved after 29 iterations
MA Backcast: 18 24

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.228458	0.086841	2.630753	0.0094
AR(2)	0.288013	0.174547	1.650053	0.1010
AR(6)	0.514981	0.197840	2.603017	0.0102
AR(24)	-0.032933	0.053100	-0.620205	0.5361
MA(1)	-0.027935	0.104513	-0.267288	0.7896
MA(2)	-0.402715	0.192737	-2.089453	0.0384
MA(6)	-0.548082	0.188356	-2.909817	0.0042
MA(7)	0.034994	0.094915	0.368686	0.7129

R-squared	0.186245	Mean dependent var	3.195412
Adjusted R-squared	0.148015	S.D. dependent var	0.192158
S.E. of regression	0.177367	Akaike info criterion	-0.571577
Sum squared resid	4.687413	Schwarz criterion	-0.415845
Log likelihood	52.86880	Hannan-Quinn criter.	-0.508329
Durbin-Watson stat	1.920853		

Inverted AR Roots	1.00	.88	.79+.29i	.79-.29i
	.67+.53i	.67-.53i	.55-.73i	.55+.73i
	.38-.78i	.38+.78i	.13+.82i	.13-.82i
	-.12+.82i	-.12-.82i	-.37+.80i	-.37-.80i
	-.51+.72i	-.51-.72i	-.66-.52i	-.66+.52i
	-.78-.30i	-.78+.30i	-.90-.06i	-.90+.06i
Inverted MA Roots	.99	.47+.72i	.47-.72i	.06
	-.49-.72i	-.49+.72i	-.99	

2. ARIMA(1,0,[1,2,7])

Dependent Variable: O1
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 23:47
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 19 iterations
MA Backcast: -5 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999613	0.000127	7870.089	0.0000
MA(1)	-0.827032	0.075728	-10.92113	0.0000
MA(2)	-0.150665	0.080392	-1.874116	0.0626
MA(7)	-0.003722	0.036364	-0.102342	0.9186

R-squared	0.132481	Mean dependent var	3.205204
Adjusted R-squared	0.117694	S.D. dependent var	0.192560
S.E. of regression	0.180874	Akaike info criterion	-0.560063
Sum squared resid	5.757895	Schwarz criterion	-0.489109
Log likelihood	54.40571	Hannan-Quinn criter.	-0.531294
Durbin-Watson stat	1.935289		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.98	.33+.23i	.33-.23i	-.05-.38i
	-.05+.38i	-.36+.18i	-.36-.18i	

Lampiran 3 (Lanjutan)

3. ARIMA(1,0,[1,2])

Dependent Variable: SQR(SQR(O))
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 23:24
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 16 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999612	0.000125	7999.447	0.0000
MA(1)	-0.827439	0.075185	-11.00540	0.0000
MA(2)	-0.154156	0.074436	-2.070970	0.0398

R-squared	0.132443	Mean dependent var	3.205204
Adjusted R-squared	0.122640	S.D. dependent var	0.192560
S.E. of regression	0.180366	Akaike info criterion	-0.571130
Sum squared resid	5.758151	Schwarz criterion	-0.517914
Log likelihood	54.40171	Hannan-Quinn criter.	-0.549553
Durbin-Watson stat	1.934507		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	-.16

4. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: SQR(SQR(O))
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 23:19
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 15 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999612	0.000113	8872.955	0.0000
MA(1)	-0.983019	0.005764	-170.5439	0.0000

R-squared	0.106992	Mean dependent var	3.205204
Adjusted R-squared	0.101975	S.D. dependent var	0.192560
S.E. of regression	0.182478	Akaike info criterion	-0.553328
Sum squared resid	5.927070	Schwarz criterion	-0.517850
Log likelihood	51.79948	Hannan-Quinn criter.	-0.538943
Durbin-Watson stat	1.607497		

Inverted AR Roots	1.00
Inverted MA Roots	.98

Lampiran 3 (Lanjutan)

5. ARIMA(1,0,[7])

Dependent Variable: O1
Method: Least Squares
Date: 12/22/15 Time: 23:48
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 7 iterations
MA Backcast: -5 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.997930	0.006127	162.8679	0.0000
MA(7)	0.166376	0.074935	2.220254	0.0277

R-squared	-0.383305	Mean dependent var	3.205204
Adjusted R-squared	-0.391076	S.D. dependent var	0.192560
S.E. of regression	0.227113	Akaike info criterion	-0.115692
Sum squared resid	9.181270	Schwarz criterion	-0.080215
Log likelihood	12.41229	Hannan-Quinn criter.	-0.101308
Durbin-Watson stat	2.867587		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.70-.34i	.70+.34i	.17-.75i	.17+.75i
	-.48-.61i	-.48+.61i	-.77	

6. ARIMA([1,2],0,1)

Dependent Variable: SQR(SQR(O))
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 23:26
Sample (adjusted): 3 181
Included observations: 179 after adjustments
Convergence achieved after 21 iterations
MA Backcast: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.175707	0.075839	15.50258	0.0000
AR(2)	-0.176035	0.075808	-2.322128	0.0214
MA(1)	-0.982630	0.006540	-150.2406	0.0000

R-squared	0.138479	Mean dependent var	3.205761
Adjusted R-squared	0.128689	S.D. dependent var	0.192954
S.E. of regression	0.180111	Akaike info criterion	-0.573864
Sum squared resid	5.709463	Schwarz criterion	-0.520444
Log likelihood	54.36085	Hannan-Quinn criter.	-0.552203
Durbin-Watson stat	1.980067		

Inverted AR Roots	1.00	.18
Inverted MA Roots	.98	

Lampiran 3 (Lanjutan)

Golongan Darah A

1. ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7])

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 21:44
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 28 iterations
MA Backcast: -5 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998808	0.000400	2493.921	0.0000
MA(1)	-0.802199	0.075923	-10.56596	0.0000
MA(2)	-0.106803	0.098134	-1.088334	0.2780
MA(3)	-0.034713	0.086855	-0.399664	0.6899
MA(6)	0.038788	0.086414	0.448862	0.6541
MA(7)	-0.073149	0.075016	-0.975118	0.3309

R-squared	0.173182	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	0.149423	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.110106	Akaike info criterion	3.079553
Sum squared resid	214.4263	Schwarz criterion	3.185985
Log likelihood	-271.1598	Hannan-Quinn criter.	3.122706
Durbin-Watson stat	1.953111		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.98	.53-.38i	.53+.38i	-.05+.64i
	-.05-.64i	-.57-.31i	-.57+.31i	

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 21:45
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 23 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998868	0.001033	967.3469	0.0000
MA(1)	-0.912257	0.028371	-32.15497	0.0000

R-squared	0.129158	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	0.124265	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.126403	Akaike info criterion	3.086985
Sum squared resid	225.8435	Schwarz criterion	3.122462
Log likelihood	-275.8286	Hannan-Quinn criter.	3.101369
Durbin-Watson stat	1.672284		

Inverted AR Roots	1.00
Inverted MA Roots	.91

Lampiran 3 (Lanjutan)

3. ARIMA(1,0,[2])

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 12/23/15 Time: 00:18
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 7 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.986058	0.012193	80.87101	0.0000
MA(2)	-0.095113	0.076470	-1.243791	0.2152

R-squared	-0.328492	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	-0.335955	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.391245	Akaike info criterion	3.509324
Sum squared resid	344.5300	Schwarz criterion	3.544801
Log likelihood	-313.8391	Hannan-Quinn criter.	3.523708
Durbin-Watson stat	2.855782		

Inverted AR Roots	.99	
Inverted MA Roots	.31	-.31

4. ARIMA(1,0,[1,2])

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 21:48
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 24 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998825	0.000345	2895.033	0.0000
MA(1)	-0.790410	0.074410	-10.62243	0.0000
MA(2)	-0.189445	0.073775	-2.567879	0.0111

R-squared	0.164415	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	0.154973	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.106478	Akaike info criterion	3.056767
Sum squared resid	216.7000	Schwarz criterion	3.109983
Log likelihood	-272.1091	Hannan-Quinn criter.	3.078344
Durbin-Watson stat	1.949011		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	-.19

Lampiran 3 (Lanjutan)

5. ARIMA(1,,0,[1,3])

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 21:47
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 46 iterations
MA Backcast: -1 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998821	0.000358	2786.455	0.0000
MA(1)	-0.856813	0.054871	-15.61504	0.0000
MA(3)	-0.122574	0.053870	-2.275355	0.0241

R-squared	0.162490	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	0.153026	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.107752	Akaike info criterion	3.059069
Sum squared resid	217.1992	Schwarz criterion	3.112285
Log likelihood	-272.3162	Hannan-Quinn criter.	3.080645
Durbin-Watson stat	1.861430		

Inverted AR Roots	1.00		
Inverted MA Roots	.98	-.06+.35i	-.06-.35i

6. ARIMA(1,0,[1,7])

Dependent Variable: A
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 21:49
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 14 iterations
MA Backcast: -5 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998812	0.000404	2470.340	0.0000
MA(1)	-0.907464	0.035229	-25.75916	0.0000
MA(7)	-0.070166	0.033056	-2.122629	0.0352

R-squared	0.158209	Mean dependent var	7.657121
Adjusted R-squared	0.148697	S.D. dependent var	1.203670
S.E. of regression	1.110579	Akaike info criterion	3.064167
Sum squared resid	218.3094	Schwarz criterion	3.117383
Log likelihood	-272.7750	Hannan-Quinn criter.	3.085744
Durbin-Watson stat	1.743186		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.98	.55-.44i	.55+.44i	-.06+.62i
	-.06-.62i	-.53-.28i	-.53+.28i	

Lampiran 3 (Lanjutan)

Golongan darah B

1. ARIMA(1,0,[1,2,3,6])

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 13:54
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 25 iterations
MA Backcast: -4 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999211	0.000249	4013.837	0.0000
MA(1)	-0.795827	0.075935	-10.48033	0.0000
MA(2)	-0.121437	0.097702	-1.242939	0.2156
MA(3)	-0.043565	0.087688	-0.496818	0.6199
MA(6)	-0.019159	0.049213	-0.389309	0.6975

R-squared	0.161949	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	0.142794	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	0.909983	Akaike info criterion	2.676604
Sum squared resid	144.9122	Schwarz criterion	2.765297
Log likelihood	-235.8943	Hannan-Quinn criter.	2.712565
Durbin-Watson stat	1.968573		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.98	.32-.32i	.32+.32i	-.19-.42i
	-.19+.42i	-.44		

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 11/02/15 Time: 09:53
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 26 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999227	0.000210	4756.715	0.0000
MA(1)	-0.981587	0.011760	-83.46620	0.0000

R-squared	0.124315	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	0.119396	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	0.922319	Akaike info criterion	2.687198
Sum squared resid	151.4196	Schwarz criterion	2.722675
Log likelihood	-239.8478	Hannan-Quinn criter.	2.701582
Durbin-Watson stat	1.575998		

Inverted AR Roots	1.00
Inverted MA Roots	.98

Lampiran 3 (Lanjutan)

3. ARIMA(1,0,[1,2])

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 13:56
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 18 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999215	0.000231	4332.968	0.0000
MA(1)	-0.794062	0.074622	-10.64116	0.0000
MA(2)	-0.186855	0.073973	-2.525983	0.0124

R-squared	0.157746	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	0.148229	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	0.907094	Akaike info criterion	2.659385
Sum squared resid	145.6391	Schwarz criterion	2.712601
Log likelihood	-236.3446	Hannan-Quinn criter.	2.680962
Durbin-Watson stat	1.954678		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	-.19

4. ARIMA(1,0,[1,3])

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 13:57
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 19 iterations
MA Backcast: -1 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999213	0.000240	4159.092	0.0000
MA(1)	-0.857004	0.055026	-15.57444	0.0000
MA(3)	-0.123415	0.054050	-2.283336	0.0236

R-squared	0.156179	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	0.146644	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	0.907937	Akaike info criterion	2.661244
Sum squared resid	145.9100	Schwarz criterion	2.714459
Log likelihood	-236.5119	Hannan-Quinn criter.	2.682820
Durbin-Watson stat	1.870266		

Inverted AR Roots	1.00		
Inverted MA Roots	.98	-.06+.35i	-.06-.35i

Lampiran 3 (Lanjutan)

5. ARIMA(1,0,[1,6])

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 12/23/15 Time: 00:50
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 19 iterations
MA Backcast: -4 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999217	0.000250	3996.769	0.0000
MA(1)	-0.921891	0.035362	-26.07026	0.0000
MA(6)	-0.057839	0.033569	-1.722976	0.0866

R-squared	0.143153	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	0.133471	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	0.914918	Akaike info criterion	2.676562
Sum squared resid	148.1624	Schwarz criterion	2.729778
Log likelihood	-237.8906	Hannan-Quinn criter.	2.698139
Durbin-Watson stat	1.723202		

Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.98	.44-.43i	.44+.43i	-.21+.50i
	-.21-.50i	-.53		

6. ARIMA(1,0,[2,3])

Dependent Variable: B
Method: Least Squares
Date: 12/23/15 Time: 00:51
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 9 iterations
MA Backcast: -1 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.991918	0.009091	109.1061	0.0000
MA(2)	-0.068325	0.086989	-0.785443	0.4332
MA(3)	0.031919	0.087024	0.366783	0.7142

R-squared	-0.344481	Mean dependent var	9.092153
Adjusted R-squared	-0.359673	S.D. dependent var	0.982858
S.E. of regression	1.146062	Akaike info criterion	3.127066
Sum squared resid	232.4819	Schwarz criterion	3.180282
Log likelihood	-278.4359	Hannan-Quinn criter.	3.148643
Durbin-Watson stat	2.852127		

Inverted AR Roots	.99		
Inverted MA Roots	.19-.21i	.19+.21i	-.39

Lampiran 3 (Lanjutan)

Golongan darah AB

1. ARIMA([1,21],0,1)

Dependent Variable: AB
Method: Least Squares
Date: 10/27/15 Time: 20:42
Sample (adjusted): 22 181
Included observations: 160 after adjustments
Convergence achieved after 14 iterations
MA Backcast: 21

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.934232	0.037650	24.81334	0.0000
AR(21)	0.065417	0.037211	1.758020	0.0807
MA(1)	-0.820556	0.072630	-11.29783	0.0000

R-squared	0.070693	Mean dependent var	2.688253
Adjusted R-squared	0.058855	S.D. dependent var	0.545610
S.E. of regression	0.529310	Akaike info criterion	1.584089
Sum squared resid	43.98662	Schwarz criterion	1.641748
Log likelihood	-123.7271	Hannan-Quinn criter.	1.607502
Durbin-Watson stat	1.957131		

Inverted AR Roots	1.00	.92+.22i	.92-.22i	.78-.46i
	.78+.46i	.59+.66i	.59-.66i	.36+.80i
	.36-.80i	.10+.86i	.10-.86i	-.16+.84i
	-.16-.84i	-.41+.75i	-.41-.75i	-.61-.59i
	-.61+.59i	-.76+.38i	-.76-.38i	-.84-.13i
	-.84+.13i			
Inverted MA Roots	.82			

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: AB
Method: Least Squares
Date: 10/28/15 Time: 23:01
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 19 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999124	0.000358	2793.025	0.0000
MA(1)	-0.986065	0.006947	-141.9496	0.0000

R-squared	0.046503	Mean dependent var	2.714181
Adjusted R-squared	0.041147	S.D. dependent var	0.543273
S.E. of regression	0.531979	Akaike info criterion	1.586622
Sum squared resid	50.37424	Schwarz criterion	1.622100
Log likelihood	-140.7960	Hannan-Quinn criter.	1.601007
Durbin-Watson stat	1.662711		

Inverted AR Roots	1.00
Inverted MA Roots	.99

Lampiran 3 (Lanjutan)

3. ARIMA([21],0,1)

Dependent Variable: AB
Method: Least Squares
Date: 12/23/15 Time: 01:22
Sample (adjusted): 22 181
Included observations: 160 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
MA Backcast: 21

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(21)	0.943435	0.023452	40.22880	0.0000
MA(1)	0.204785	0.078240	2.617379	0.0097

R-squared	-0.570921	Mean dependent var	2.688253
Adjusted R-squared	-0.580864	S.D. dependent var	0.545610
S.E. of regression	0.686008	Akaike info criterion	2.096567
Sum squared resid	74.35598	Schwarz criterion	2.135007
Log likelihood	-165.7254	Hannan-Quinn criter.	2.112176
Durbin-Watson stat	1.926357		

Inverted AR Roots	1.00	.95-.29i	.95+.29i	.82-.56i
	.82+.56i	.62+.78i	.62-.78i	.36+.93i
	.36-.93i	.07+.99i	.07-.99i	-.22+.97i
	-.22-.97i	-.50+.86i	-.50-.86i	-.73-.68i
	-.73+.68i	-.90-.43i	-.90+.43i	-.99-.15i
	-.99+.15i			
Inverted MA Roots	-.20			

4. ARIMA(1,0,[1,21])

Dependent Variable: AB
Method: Least Squares
Date: 11/02/15 Time: 10:17
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 16 iterations
MA Backcast: -19 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.001242	0.003574	280.1274	0.0000
MA(1)	-0.893205	0.026503	-33.70201	0.0000
MA(21)	0.139749	0.026424	5.288757	0.0000

R-squared	0.059661	Mean dependent var	2.714181
Adjusted R-squared	0.049036	S.D. dependent var	0.543273
S.E. of regression	0.529786	Akaike info criterion	1.583838
Sum squared resid	49.67909	Schwarz criterion	1.637054
Log likelihood	-139.5454	Hannan-Quinn criter.	1.605415
Durbin-Watson stat	1.815465		

Inverted AR Roots	1.00			
	Estimated AR process is nonstationary			
Inverted MA Roots	.99-.11i	.99+.11i	.88+.36i	.88-.36i
	.71+.59i	.71-.59i	.50-.77i	.50+.77i
	.24-.87i	.24+.87i	-.03-.89i	-.03+.89i
	-.30-.84i	-.30+.84i	-.54-.70i	-.54+.70i
	-.72+.51i	-.72-.51i	-.84+.27i	-.84-.27i
	-.88			

Lampiran 3 (Lanjutan)

5. ARIMA(1,0,[21])

Dependent Variable: AB
Method: Least Squares
Date: 12/23/15 Time: 01:21
Sample (adjusted): 2 181
Included observations: 180 after adjustments
Convergence achieved after 8 iterations
MA Backcast: -19 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.959278	0.021649	44.31025	0.0000
MA(21)	0.237797	0.077054	3.086106	0.0024

R-squared	-0.482261	Mean dependent var	2.714181
Adjusted R-squared	-0.490589	S.D. dependent var	0.543273
S.E. of regression	0.663280	Akaike info criterion	2.027811
Sum squared resid	78.30946	Schwarz criterion	2.063288
Log likelihood	-180.5030	Hannan-Quinn criter.	2.042195
Durbin-Watson stat	2.847649		

Inverted AR Roots	.96			
Inverted MA Roots	.92+.14i	.92-.14i	.84+.41i	.84-.41i
	.68+.64i	.68-.64i	.47-.81i	.47+.81i
	.21+.91i	.21-.91i	-.07+.93i	-.07-.93i
	-.34+.87i	-.34-.87i	-.58+.73i	-.58-.73i
	-.77+.53i	-.77-.53i	-.89+.28i	-.89-.28i
	-.93			

LAMPIRAN 4
Hasil Uji Ljung-Box
Menggunakan Eviews 6

Tabel 1. Uji Ljung-Box ARIMA([1,2,6,24],0,[1,2,6,7]) pada Golongan Darah O

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	13.586	14.067	0.009
24	24.528	26.296	0.079
36	36.287	41.337	0.135
48	49.229	55.758	0.150

Tabel 2. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,[1,2,3,6,7]) pada Golongan Darah A

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	5.4903	12.592	0.483
24	10.983	28.869	0.895
36	25.150	43.773	0.765
48	30.634	58.124	0.903

Tabel 3. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,[1,2,3,6]) pada Golongan Darah B

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.128	14.067	0.416
24	11.767	30.144	0.895
36	22.889	44.985	0.820
48	30.738	59.304	0.919

Tabel 4. Uji Ljung-Box ARIMA([1,21],0,1]) pada Golongan Darah AB

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	4.3140	16.919	0.890
24	11.884	32.671	0.943
36	25.783	47.400	0.810
48	35.060	61.656	0.857

LAMPIRAN 5
Hasil Prediksi

Tabel 1. Hasil Prediksi Jumlah Permintaan Darah O Menggunakan Kalman Filter dan ARIMA

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
1	92	91.04226	86.77896	127.39758
2	105	91.86776	85.05820	106.06261
3	94	104.78844	90.22035	105.04491
4	68	96.27452	87.96959	98.64621
5	82	67.21686	73.73046	81.03909
6	104	76.59716	73.72517	81.15423
7	72	105.52988	83.88839	91.94444
8	51	76.80813	74.41043	79.73592
9	66	48.08414	58.63563	62.65209
10	62	60.42341	58.86502	63.65155
11	54	64.33136	57.60700	61.70352
12	84	54.71490	53.11555	56.48632
13	113	81.14988	64.03786	68.57558
14	101	119.23854	82.56388	87.73609
15	85	108.14077	87.93324	92.37748
16	71	83.68412	82.57154	87.00626
17	24	67.72011	72.82869	77.02742
18	66	23.27111	41.02109	43.17907
19	80	54.72369	49.06728	53.84959
20	112	89.67098	60.62122	64.59081
21	94	120.32720	80.18066	84.29823
22	91	99.38692	83.61340	86.29444
23	135	87.85343	83.30625	86.25232
24	108	131.25151	102.00749	106.68075
25	73	116.06712	100.74402	104.13150

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
26	77	71.72267	81.86257	84.84696
27	94	70.23044	75.11678	79.16969
28	141	93.10520	80.06329	84.74356
29	134	146.02481	102.72967	108.49376
30	93	144.58080	113.09008	117.62691
31	113	93.43620	98.11228	101.43040
32	117	104.02489	99.99920	105.28307
33	95	118.74363	103.31000	108.35116
34	95	97.57432	94.52096	98.45507
35	109	91.57785	90.04902	94.40371
36	118	107.37516	94.46054	98.99399
37	134	120.84830	101.03588	104.98340
38	94	136.28326	111.55316	115.18544
39	108	96.67841	97.95688	99.67915
40	93	101.19444	97.67348	100.51727
41	91	93.77467	90.82360	92.95647
42	96	89.69364	86.43907	88.20303
43	77	95.02417	86.74974	88.41439
44	63	78.00611	77.90784	78.90303
45	92	60.81540	66.56072	67.47345
46	59	87.59333	74.54089	76.66638
47	95	63.45916	63.50495	63.97672
48	60	89.31177	74.14095	76.44411
49	70	64.28020	63.94350	64.23430
50	64	65.77200	63.48789	64.61786
51	120	64.20567	60.74507	61.32927

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
52	96	118.23165	82.67905	84.76749
53	125	106.72671	85.86993	85.80667
54	60	122.33412	99.45895	100.57950
55	83	62.44878	74.45457	73.31744
56	91	73.02276	74.24058	75.38105
57	85	92.88891	78.50316	79.30738
58	79	88.64861	78.04619	78.18216
59	95	78.38287	74.83293	74.78478
60	104	92.60235	80.47564	81.07863
61	87	106.58841	87.67667	87.99195
62	124	89.44712	83.48378	82.89918

Lampiran 5 (Lanjutan)

Tabel 2. Hasil Prediksi Jumlah Permintaan Darah A Menggunakan Kalman Filter dan ARIMA

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
1	45	42.26296	50.85068	51.39326
2	74	48.09835	43.92400	46.08583
3	50	52.34988	74.91419	43.52073
4	50	47.29023	43.23436	48.38567
5	36	48.16799	53.52915	49.58025
6	51	44.88181	33.69865	50.32640
7	52	48.46634	54.17380	46.93953
8	58	47.91161	47.31847	46.70448
9	36	49.15530	57.59722	47.13915
10	76	44.36448	33.07243	49.56827
11	41	52.89809	81.39384	45.81289
12	18	44.80359	32.41955	50.92776
13	46	40.19183	21.66986	51.06134
14	38	47.45559	49.76395	42.10790
15	26	44.16784	32.14530	40.87124
16	24	41.64027	27.03800	40.22746
17	11	41.14616	24.49327	36.94840
18	13	36.67198	10.83182	34.19041
19	13	37.51377	15.12952	28.10922
20	47	36.68447	12.25382	23.49819
21	46	44.80167	48.18431	18.82413
22	61	42.93833	36.83665	21.35491
23	57	46.10775	61.05783	24.59778
24	71	44.92176	50.88778	30.09291
25	55	47.74612	71.06669	34.43198

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
26	21	44.63194	49.90216	40.73290
27	43	37.69559	21.66559	45.45580
28	55	43.78466	49.29982	40.32878
29	87	44.84504	48.86413	39.02480
30	54	50.20640	85.15761	40.02058
31	71	44.00642	45.85887	47.74544
32	80	48.29844	76.54390	49.53566
33	42	49.24777	73.00427	52.61358
34	70	42.50623	39.88777	58.62833
35	51	48.98116	76.33515	55.13416
36	78	44.49302	43.95798	57.09526
37	64	50.20988	83.04307	54.98803
38	50	47.04057	55.73774	58.30854
39	39	45.18079	51.83515	59.91913
40	52	43.21985	38.79057	57.86411
41	63	46.09728	54.01747	52.16546
42	48	47.61093	59.09337	49.57485
43	65	44.62768	45.20079	51.13294
44	71	48.37496	66.67760	49.27398
45	71	48.88553	65.50329	50.37679
46	72	49.05433	68.90955	53.13196
47	42	49.45846	69.58002	55.73115
48	38	43.94027	39.99208	59.44652
49	34	43.94027	41.62628	56.30233

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
50	53	42.80632	33.44986	51.60556
51	77	46.78279	54.31433	45.76614
52	39	50.34419	71.28735	44.27104
53	33	42.81356	34.19514	49.56626
54	53	42.64310	37.23768	48.20527
55	44	46.65009	52.72973	43.81173
56	48	44.07595	39.97554	43.75664
57	41	45.27595	48.94455	42.86312
58	59	43.53602	38.50166	42.91317
59	43	47.30436	60.23084	41.35336
60	24	43.53111	38.11060	43.12825
61	34	39.64843	25.40498	43.20487
62	39	42.43301	36.46511	38.57356

Lampiran 5 (Lanjutan)

Tabel 3. Hasil Prediksi Jumlah Permintaan Darah B Menggunakan Kalman Filter dan ARIMA

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
1	69	70.13801	67.21240	63.44008
2	98	70.02795	65.85725	58.74795
3	74	69.91806	90.21500	60.46786
4	70	69.80834	66.18492	66.16625
5	60	69.69879	69.62029	66.34463
6	75	69.58942	57.52701	63.63109
7	76	69.48021	72.14190	60.62296
8	82	69.37118	68.71222	61.44601
9	60	69.26232	76.42534	63.46466
10	100	69.15363	56.44336	64.25628
11	65	69.04511	95.17175	63.66802
12	42	68.93676	56.81993	67.41132
13	70	68.82858	45.94593	62.24572
14	62	68.72057	68.10232	54.98538
15	50	68.61273	54.98715	54.62501
16	48	68.50506	49.34514	53.16050
17	35	68.39756	46.99508	49.46356
18	37	68.29023	34.71825	44.92690
19	45	68.18306	37.48410	39.37498
20	71	68.07607	41.85501	36.64246
21	70	67.96924	63.11763	38.77804
22	85	67.86258	60.05429	45.74018
23	81	67.75608	77.41101	52.85298
24	95	67.64976	72.03915	60.24595
25	79	67.54360	87.94548	65.95019

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
26	45	67.43760	71.97995	70.73516
27	67	67.33178	46.55477	67.55892
28	79	67.22612	67.91691	59.19904
29	111	67.12062	69.87803	58.22453
30	78	67.01529	99.51254	63.58939
31	95	66.91013	68.94318	71.66313
32	104	66.80513	92.79884	73.50603
33	66	66.70030	92.76772	77.38867
34	94	66.59563	63.52354	78.73509
35	75	66.49112	92.75086	74.39644
36	99	66.38678	67.41797	74.12929
37	88	66.28260	95.44853	73.22320
38	74	66.17859	78.49435	76.04644
39	63	66.07474	72.53249	75.51403
40	76	65.97105	61.91942	70.77542
41	87	65.86752	73.39178	65.78656
42	72	65.76416	78.89626	65.79954
43	89	65.66096	66.95157	67.51712
44	95	65.55792	84.52497	67.71647
45	90	65.45504	85.19525	71.19067
46	96	65.35233	83.61708	74.95752
47	66	65.24977	89.72263	77.21515
48	62	65.14738	63.00563	76.81769
49	58	65.04515	63.68833	69.86967

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
50	77	64.94308	56.18417	62.90385
51	105	64.84116	72.93235	59.17780
52	63	64.73941	92.31802	63.02189
53	57	64.63782	57.32603	68.54570
54	77	64.53639	59.67340	64.51526
55	68	64.43511	72.10719	60.56426
56	72	64.33400	62.03283	60.95836
57	65	64.23304	68.78767	60.77204
58	83	64.13224	60.59189	60.67841
59	67	64.03160	78.09176	60.82829
60	48	63.93112	60.80620	62.94607
61	32	63.83080	48.83448	60.01973
62	76	63.73063	33.99954	51.60151

Lampiran 5 (Lanjutan)

Tabel 4. Hasil Prediksi Jumlah Permintaan Darah AB Menggunakan Kalman Filter dan ARIMA

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
1	26	12.592782	11.13132724	7.533470779
2	18	12.564885	19.29366869	8.144860385
3	18	12.537074	15.77474195	8.837054781
4	24	12.509349	15.27022513	8.89403785
5	11	12.48171	19.06114648	8.943429428
6	21	12.454155	10.67459298	9.397321857
7	17	12.426686	16.19162576	8.637587668
8	27	12.399301	14.65841891	8.949039727
9	22	12.372	20.77993072	8.900357697
10	32	12.344784	18.70381757	9.529818476
11	13	12.31765	24.71441065	9.74550658
12	5	12.290601	12.70006026	10.52534523
13	6	12.263634	5.36659025	9.700984599
14	31	12.23675	5.392456426	7.813198806
15	13	12.209948	19.71874429	6.780373406
16	4	12.183228	12.24545423	7.877118315
17	6	12.156591	4.473799943	7.723937315
18	17	12.130034	5.236374782	6.302183803
19	12	12.103559	12.21653654	5.727647743
20	13	12.077165	10.64096987	6.268405753
21	16	12.050851	11.08485674	6.366032276
22	14	12.024618	13.1446378	6.526389434
23	30	11.998465	12.16014085	6.879999816
24	10	11.972391	21.91036584	7.024166776
25	8	11.946397	10.12643967	8.071258653

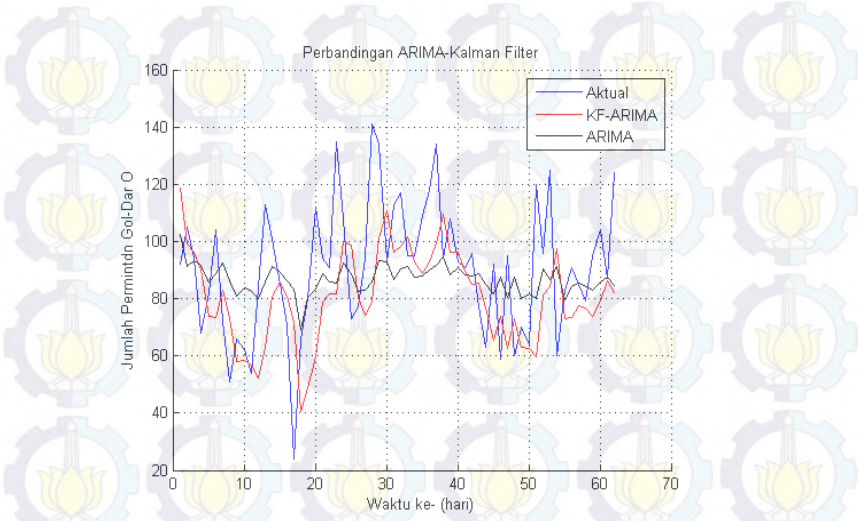
Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
26	25	11.920482	7.496915983	7.559818938
27	15	11.894645	17.54947897	6.925734809
28	41	11.868888	13.45370858	7.749342719
29	10	11.843208	28.49578378	7.808480302
30	12	11.817607	10.56525798	9.224523262
31	21	11.792083	10.39442836	8.401987096
32	16	11.766636	16.12225962	8.031825553
33	12	11.741267	13.96405069	8.475043719
34	16	11.715975	10.87311419	8.453477402
35	23	11.690759	13.10377796	8.053327134
36	24	11.665619	17.98201722	8.114492168
37	21	11.640555	19.57081415	8.650472042
38	15	11.615567	17.85608293	9.156821675
39	24	11.590655	13.49137557	9.381894622
40	12	11.565818	18.68384354	9.062792243
41	21	11.541055	11.39637208	9.507319483
42	17	11.516367	16.36354254	8.831259941
43	20	11.491754	14.68343124	9.112430287
44	20	11.467215	16.40303972	9.024634474
45	23	11.442749	16.69891473	9.18888403
46	31	11.418357	18.69971033	9.31875735
47	18	11.394039	24.10212185	9.634980448
48	25	11.369793	16.35167415	10.3793843
49	20	11.34562	19.9037444	10.09792804

Lampiran 5 (Lanjutan)

Prediksi ke-	Data aktual	ARIMA	KF-ARIMA	KF-ARIMA Simultan
50	17	11.321519	17.22857816	10.41346442
51	13	11.297491	14.80604002	10.29420665
52	22	11.273535	11.69196238	9.941581388
53	28	11.249651	17.04566187	9.265295852
54	19	11.225837	21.91209954	9.54324738
55	22	11.202096	16.80395908	10.15379337
56	19	11.178425	18.07348261	10.01073039
57	25	11.154824	16.28957964	10.13455048
58	25	11.131294	19.89152407	9.993307679
59	12	11.107835	20.54342242	10.34151136
60	3	11.084445	11.57226299	10.61786092
61	9	11.061125	3.532890794	9.631563049
62	26	11.037874	6.940990388	7.131720199

LAMPIRAN 6
Grafik Simulasi *Kalman Filter*

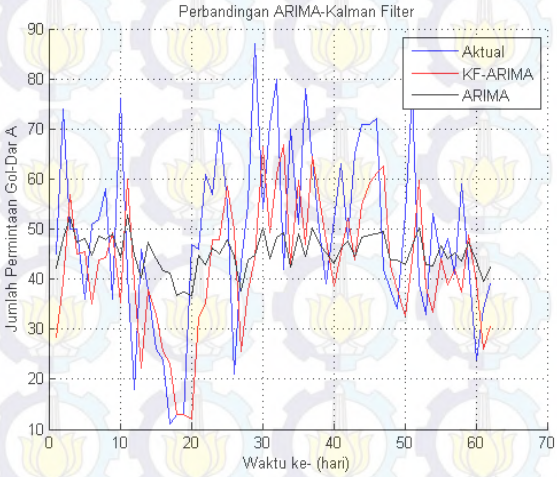


(a)

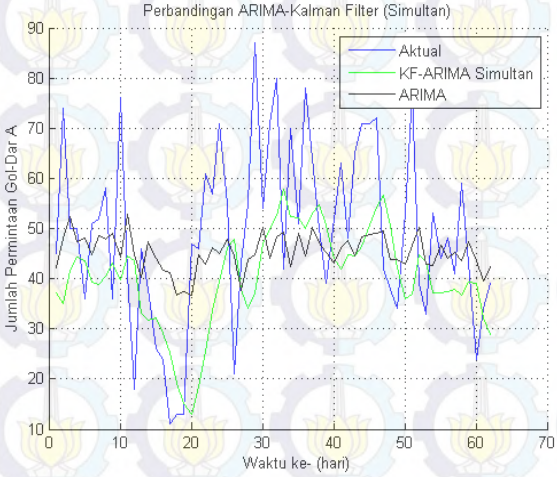
(b)

Gambar 1. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah O
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 6 (Lanjutan)



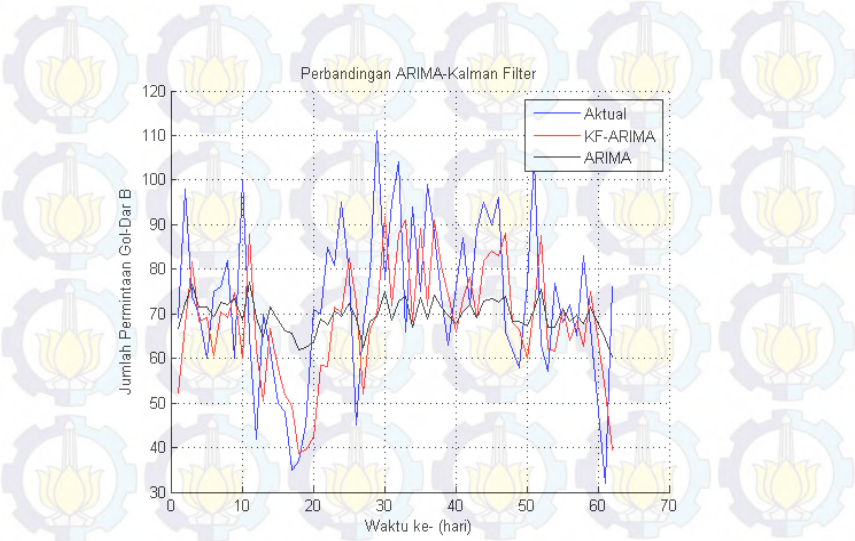
(a)



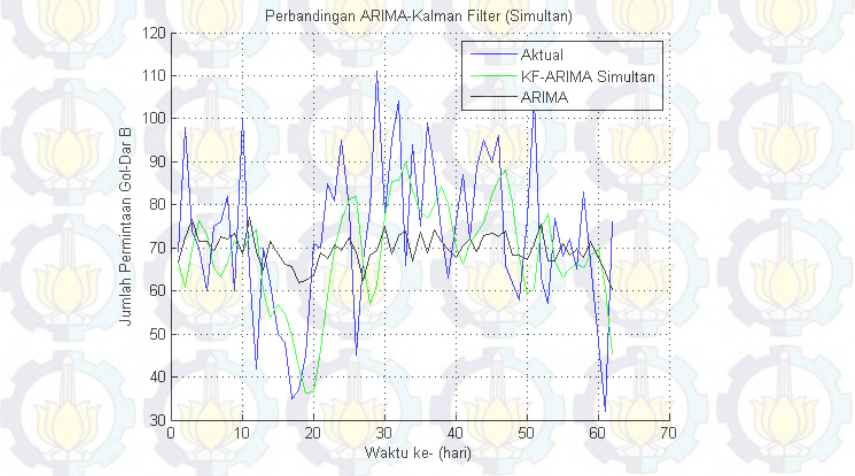
(b)

Gambar 2. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah A
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 6 (Lanjutan)



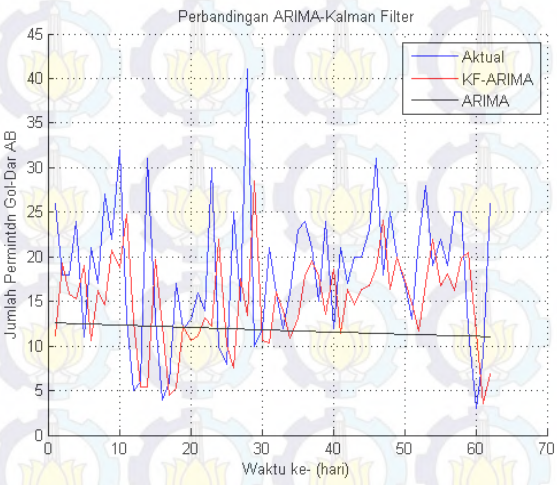
(a)



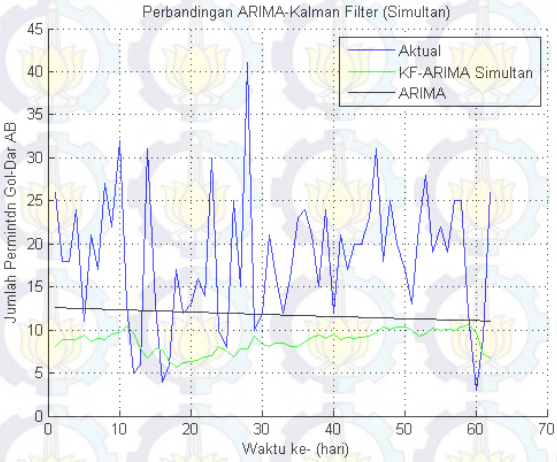
(b)

Gambar 3. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah B
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 6 (Lanjutan)



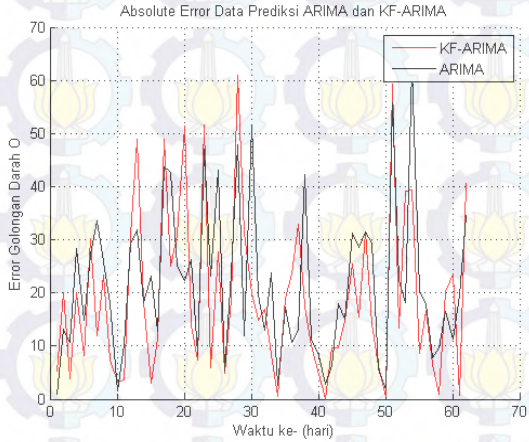
(a)



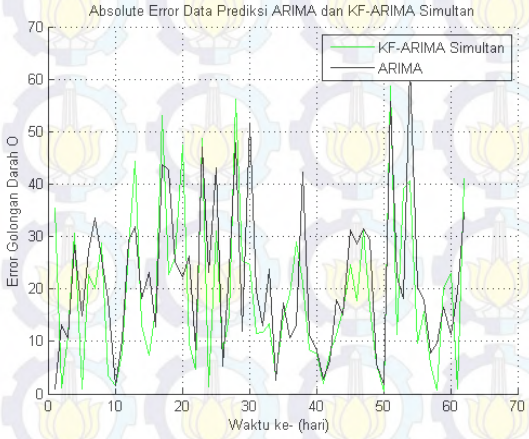
(b)

Gambar 3. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah AB
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

LAMPIRAN 7
Grafik Nilai Mutlak Kesalahan ARIMA, KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan



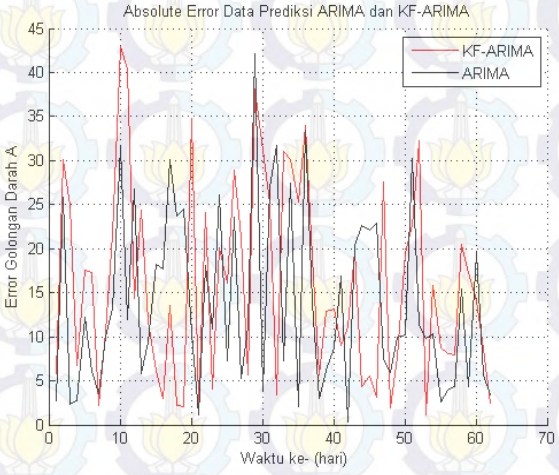
(a)



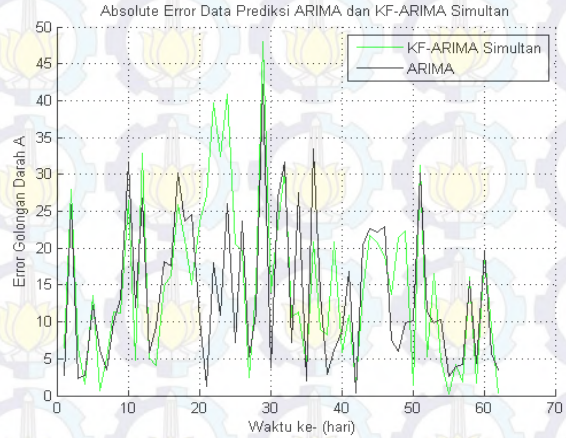
(b)

Gambar 1. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah O
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 7 (Lanjutan)



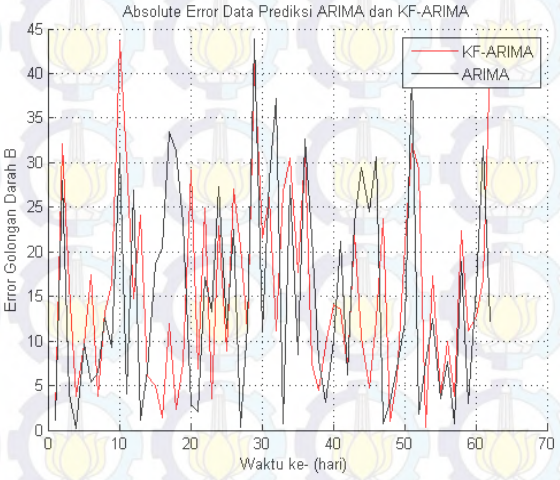
(a)



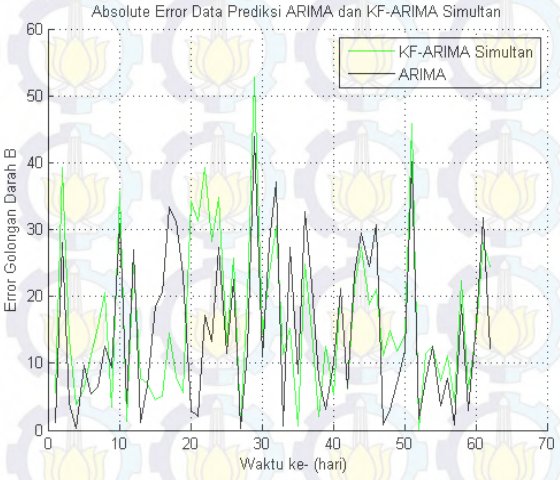
(b)

Gambar 2. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah A
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 7 (Lanjutan)



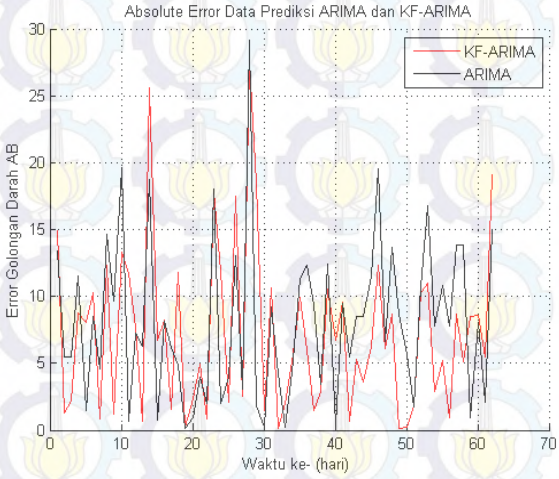
(a)



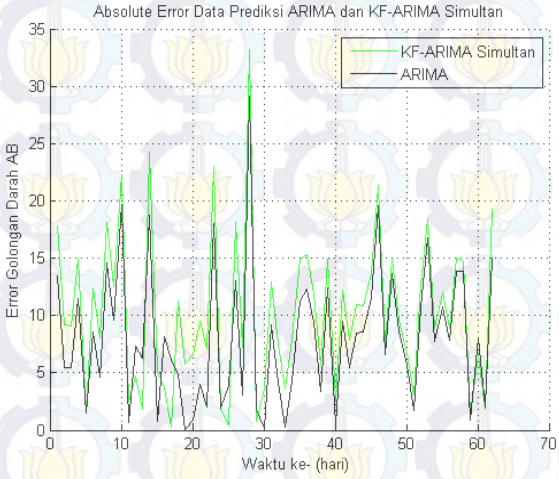
(b)

Gambar 2. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah B
(a)KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 7 (Lanjutan)



(a)



(b)

Gambar 2. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah B
(a)KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

LAMPIRAN 8
Nilai MAPE Saat 5 kali *Running*

Tabel 1. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah O

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	23.3203	23.9932	24.6334
2	23.4129	23.7091	24.6334
3	22.9148	23.1800	24.6334
4	23.8610	24.2772	24.6334
5	23.3697	24.3465	24.6334
Rata-rata	**23.3757**	**23.9012**	**24.6334**

Tabel 2. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah A

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	34.8269	35.8383	36.9208
2	33.5365	34.8748	36.9208
3	36.3707	36.5226	36.9208
4	35.3952	36.2931	36.9208
5	34.6420	35.8555	36.9208
Rata-rata	**34.9543**	**35.8769**	**36.9208**

Tabel 3. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah B

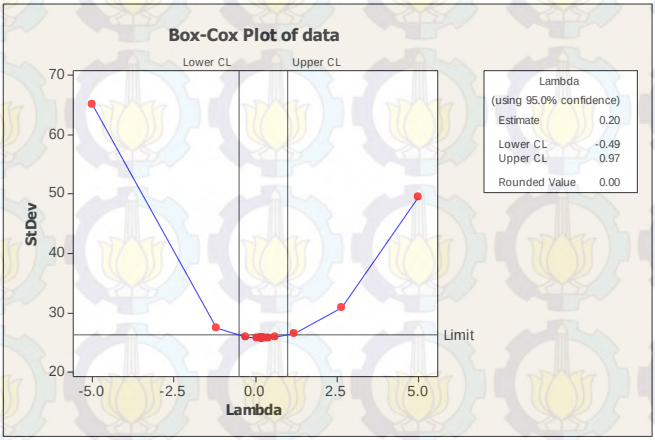
***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	21.1992	21.7579	22.0938
2	21.1412	21.9473	22.0938
3	20.8426	22.0013	22.0938
4	21.1009	21.9385	22.0938
5	21.0233	21.9574	22.0938
Rata-rata	**21.0614**	**21.9204**	**22.0938**

Lampiran 8 (Lanjutan)

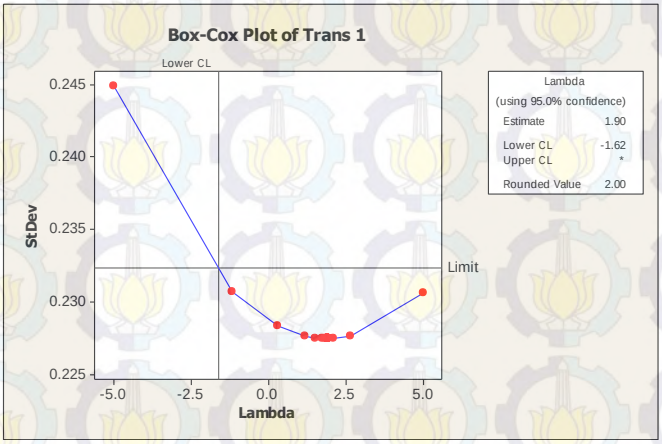
Tabel 4. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah AB

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	45.0744	45.5564	46.5352
2	45.1920	45.7482	46.5352
3	45.6231	45.5947	46.5352
4	44.9037	46.5981	46.5352
5	44.6806	45.6475	46.5352
Rata-rata	**45.0947**	**45.8289**	**46.5352**

LAMPIRAN 9
Plot Transformasi Box-Cox dan *Time Series* Dengan *In Sample* 90



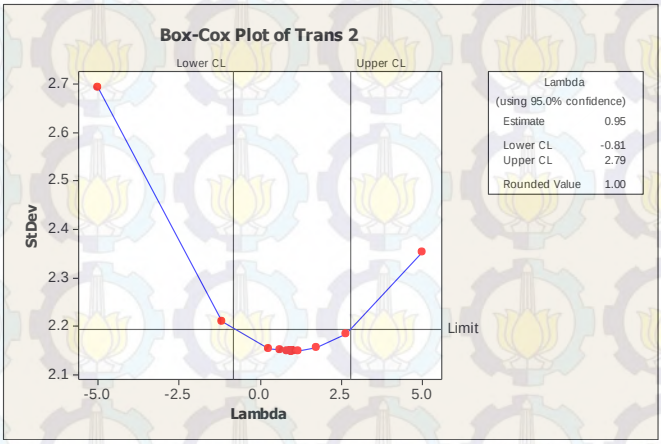
(a)



(b)

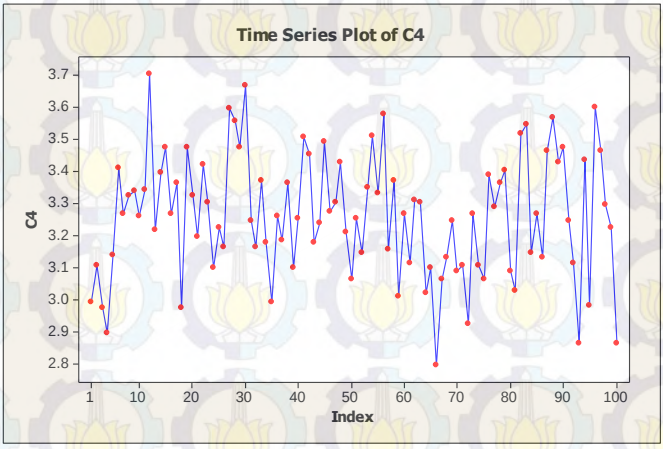
Gambar 1. Transformasi Box-Cox Golongan Darah O
(a) Transformasi Pertama (b) Transformasi Kedua

Lampiran 9 (Lanjutan)



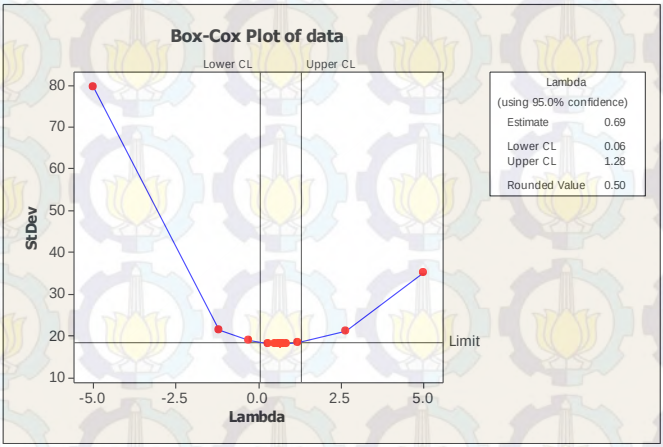
(c)

Gambar 1. Transformasi Box-Cox Golongan Darah O
(c) Transformasi Ketiga (Stasioner dalam Varian)

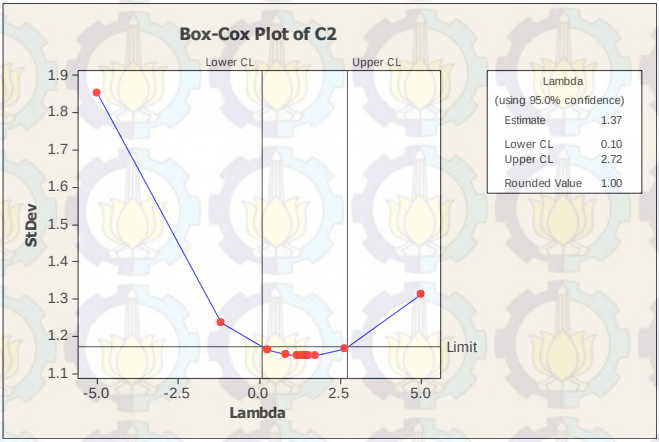


Gambar 2. Plot *Time Series* Transformasi Ketiga
Pada Golongan Darah O

Lampiran 9 (Lanjutan)



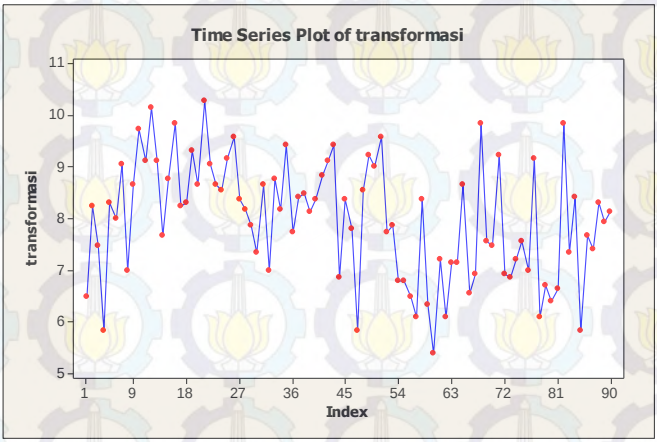
(a)



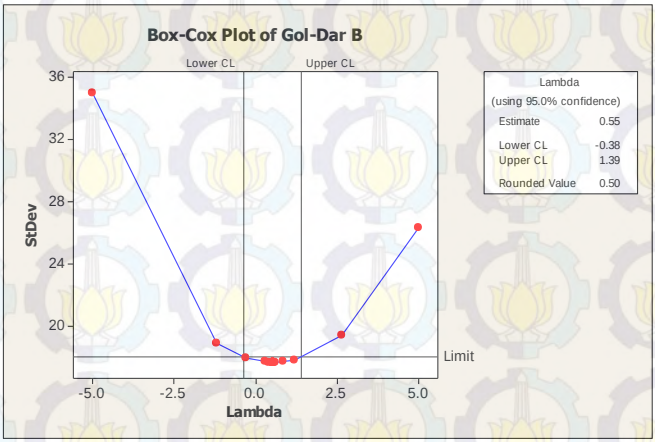
(b)

Gambar 3. Transformasi Box-Cox Golongan Darah A (a) Transformasi Pertama (b) Transformasi Kedua (Stasioner dalam Varian)

Lampiran 9 (Lanjutan)



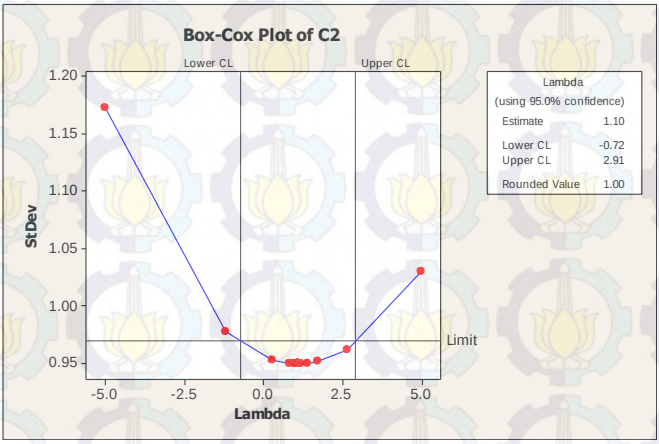
Gambar 4. Plot *Time Series* Transformasi Kedua Pada Golongan Darah A



(a)

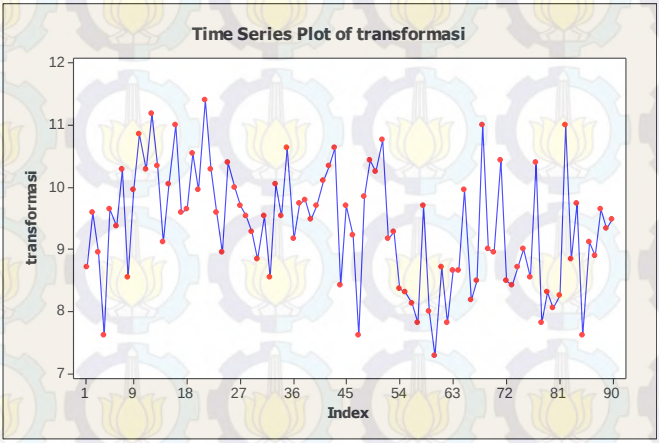
Gambar 5. Plot Box-Cox Golongan Darah B
(a) Transformasi Pertama

Lampiran 9 (Lanjutan)



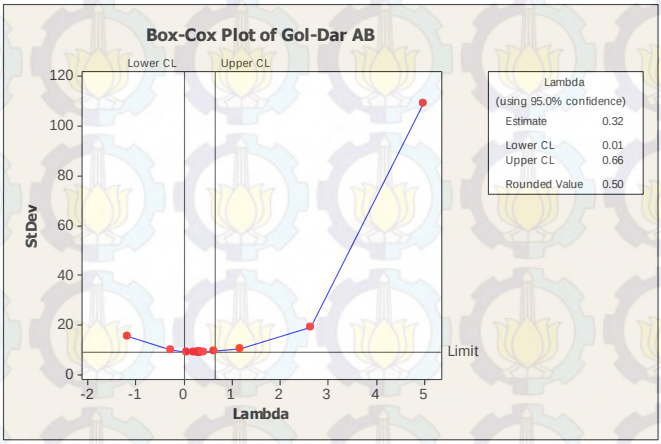
(b)

Gambar 5. Transformasi Box-Cox Golongan Darah B
(b) Transformasi Kedua (Stasioner dalam Varian)

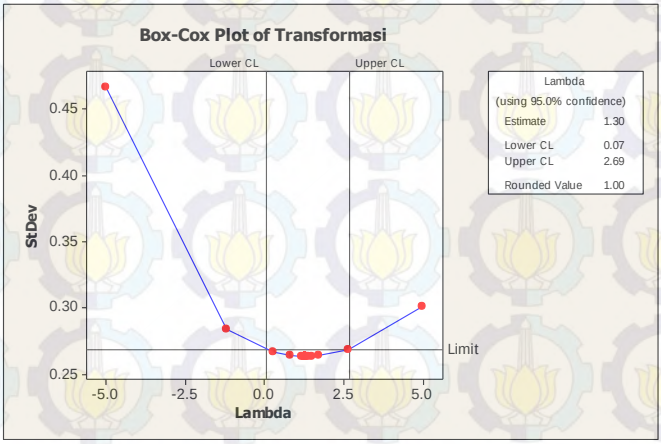


Gambar 6. Plot Time Series Transformasi Kedua
pada Golongan Darah B

Lampiran 9 (Lanjutan)



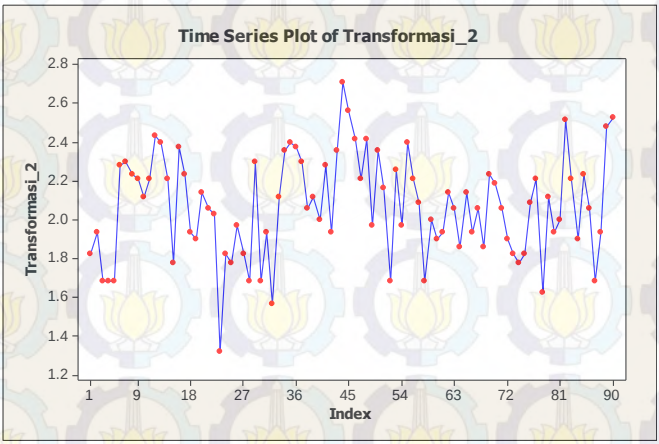
(a)



(b)

Gambar 7. Transformasi Box-Cox Golongan Darah AB (a) Transformasi Pertama (b) Transformasi Kedua (Stasioner dalam Varian)

Lampiran 9 (Lanjutan)



Gambar 8. Plot Time Series Transformasi Kedua Pada Golongan Darah AB

LAMPIRAN 10
Output Uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF)
Menggunakan Eviews 6
Pada *In Sample* 90

1. Uji ADF golongan darah O dengan *in sample* 90

Null Hypothesis: O1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-11.92824	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.996431	
	5% level	-3.428503	
	10% level	-3.137665	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(O1)
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 10:54
Sample (adjusted): 2 243
Included observations: 242 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
O1(-1)	-0.746027	0.062543	-11.92824	0.0000
C	17.10176	1.458955	11.72192	0.0000
@TREND(1)	-0.010073	0.002156	-4.672717	0.0000

R-squared	0.373169	Mean dependent var	0.016665
Adjusted R-squared	0.367923	S.D. dependent var	2.711727
S.E. of regression	2.155911	Akaike info criterion	4.386623
Sum squared resid	1110.861	Schwarz criterion	4.429874
Log likelihood	-527.7814	Hannan-Quinn criter.	4.404046
F-statistic	71.14144	Durbin-Watson stat	2.045198
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 10 (Lanjutan)

2. Uji ADF golongan darah A dengan *in sample* 90

Null Hypothesis: A1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-8.139560	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.064453	
	5% level	-3.461094	
	10% level	-3.156776	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(A1)
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 11:00
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
A1(-1)	-0.848911	0.104294	-8.139560	0.0000
C	7.445042	0.934171	7.969675	0.0000
@TREND(1)	-0.014565	0.004649	-3.133134	0.0024

R-squared	0.435359	Mean dependent var	0.018464
Adjusted R-squared	0.422228	S.D. dependent var	1.384209
S.E. of regression	1.052155	Akaike info criterion	2.972685
Sum squared resid	95.20465	Schwarz criterion	3.056572
Log likelihood	-129.2845	Hannan-Quinn criter.	3.006497
F-statistic	33.15464	Durbin-Watson stat	2.053271
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 10 (Lanjutan)

3. Uji ADF golongan darah B dengan *in sample* 90

Null Hypothesis: B1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-8.108972	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.064453	
	5% level	-3.461094	
	10% level	-3.156776	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(B1)
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 11:03
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
B1(-1)	-0.859302	0.105969	-8.108972	0.0000
C	8.570952	1.070573	8.005949	0.0000
@TREND(1)	-0.011595	0.003903	-2.970651	0.0039

R-squared	0.433342	Mean dependent var	0.008641
Adjusted R-squared	0.420164	S.D. dependent var	1.161949
S.E. of regression	0.884789	Akaike info criterion	2.626192
Sum squared resid	67.32528	Schwarz criterion	2.710079
Log likelihood	-113.8656	Hannan-Quinn criter.	2.660004
F-statistic	32.88349	Durbin-Watson stat	2.039728
Prob(F-statistic)	0.000000		

Lampiran 10 (Lanjutan)

4. Uji ADF golongan darah AB dengan *in sample* 90

Null Hypothesis: AB1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=5)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.422592	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.064453	
	5% level	-3.461094	
	10% level	-3.156776	

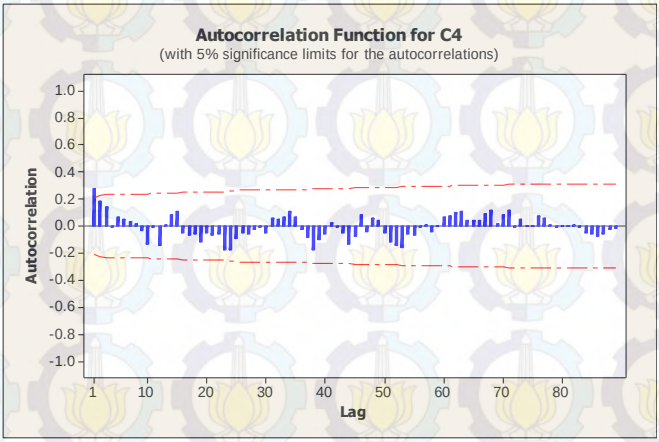
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(AB1)
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 11:11
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments

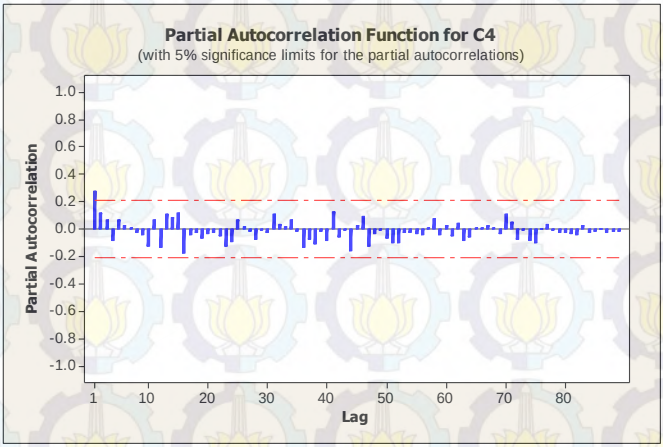
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AB1(-1)	-0.660674	0.102867	-6.422592	0.0000
C	1.357858	0.218000	6.228698	0.0000
@TREND(1)	0.000292	0.001033	0.282557	0.7782

R-squared	0.324299	Mean dependent var	0.007969
Adjusted R-squared	0.308585	S.D. dependent var	0.300962
S.E. of regression	0.250254	Akaike info criterion	0.100447
Sum squared resid	5.385933	Schwarz criterion	0.184334
Log likelihood	-1.469892	Hannan-Quinn criter.	0.134259
F-statistic	20.63758	Durbin-Watson stat	2.056204
Prob(F-statistic)	0.000000		

LAMPIRAN 11
Plot ACF dan PACF
Pada *In Sample* 90



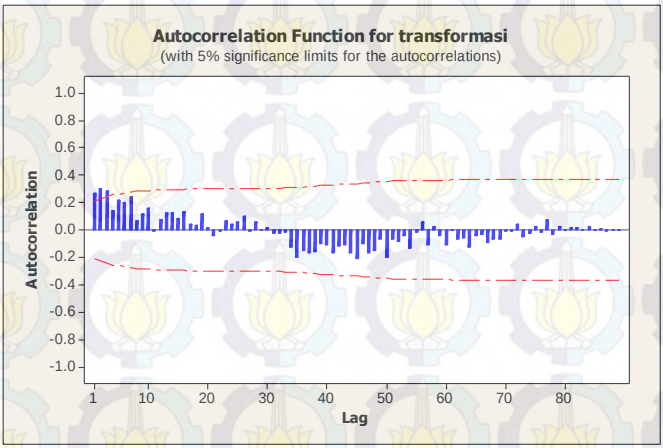
(a)



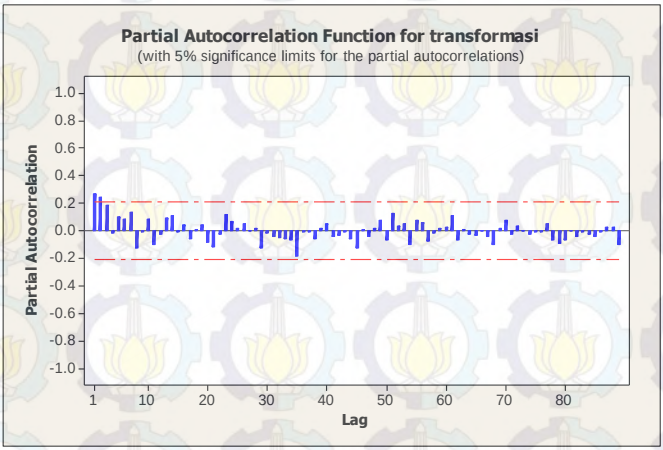
(b)

Gambar 1. Golongan Darah O
(a) Plot ACF (b) Plot PACF

Lampiran 11 (Lanjutan)



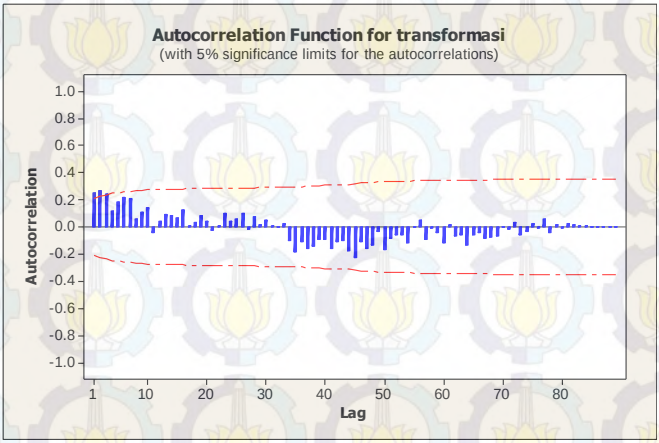
(a)



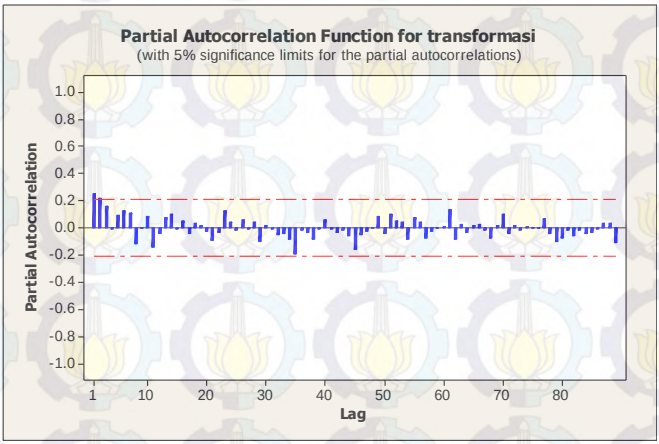
(b)

Gambar 2. Golongan Darah A
(a) Plot ACF (b) Plot PACF

Lampiran 11 (Lanjutan)



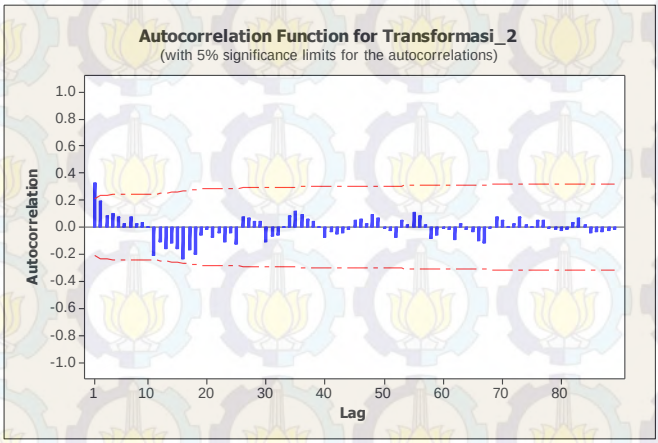
(a)



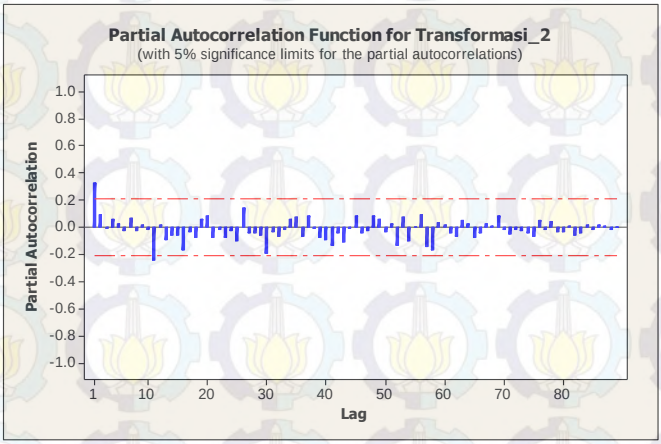
(b)

Gambar 3. Golongan Darah B
(a) Plot ACF (b) Plot PACF

Lampiran 11 (Lanjutan)



(a)



(b)

Gambar 4. Golongan Darah AB
(a) Plot ACF (b) Plot PACF

LAMPIRAN 12
Output Model ARIMA Menggunakan Eviews 6
Pada *In Sample* 90

Model ARIMA pada golongan darah O

1. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: O1
Method: Least Squares
Date: 12/21/15 Time: 14:52
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 12 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.001435	0.002335	428.9092	0.0000
MA(1)	-0.776497	0.065791	-11.80255	0.0000

R-squared	0.023166	Mean dependent var	22.43244
Adjusted R-squared	0.011938	S.D. dependent var	2.126660
S.E. of regression	2.113928	Akaike info criterion	4.357188
Sum squared resid	388.7760	Schwarz criterion	4.413112
Log likelihood	-191.8949	Hannan-Quinn criter.	4.379729
Durbin-Watson stat	1.839528		

Inverted AR Roots	1.00
	Estimated AR process is nonstationary
Inverted MA Roots	.78

2. ARIMA(1,0,0)

Dependent Variable: O1
Method: Least Squares
Date: 12/21/15 Time: 14:55
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.996351	0.012064	82.59138	0.0000

R-squared	-0.445949	Mean dependent var	22.43244
Adjusted R-squared	-0.445949	S.D. dependent var	2.126660
S.E. of regression	2.557258	Akaike info criterion	4.726921
Sum squared resid	575.4820	Schwarz criterion	4.754883
Log likelihood	-209.3480	Hannan-Quinn criter.	4.738191
Durbin-Watson stat	2.868669		

Inverted AR Roots	1.00

Lampiran 12 (Lanjutan)

Model ARIMA pada golongan darah A

1. ARIMA(2,0,3)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 16:25
Sample (adjusted): 3 90
Included observations: 88 after adjustments
Convergence achieved after 29 iterations
MA Backcast: 0 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.786735	0.116121	15.38684	0.0000
AR(2)	-0.787343	0.115863	-6.795485	0.0000
MA(1)	-1.704177	0.159281	-10.69918	0.0000
MA(2)	0.711730	0.226210	3.146325	0.0023
MA(3)	-8.79E-05	0.109561	-0.000802	0.9994

R-squared	0.213159	Mean dependent var	7.991910
Adjusted R-squared	0.175239	S.D. dependent var	1.146635
S.E. of regression	1.041332	Akaike info criterion	2.974018
Sum squared resid	90.00283	Schwarz criterion	3.114776
Log likelihood	-125.8568	Hannan-Quinn criter.	3.030726
Durbin-Watson stat	1.989658		

Inverted AR Roots	1.00	.79	
Inverted MA Roots	.97	.73	.00

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 16:33
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 14 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999121	0.002116	472.2127	0.0000
MA(1)	-0.861763	0.047738	-18.05206	0.0000

R-squared	0.130107	Mean dependent var	7.994767
Adjusted R-squared	0.120108	S.D. dependent var	1.140420
S.E. of regression	1.069743	Akaike info criterion	2.994929
Sum squared resid	99.55842	Schwarz criterion	3.050854
Log likelihood	-131.2743	Hannan-Quinn criter.	3.017471
Durbin-Watson stat	1.905374		

Inverted AR Roots	1.00
Inverted MA Roots	.86

Lampiran 12 (Lanjutan)

3. ARIMA(2,0,2)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:13
Sample (adjusted): 3 90
Included observations: 88 after adjustments
Convergence achieved after 25 iterations
MA Backcast: 1 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.779217	0.117331	15.16414	0.0000
AR(2)	-0.779844	0.117069	-6.661435	0.0000
MA(1)	-1.698232	0.146454	-11.59566	0.0000
MA(2)	0.705794	0.143616	4.914461	0.0000

R-squared	0.212939	Mean dependent var	7.991910
Adjusted R-squared	0.184830	S.D. dependent var	1.146635
S.E. of regression	1.035259	Akaike info criterion	2.951570
Sum squared resid	90.02802	Schwarz criterion	3.064177
Log likelihood	-125.8691	Hannan-Quinn criter.	2.996937
Durbin-Watson stat	1.986222		

Inverted AR Roots	1.00	.78
Inverted MA Roots	.97	.73

4. ARIMA(2,0,1)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:19
Sample (adjusted): 3 90
Included observations: 88 after adjustments
Convergence achieved after 22 iterations
MA Backcast: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.141006	0.108398	10.52610	0.0000
AR(2)	-0.142798	0.108174	-1.320071	0.1904
MA(1)	-0.978932	0.015238	-64.24103	0.0000

R-squared	0.153279	Mean dependent var	7.991910
Adjusted R-squared	0.133356	S.D. dependent var	1.146635
S.E. of regression	1.067445	Akaike info criterion	3.001909
Sum squared resid	96.85231	Schwarz criterion	3.086364
Log likelihood	-129.0840	Hannan-Quinn criter.	3.035934
Durbin-Watson stat	2.028007		

Inverted AR Roots	1.00	.14
Inverted MA Roots	.98	

Lampiran 12 (Lanjutan)

5. ARIMA([2],0,1)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:20
Sample (adjusted): 3 90
Included observations: 88 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
MA Backcast: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.988388	0.017584	56.20963	0.0000
MA(1)	-0.031182	0.108196	-0.288199	0.7739

R-squared	-0.402909	Mean dependent var	7.991910
Adjusted R-squared	-0.419222	S.D. dependent var	1.146635
S.E. of regression	1.365998	Akaike info criterion	3.484113
Sum squared resid	160.4719	Schwarz criterion	3.540416
Log likelihood	-151.3010	Hannan-Quinn criter.	3.506796
Durbin-Watson stat	1.968853		

Inverted AR Roots	.99	-.99
Inverted MA Roots	.03	

6. ARIMA(1,0,2)

Dependent Variable: A1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:20
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 24 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.997920	0.000674	1479.746	0.0000
MA(1)	-0.864768	0.104449	-8.279348	0.0000
MA(2)	-0.115418	0.103746	-1.112508	0.2690

R-squared	0.151907	Mean dependent var	7.994767
Adjusted R-squared	0.132184	S.D. dependent var	1.140420
S.E. of regression	1.062377	Akaike info criterion	2.992021
Sum squared resid	97.06344	Schwarz criterion	3.075908
Log likelihood	-130.1449	Hannan-Quinn criter.	3.025833
Durbin-Watson stat	1.973291		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	-.12

Lampiran 12 (Lanjutan)

Model ARIMA pada golongan darah B

1. ARIMA(1,0,2)

Dependent Variable: B1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:05
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 15 iterations
MA Backcast: 0 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998604	0.000487	2049.669	0.0000
MA(1)	-0.868287	0.106002	-8.191203	0.0000
MA(2)	-0.111129	0.105220	-1.056162	0.2939

R-squared	0.134033	Mean dependent var	9.365668
Adjusted R-squared	0.113894	S.D. dependent var	0.949280
S.E. of regression	0.893588	Akaike info criterion	2.645982
Sum squared resid	68.67088	Schwarz criterion	2.729868
Log likelihood	-114.7462	Hannan-Quinn criter.	2.679794
Durbin-Watson stat	1.976566		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	-.11

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: B1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 16:57
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 56 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.998612	0.000447	2234.467	0.0000
MA(1)	-0.979997	0.011790	-83.12076	0.0000

R-squared	0.119968	Mean dependent var	9.365668
Adjusted R-squared	0.109853	S.D. dependent var	0.949280
S.E. of regression	0.895623	Akaike info criterion	2.639621
Sum squared resid	69.78622	Schwarz criterion	2.695545
Log likelihood	-115.4631	Hannan-Quinn criter.	2.662163
Durbin-Watson stat	1.723475		

Inverted AR Roots	1.00	
Inverted MA Roots	.98	

Lampiran 12 (Lanjutan)

Model ARIMA pada golongan darah AB

1. ARIMA([1,11],0,1)

Dependent Variable: AB1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 17:11
Sample (adjusted): 12 90
Included observations: 79 after adjustments
Convergence achieved after 13 iterations
MA Backcast: 11

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.008002	0.054544	18.48039	0.0000
AR(11)	-0.008548	0.054440	-0.157008	0.8757
MA(1)	-0.761305	0.112324	-6.777754	0.0000

R-squared	0.032064	Mean dependent var	2.075769
Adjusted R-squared	0.006592	S.D. dependent var	0.263949
S.E. of regression	0.263078	Akaike info criterion	0.204502
Sum squared resid	5.259960	Schwarz criterion	0.294481
Log likelihood	-5.077833	Hannan-Quinn criter.	0.240550
Durbin-Watson stat	1.794921		

Inverted AR Roots	1.00	.70	.50+.42i	.50-.42i
	.15-.60i	.15+.60i	-.21-.56i	-.21+.56i
	-.49+.34i	-.49-.34i	-.59	
Inverted MA Roots	.76			

2. ARIMA(1,0,1)

Dependent Variable: AB1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 17:11
Sample (adjusted): 2 90
Included observations: 89 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
MA Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.001306	0.003887	257.6083	0.0000
MA(1)	-0.716631	0.076225	-9.401510	0.0000

R-squared	0.034144	Mean dependent var	2.071043
Adjusted R-squared	0.023042	S.D. dependent var	0.262741
S.E. of regression	0.259696	Akaike info criterion	0.163607
Sum squared resid	5.867465	Schwarz criterion	0.219532
Log likelihood	-5.280522	Hannan-Quinn criter.	0.186149
Durbin-Watson stat	1.776156		

Inverted AR Roots	1.00	
	Estimated AR process is nonstationary	
Inverted MA Roots	.72	

Lampiran 12 (Lanjutan)

3. ARIMA([11],0,1)

Dependent Variable: AB1
Method: Least Squares
Date: 12/07/15 Time: 17:12
Sample (adjusted): 12 90
Included observations: 79 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
MA Backcast: 11

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(11)	0.981857	0.026762	36.68874	0.0000
MA(1)	0.237231	0.110929	2.138586	0.0356

R-squared	-1.257605	Mean dependent var	2.075769
Adjusted R-squared	-1.286925	S.D. dependent var	0.263949
S.E. of regression	0.399160	Akaike info criterion	1.026080
Sum squared resid	12.26829	Schwarz criterion	1.086066
Log likelihood	-38.53015	Hannan-Quinn criter.	1.050112
Durbin-Watson stat	1.889657		

Inverted AR Roots	1.00	.84+.54i	.84-.54i	.41+.91i
	.41-.91i	-.14-.99i	-.14+.99i	-.65+.75i
	-.65-.75i	-.96-.28i	-.96+.28i	
Inverted MA Roots	-.24			

4. ARIMA([1,11],0,0)

Dependent Variable: AB1
Method: Least Squares
Date: 12/26/15 Time: 13:41
Sample (adjusted): 12 90
Included observations: 79 after adjustments
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.773153	0.093382	8.279430	0.0000
AR(11)	0.222830	0.093950	2.371800	0.0202

R-squared	-0.284791	Mean dependent var	2.075769
Adjusted R-squared	-0.301477	S.D. dependent var	0.263949
S.E. of regression	0.301119	Akaike info criterion	0.462371
Sum squared resid	6.981815	Schwarz criterion	0.522357
Log likelihood	-16.26366	Hannan-Quinn criter.	0.486403
Durbin-Watson stat	2.651250		

Inverted AR Roots	1.00	.83+.43i	.83-.43i	.43+.76i
	.43-.76i	-.07+.84i	-.07-.84i	-.52+.65i
	-.52-.65i	-.79-.24i	-.79+.24i	

LAMPIRAN 13
Hasil Uji Ljung-Box Menggunakan Eviews 6
Pada *In Sample* 90

Pengujian pada Golongan Darah O

Tabel 1. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.395	18.307	0.688
24	18.919	33.924	0.650
36	23.724	48.602	0.906
48	39.542	62.830	0.738

Tabel 2. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,0)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	32.471	19.675	0.001
24	41.599	35.172	0.010
36	47.919	49.802	0.072
48	68.148	64.001	0.023

Pengujian pada golongan darah A

Tabel 3. Uji Ljung-Box ARIMA(2,0,3)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.875	14.067	0.344
24	11.964	30.144	0.887
36	19.795	44.985	0.940
48	23.911	59.304	0.992

Tabel 4. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.0980	18.307	0.716
24	11.354	33.924	0.969
36	20.468	48.602	0.968
48	28.971	62.830	0.977

Lampiran 13 (Lanjutan)

Tabel 5. Uji Ljung-Box ARIMA(2,0,2)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.875	15.507	0.446
24	11.945	31.410	0.918
36	19.793	46.194	0.955
48	23.920	60.481	0.994

Tabel 6. Uji Ljung-Box ARIMA(2,0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.759	16.919	0.559
24	11.662	32.671	0.948
36	19.663	47.400	0.968
48	25.714	61.656	0.991

Tabel 7. Uji Ljung-Box ARIMA([2],0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	27.906	18.307	0.002
24	40.283	33.924	0.010
36	49.870	48.602	0.039
48	59.264	62.830	0.091

Tabel 8. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,2)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	8.243	16.919	0.510
24	12.073	32.671	0.938
36	20.602	47.400	0.954
48	27.328	61.656	0.983

Lampiran 13 (Lanjutan)

Pengujian pada golongan darah B

Tabel 9. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,2)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	8.6155	16.919	0.473
24	11.838	32.671	0.944
36	19.137	47.400	0.974
48	27.099	61.656	0.984

Tabel 10. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	11.227	18.307	0.340
24	14.479	33.924	0.884
36	21.910	48.602	0.946
48	31.630	62.830	0.947

Tabel 11. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,[2])

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	32.706	18.307	0.000
24	38.667	33.924	0.015
36	50.412	48.602	0.035
48	58.594	62.830	0.101

Pengujian pada golongan darah AB

Tabel 12. Uji Ljung-Box ARIMA([1,11],0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.385	16.919	0.597
24	15.988	32.671	0.770
36	28.018	47.400	0.714
48	33.435	61.656	0.898

Lampiran 13 (Lanjutan)

Tabel 13. Uji Ljung-Box ARIMA(1,0,1)

Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	7.2106	18.307	0.705
24	16.021	33.924	0.815
36	31.287	48.602	0.601
48	37.170	62.830	0.820

Tabel 14. Uji Ljung-Box ARIMA([11],0,1)

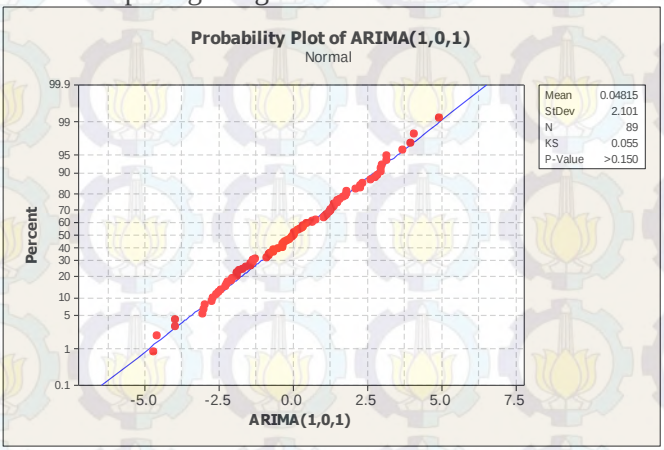
Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	34.313	18.307	0.000
24	59.334	33.924	0.000
36	72.464	48.602	0.000
48	79.797	62.830	0.000

Tabel 15. Uji Ljung-Box ARIMA([1,11],0,0)

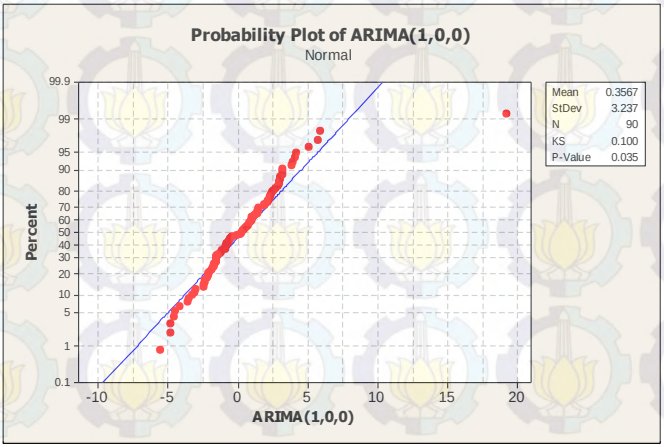
Lag(K)	Q-Stat	$\chi^2_{(0.05;K-p-q)}$	P-*value*
12	26.213	18.307	0.003
24	42.694	33.924	0.005
36	59.274	48.602	0.005
48	69.516	62.830	0.014

LAMPIRAN 14
Output Uji Kolmogorov-Smirnov
Menggunakan Minitab 16

Uji Normalitas pada golongan darah O



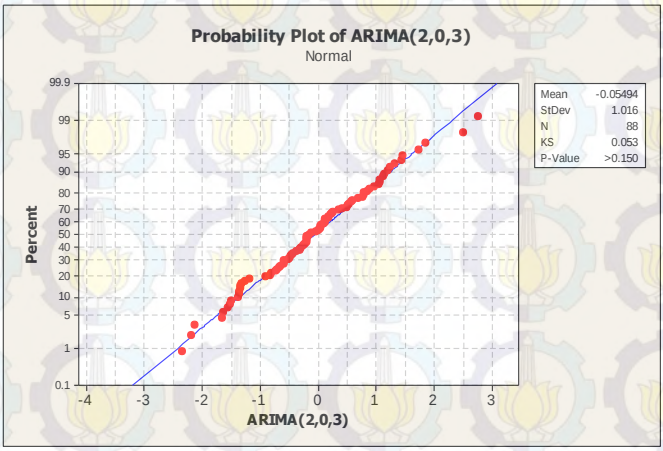
Gambar 1. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,1)



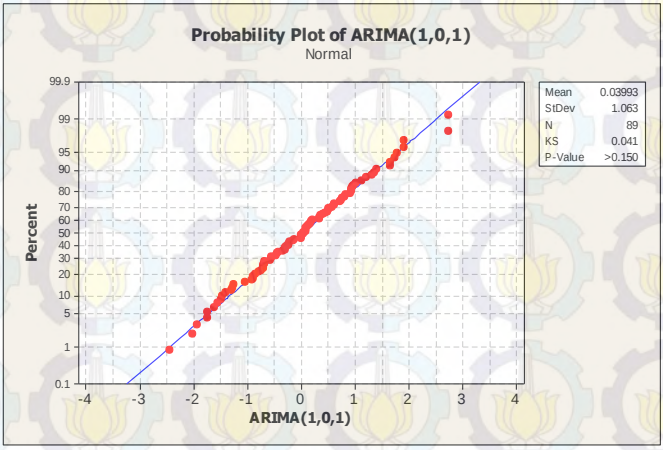
Gambar 2. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,0)

Lampiran 14 (Lanjutan)

Uji Normalitas pada golongan darah A

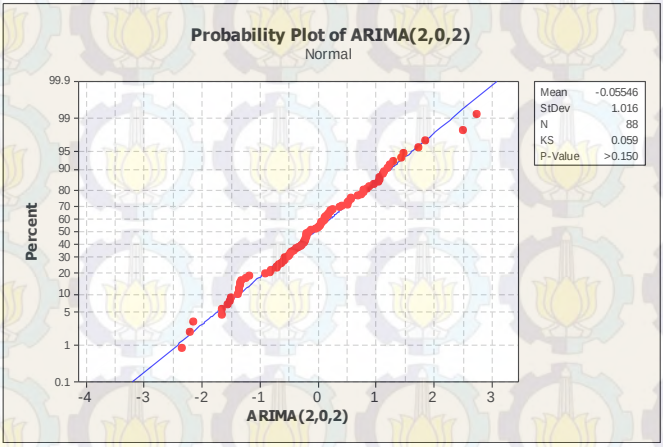


Gambar 3. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(2,0,3)

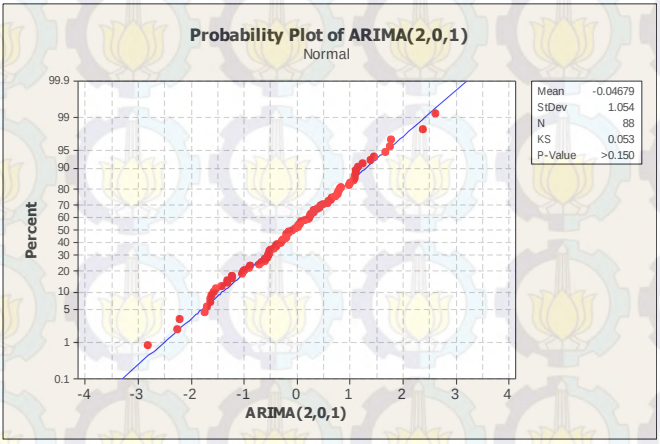


Gambar 4. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,1)

Lampiran 14 (Lanjutan)

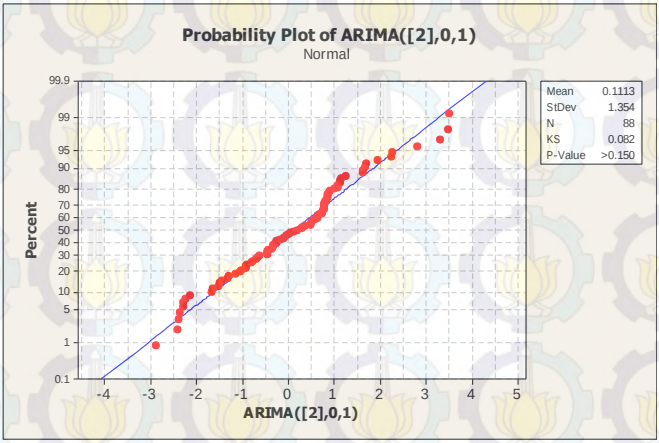


Gambar 5. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(2,0,2)

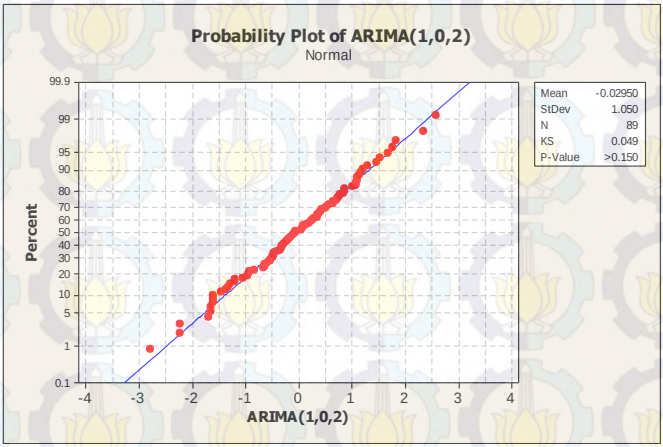


Gambar 6. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(2,0,1)

Lampiran 14 (Lanjutan)



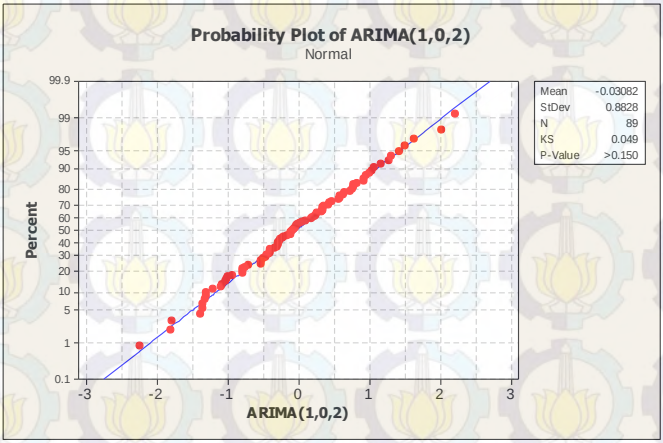
Gambar 7. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA([2],0,1)



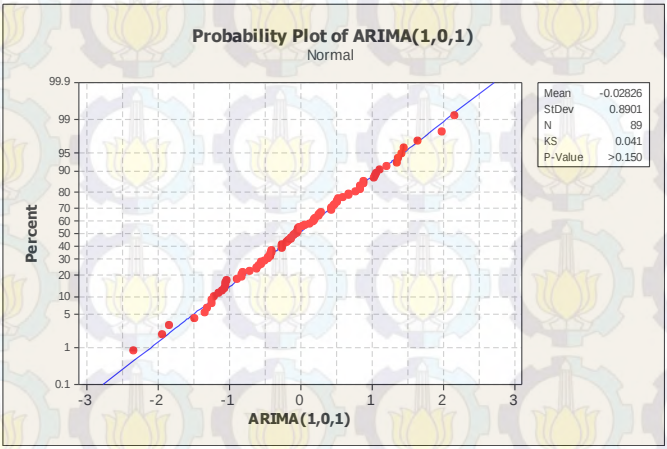
Gambar 8. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,2)

Lampiran 14 (Lanjutan)

Uji Normalitas pada golongan darah B

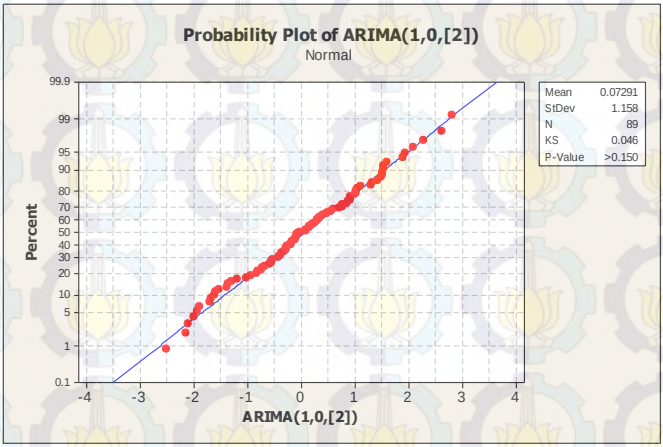


Gambar 9. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,2)



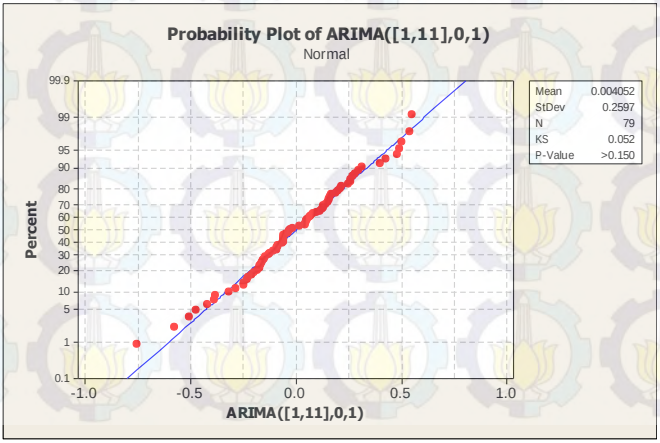
Gambar 10. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,1)

Lampiran 14 (Lanjutan)



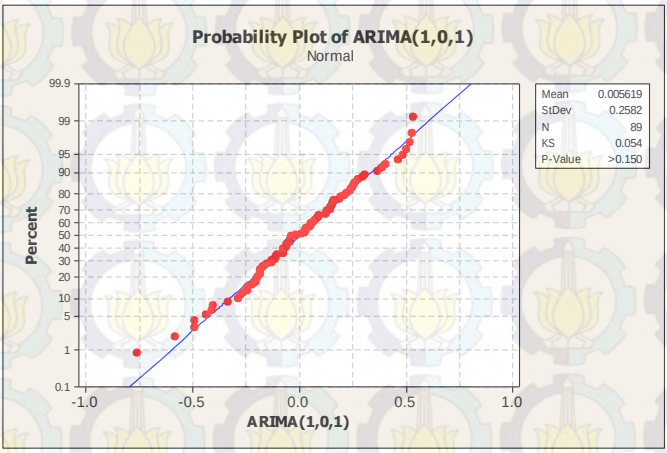
Gambar 11. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,[2])

Uji Normalitas pada golongan darah AB

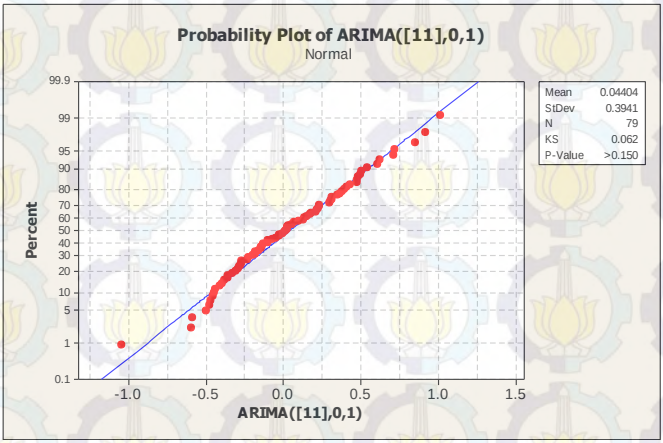


Gambar 12. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA([1,11],0,1)

Lampiran 14 (Lanjutan)

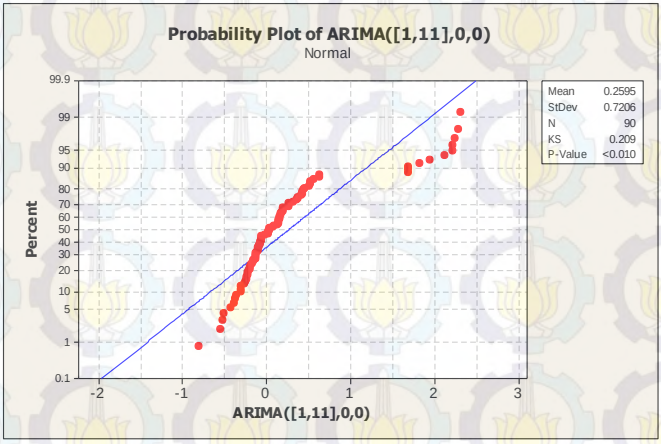


Gambar 13. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA(1,0,1)



Gambar 14. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA([11],0,1)

Lampiran 14 (Lanjutan)



Gambar 15. Plot Uji Kolmogorov-Smirnov pada Model ARIMA([1,11],0,0)

LAMPIRAN 15
Model ARIMA yang Memenuhi Uji Signifikansi dan *White Noise*

Tabel 1. Golongan Darah O

Model	Uji Signifikansi	Uji *White Noise*	Uji Normalitas
(1,0,1)	Signifikan	*White noise*	Normal
(1,0,0)	Signifikan	Tidak	Tidak

Tabel 2. Golongan Darah A

Model	Uji Signifikansi	Uji *White Noise*	Uji Normalitas
(2,0,3)	Tidak	*White noise*	Normal
(1,0,1)	Signifikan	*White noise*	Normal
(2,0,2)	Signifikan	*White noise*	Normal
(2,0,1)	Tidak	*White noise*	Normal
([2],0,1)	Tidak	Tidak	Normal
(1,0,2)	Tidak	*White noise*	Normal

Tabel 3. Golongan Darah B

Model	Uji Signifikansi	Uji *White Noise*	Uji Normalitas
(1,0,2)	Tidak	*White noise*	Normal
(1,0,1)	Signifikan	*White noise*	Normal
(1,0,[2])	Tidak	Tidak	Normal

Tabel 4. Golongan Darah AB

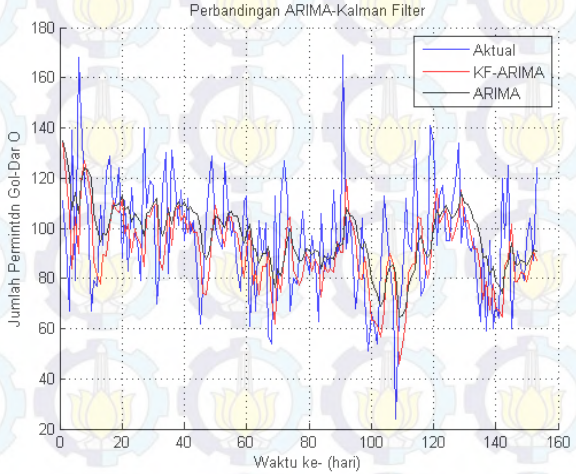
Model	Uji Signifikansi	Uji *White Noise*	Uji Normalitas
([1,11],0,1)	Tidak	*White noise*	Normal
(1,0,1)	Signifikan	*White noise*	Normal
([11],0,1)	Signifikan	Tidak	Normal
([1,11],0,0)	Signifikan	Tidak	Tidak

LAMPIRAN 16
Model Terbaik
Pada *In Sample* 90

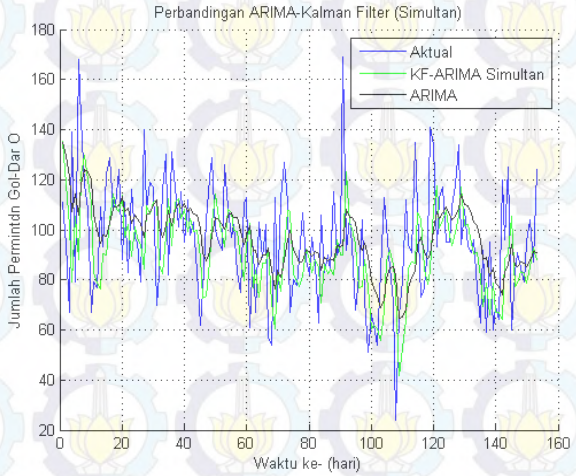
Tabel 1. Model Terbaik pada Masing-masing Golongan Darah

Golongan Darah	Model	AIC	SBC
O	ARIMA(1,0,1)	4.357188	4.413112
A	ARIMA(1,0,1)	2.994929	3.050854
B	ARIMA(1,0,1)	2.639621	2.695545
AB	ARIMA(1,0,1)	0.163607	0.219532

LAMPIRAN 17
Grafik Simulasi *Kalman Filter* Menggunakan Matlab R2012b Pada *In Sample* 90



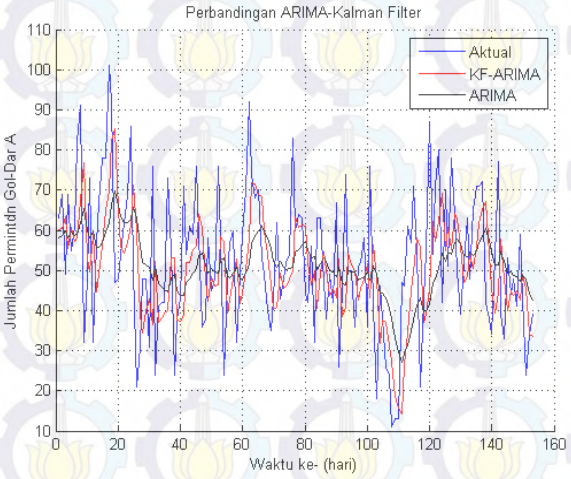
(a)



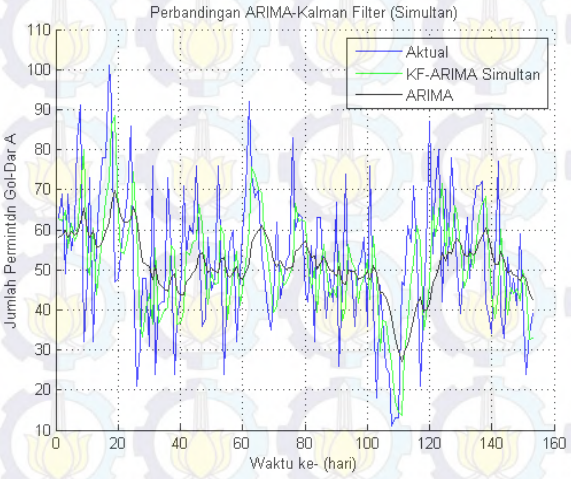
(b)

Gambar 1. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah O
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 17 (Lanjutan)



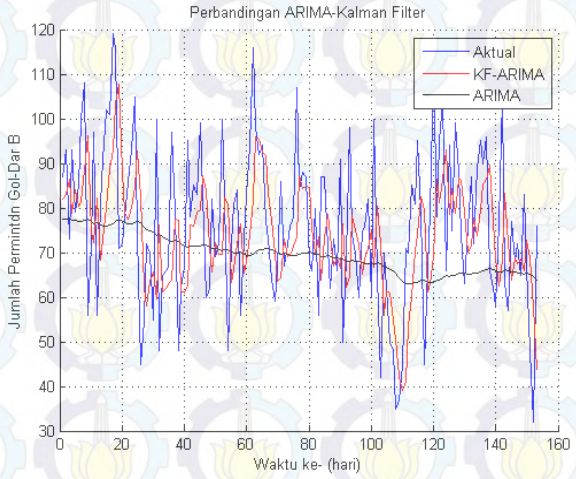
(a)



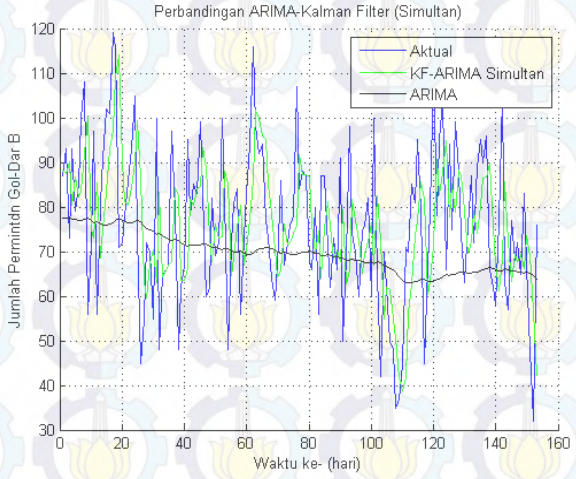
(b)

Gambar 2. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah A
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 17 (Lanjutan)



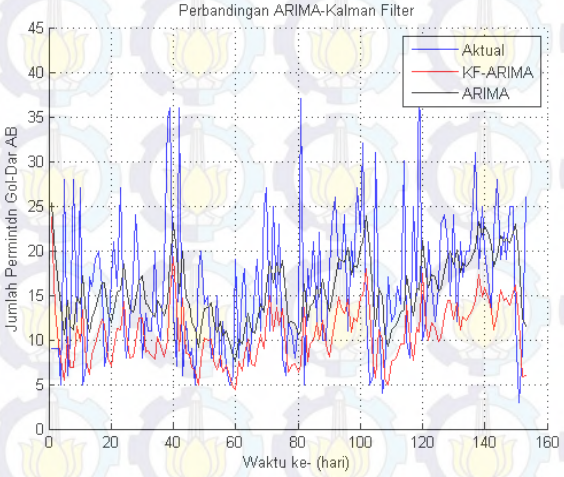
(a)



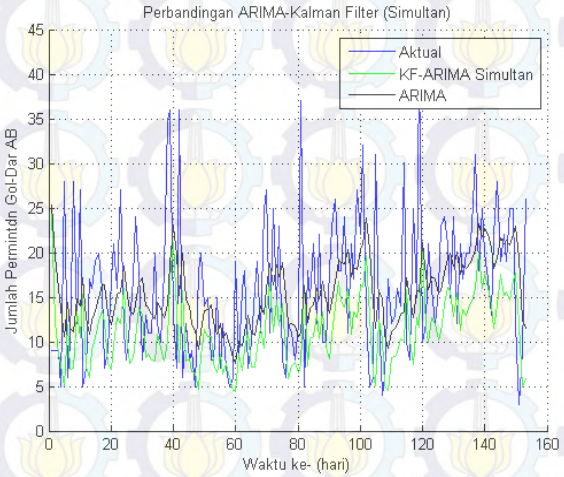
(b)

Gambar 3. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah B
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 17 (Lanjutan)



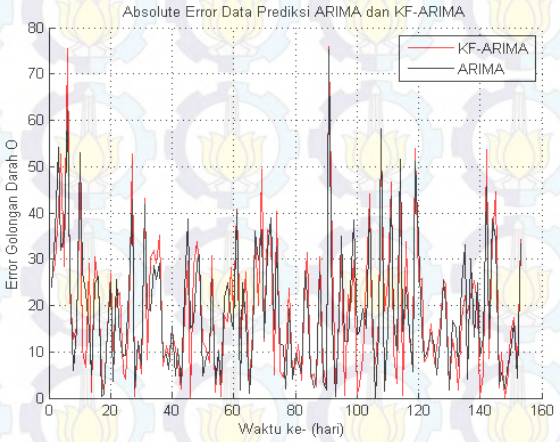
(a)



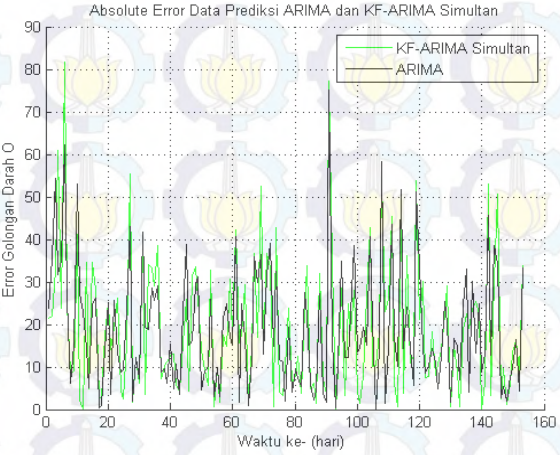
(b)

Gambar 4. Hasil Simulasi Pada Golongan Darah AB
(a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

LAMPIRAN 18
Grafik Nilai Mutlak Kesalahan ARIMA, KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan



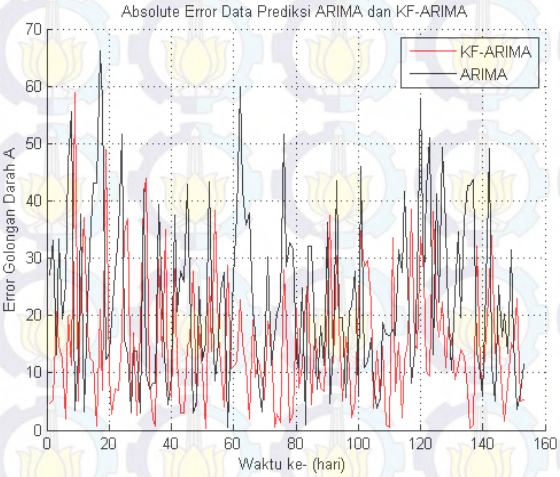
(a)



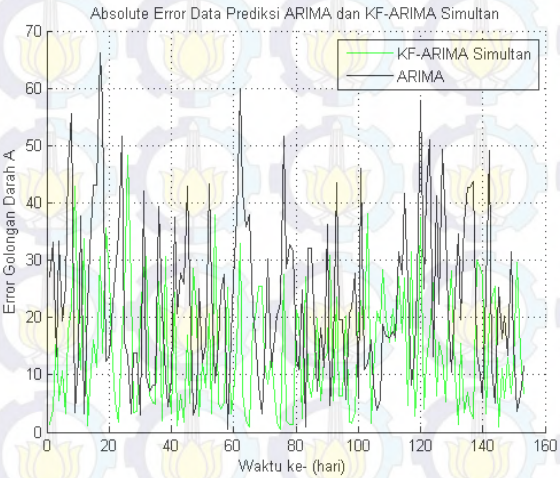
(b)

Gambar 1. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah O (a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 18 (Lanjutan)



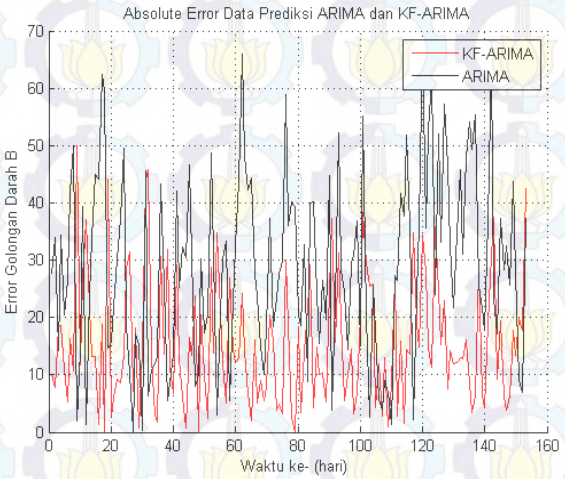
(a)



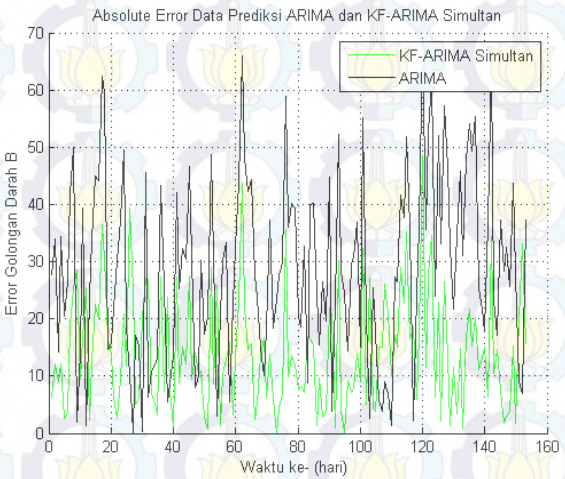
(b)

Gambar 2. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah A (a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 18 (Lanjutan)



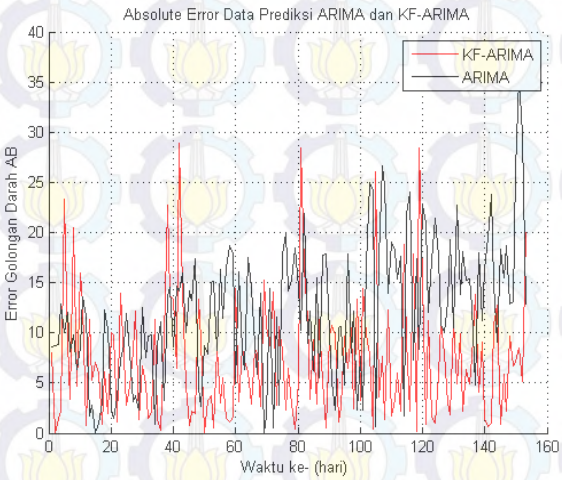
(a)



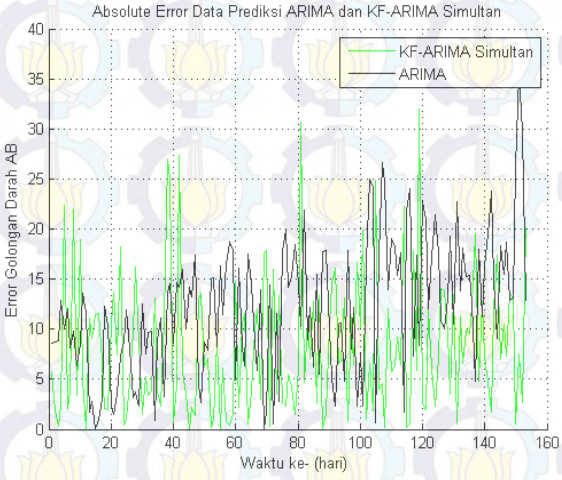
(b)

Gambar 3. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah B (a)KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

Lampiran 18 (Lanjutan)



(a)



(b)

Gambar 4. Nilai Mutlak Kesalahan Jumlah Permintaan Darah pada Golongan Darah AB (a) KF-ARIMA dan ARIMA (b) KF-ARIMA Simultan dan ARIMA

LAMPIRAN 19
Nilai MAPE Saat 5 kali *Running*
Pada Model ARIMA dengan *In Sample* 90

Tabel 1. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah O

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	20.8903	21.1074	22.0980
2	21.4063	21.7466	22.0980
3	20.8957	21.6019	22.0980
4	21.3731	21.9264	22.0980
5	20.8866	21.1385	22.0980
Rata-rata	**21.0904**	**21.5041**	**22.0980**

Tabel 2. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah A

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	31.0267	31.3083	33.1006
2	32.4483	32.6753	33.1006
3	31.8193	31.9453	33.1006
4	31.6576	32.1119	33.1006
5	31.2805	31.2805	33.1006
Rata-rata	**31.6465**	**31.9142**	**33.1006**

Tabel 3. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah B

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	19.8621	20.2335	22.5131
2	20.2279	205544	22.5131
3	19.8822	20.1525	22.5131
4	20.0574	20.4289	22.5131
5	19.9199	20.4549	22.5131
Rata-rata	**19.9899**	**20.3648**	**22.5131**

Lampiran 19 (Lanjutan)

Tabel 4. MAPE 5 kali *Running* Golongan Darah AB

***Running* ke-**	**MAPE (%)**		
	KF-ARIMA	**KF-ARIMA Simultan**	**ARIMA**
1	46.5454	46.6107	54.5699
2	46.6965	46.8424	54.5699
3	46.5106	46.7211	54.5699
4	46.8433	46.9300	54.5699
5	46.7456	47.2176	54.5699
Rata-rata	**46.6682**	**46.8644**	**54.5699**

LAMPIRAN 20
Critical Value for Dicky Fuller

Unit Root t-Test Statistics

Model Statistic	N	Probability to the Right of Critical Value 1%	2.5%	5%	10%	90%	95%	97.5%	99%
Model I (no constant, no trend)									
ADF_{tr}	25	-2.66	-2.26	-1.95	-1.60	0.92	1.33	1.70	2.16
	50	-2.62	-2.25	-1.95	-1.61	0.91	1.31	1.66	2.08
	100	-2.60	-2.24	-1.95	-1.61	0.90	1.29	1.64	2.03
	250	-2.58	-2.23	-1.95	-1.61	0.89	1.29	1.63	2.01
	500	-2.58	-2.23	-1.95	-1.61	0.89	1.28	1.62	2.00
	>500	-2.58	-2.23	-1.95	-1.61	0.89	1.28	1.62	2.00
Model II (constant, no trend)									
ADF_{tr}	25	-3.75	-3.33	-3.00	-2.62	-0.37	0.00	0.34	0.72
	50	-3.58	-3.22	-2.93	-2.60	-0.40	-0.03	0.29	0.66
	100	-3.51	-3.17	-2.89	-2.58	-0.42	-0.05	0.26	0.63
	250	-3.46	-3.14	-2.88	-2.57	-0.42	-0.06	0.24	0.62
	500	-3.44	-3.13	-2.87	-2.57	-0.43	-0.07	0.24	0.61
	>500	-3.43	-3.12	-2.86	-2.57	-0.44	-0.07	0.23	0.60
Model III (constant, trend)									
ADF_{tr}	25	-4.38	-3.95	-3.60	-3.24	-1.14	-0.80	-0.50	-0.15
	50	-4.15	-3.80	-3.50	-3.18	-1.19	-0.87	-0.58	-0.24
	100	-4.04	-3.73	-3.45	-3.15	-1.22	-0.90	-0.62	-0.28
	250	-3.99	-3.69	-3.43	-3.13	-1.23	-0.92	-0.64	-0.31
	500	-3.98	-3.68	-3.42	-3.13	-1.24	-0.93	-0.65	-0.32
	>500	-3.96	-3.66	-3.41	-3.12	-1.25	-0.94	-0.66	-0.33

DAFTAR LAMPIRAN

		Hal
LAMPIRAN 1	Data Jumlah Permintaan Darah	101
LAMPIRAN 2	Pengujian Stasioneritas Terhadap *Mean* Menggunakan Uji *Augmented Dicky Fuller*	111
LAMPIRAN 3	Output Model ARIMA	115
LAMPIRAN 4	Hasil Uji Ljung-Box	127
LAMPIRAN 5	Hasil Prediksi	128
LAMPIRAN 6	Grafik Simulasi *Kalman Filter*	140
LAMPIRAN 7	Grafik Nilai Mutlak Kesalahan ARIMA, KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan	144
LAMPIRAN 8	Nilai MAPE pada Saat 5 kali Running	148
LAMPIRAN 9	Plot Transformasi Box-Cox dan *Time Series* dengan *In Sample* 90	150
LAMPIRAN 10	Pengujian Stasioneritas Terhadap *Mean* Menggunakan Uji *Augmented Dicky Fuller* pada *In Sample* 90	157
LAMPIRAN 11	Plot ACF dan PACF pada *In Sample* 90	161
LAMPIRAN 12	Output Model ARIMA dengan *In Sample* 90	165
LAMPIRAN 13	Hasil Uji Ljung-Box pada *In Sample* 90	172
LAMPIRAN 14	Uji Kolmogorov-Smirnov pada *In Sample* 90	176
LAMPIRAN 15	Model ARIMA yang Memenuhi Uji Signifikansi dan *White Noise* pada *In Sample* 90	184
LAMPIRAN 16	Model Terbaik pada *In Sample* 90	185
LAMPIRAN 17	Grafik Simulasi *Kalman Filter* pada *In Sample* 90	186
LAMPIRAN 18	Grafik Nilai Mutlak Kesalahan ARIMA, KF-ARIMA dan KF-ARIMA Simultan Pada *In Sample* 90	190

LAMPIRAN 19 Nilai MAPE Saat 5 kali *Running* pada Model ARIMA dengan *In Sample* 90..... 194
LAMPIRAN 20 *Critical Value for Dicky Fuller* 196

DAFTAR PUSTAKA

[1] Suminar, S.R. (2011). "Analisis Hukum Terhadap Pemberian Darah di Rumah Sakit Berdasarkan Undang-undang No. 4 Tahun 2009 Tentang Rumah Sakit". FH UNISBA. Vol. XIII No. 3.

[2] Data Jumlah Permintaan Darah di Surabaya tahun 2015. diambil pada tanggal 18 September 2015 dari UTD PMI Surabaya.

[3] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. (1999). "*Metode dan Aplikasi Peramalan*". Edisi kedua. Jakarta: Binarupa Aksara.

[4] Factmawati, M. (2014). "Estimasi Parameter Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)". Tugas Akhir. Jurusan Matematika. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

[5] Tresnawati, R., Nuraini, T.A., dan Hanggoro, W. (2010). "Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Metode Kalman Filter dengan Prediktor SST Nino 3.4 Diprediksi". **Jurnal Meteorologi dan Geofisika**. Vol. 11. No. 2: 106-251. Jakarta: Puslitbang BMKG.

[6] Trudinger, C.M., Raupach, M.R., Rayner, P.J., dan Enting, I.G. (2008). "Using Kalman Filter for Parameter Estimation in Biogeochemical Models". **Environmetrics** Vol. 19 No. 8: 849-870.

[7] Wei, W.S. (2006). "*Time Series Analisys Univariate and Multivariate Methods*". Second Edition. United State of America: Pearson Education inc.

[8] Rosadi, D. (2012). "*Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*". Yogyakarta: Andi Offset.

[9] Cryer, J.D., dan Chan, K. (2008). "*Time Series Analysis With Aplication in R*". America: Springer.

[10] Lewis, F.L., Xie, L., dan Popa. (2008). "*Optimal and Robust Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory*". Second Edition. London: CRC Press.

BIODATA PENULIS

Penulis mempunyai nama lengkap Mokhamad Hilmi Pamungkas, lahir di Jombang pada tanggal 7 Juli 1991 sebagai anak keempat dari lima bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yang dimulai dari TK Pertiwi (1995-1997), SDN Peterongan II Jombang (1997-2003), SMP Negeri 1 Peterongan (2003-2006), dan SMK Negeri 3 Jombang (2006-2009). Setelah lulus SMK, penulis sempat bekerja sebagai operator produksi di PT. Showa Indonesia Mfg selama 1,5 tahun. Kemudian pada tahun 2011, penulis melanjutkan studi S1 Matematika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang masuk melalui jalur SNMPTN tulis tahun 2011. Di Jurusan Matematika ITS penulis mengambil Bidang Minat Matematika Terapan. Pada masa kuliah penulis aktif di organisasi UKM KSR PMI ITS. Di organisasi tersebut penulis pernah menjadi Kepala Divisi Logistik (2012-2013) dan dilanjutkan menjadi Wakil Komandan (2013-2014).

Informasi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dapat ditujukan ke penulis melalui email: emha.pamungkas@gmail.com.