

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA
PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN METODE
ARFIMA (STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UMUM
DAERAH KABUPATEN BULELENG)**

***FORECASTING THE AMOUNT OF DIABETES
DISEASE PATIENTS USING ARFIMA METHOD
(CASE STUDY: GENERAL HOSPITAL OF
BULELENG REGENCY)***

MADE JULI DHARMA ADI
NRP 05211440000016

Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA
PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN
METODE ARFIMA (STUDI KASUS: RUMAH
SAKIT UMUM DAERAH KABUPATEN
BULELENG)**

**MADE JULI DHARMA ADI
NRP 05211440000016**

**Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018**



FINAL PROJECT - KS 141501

***FORECASTING THE AMOUNT OF DIABETES
DISEASE PATIENTS USING ARFIMA METHOD
(CASE STUDY: GENERAL HOSPITAL OF
BULELENG REGENCY)***

MADE JULI DHARMA ADI
NRP 05211440000016

Supervisors
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

INFORMATION SYSTEMS DEPARTMENT
Faculty of Information Technology and
Communication
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA PENYAKIT *DIABETES* MENGGUNAKAN METODE *ARFIMA* (STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UMUM DAERAH KABUPATEN BULELENG)

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
Pada
Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

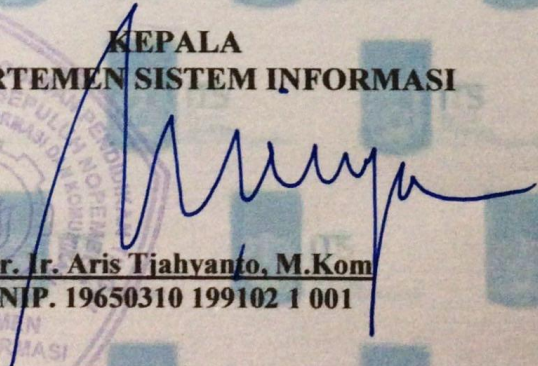
Oleh :

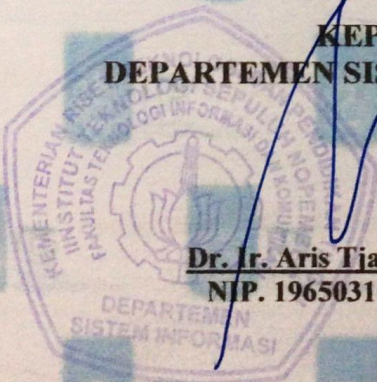
MADE JULI DHARMA ADI
NRP.05211440000016

Surabaya,

Juli 2018

**KEPALA
DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**


Dr. Ir. Aris Tjahyanto, M.Kom
NIP. 19650310 199102 1 001



LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA PENYAKIT *DIABETES* MENGGUNAKAN METODE *ARFIMA* (STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UMUM DAERAH KABUPATEN BULELENG)

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
Pada
Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

MADE JULI DHARMA ADI
NRP.05211440000016

Disetujui Tim Penguji

Tanggal Ujian
Periode Wisuda

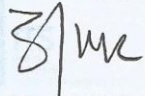
: 11 Juli 2018
: September 2018

Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom



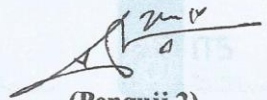
(Pembimbing 1)

Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T.



(Penguji 1)

Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., Ph.D.



(Penguji 2)

**PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA
PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN METODE
ARFIMA (STUDI KASUS : RUMAH SAKIT UMUM
DAERAH KABUPATEN BULELENG)**

Nama Mahasiswa : Made Juli Dharma Adi
NRP : 05211440000016
Departemen : SISTEM INFORMASI FTIK-ITS
Dosen Pembimbing : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

ABSTRAK

Diabetes (diabetes melitus) atau yang sering disebut dengan kencing manis adalah penyakit jangka panjang atau kronis yang ditandai dengan kadar gula darah (glukosa) yang jauh di atas normal. Indonesia sendiri termasuk dalam 10 negara terbesar penderita diabetes. Pada tahun 2013, penderita diabetes di Indonesia diperkirakan mencapai sekitar 8,5 juta orang dengan rentang usia 20-79 tahun. Tetapi kurang dari 50% dari mereka yang menyadarinya. Di Bali penderita diabetes juga terus meningkat. Dinas Kesehatan Provinsi Bali menyatakan, diabetes jadi penyebab kematian nomor 3. Dengan penelitian ini akan dilakukan peramalan dengan metode ARFIMA terhadap penyakit Diabetes di Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Buleleng untuk 1 periode kedepan dengan menggunakan data jumlah pasien tahun 2013-2017. Hosking telah memperkenalkan model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) yang dapat mengatasi kelemahan model ARIMA, dimana ARIMA hanya dapat menjelaskan time series jangka pendek, sedangkan ARFIMA dapat menjelaskan baik jangka pendek maupun jangka panjang. Peramalan dengan metode ARFIMA ini mendapatkan hasil yang baik

untuk data pasien rawat inap dengan nilai MAPE 20% dan pertambahan jumlah pasien sebesar -7%, model ARFIMA (0, d, 4). Namun hasilnya tidak baik untuk data pasien rawat jalan dengan nilai MAPE 86% dan pertambahan jumlah pasien sebesar -76%, model ARFIMA (0, d, 4). Metode ini tidak cocok untuk data dengan tren yang terlalu signifikan. Dengan mengetahui jumlah pasien penderita penyakit yang akan terjadi, pihak Rumah Sakit dapat menentukan langkah antisipasi dan keputusan yang perlu dilakukan terhadap pasien pada periode berikutnya.

Kata Kunci: ***peramalan, diabetes, arfima***

**FORECASTING THE AMOUNT OF DIABETES
DISEASE PATIENTS USING ARFIMA METHOD
(CASE STUDY: GENERAL HOSPITAL OF BULELENG
REGENCY)**

Name	: Made Juli Dharma Adi
NRP	: 05211440000016
Departement	: SISTEM INFORMASI FTIK-ITS
Supervisor	: Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

ABSTRACT

Diabetes (diabetes melitus) or often called diabetes is a long-term or chronic disease characterized by blood sugar levels (glucose) is far above normal. Indonesia itself is among the top 10 countries with diabetes. In 2013, diabetics in Indonesia are estimated to reach about 8.5 million people with an age range of 20-79 years. But less than 50% of them are aware of it. In Bali diabetics are also increasing. Bali Provincial Health Office states that, diabetes is the cause of death number 3. With this research will be doing a forecasting using ARFIMA method to forecast the number of patients with Diabetes disease in Buleleng District General Hospital for 1 period ahead by using data of patient number year 2013-2017. Hosking has introduced ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) models that overcome the weakness of the ARIMA model, where ARIMA can only explain short-term time series, while ARFIMA can explain both short and long term. Forecasting using this ARFIMA method has good results for inpatient data with MAPE value of 20% and an increase in the number of patients by -7%, ARFIMA model (0, d, 4). However, the results were

not good for outpatient data with an 86% MAPE score and an increase in the number of patients by -76%, ARFIMA model (0, d, 4). This method is not suitable for data with trends that are too significant. So by knowing the number of patients with disease that will occur, the Hospital can determine the anticipatory steps and decisions that need to be done to patients in the next period.

Keywords: *forecasting, diabetes, arfima*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Ida Sang Hyang Widhi Wasa, Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul **“PERAMALAN JUMLAH PASIEN PENDERITA PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN METODE ARFIMA (STUDI KASUS : RUMAH SAKIT UMUM DAERAH KABUPATEN BULELENG)”** yang merupakan salah satu syarat untuk kelulusan pada Departemen Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Selama melaksanakan Tugas Akhir ini, penulis menemukan banyak pihak yang telah membantu dan memberikan saran. Atas bantuan yang telah diberikan, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ida Sang Hyang Widhi Wasa yang telah memberikan segala rahmat dan karunia yang telah memberikan kemudahan, kelancaran serta kesehatan selama pengerjaan Tugas Akhir di Departemen Sistem Informasi ITS.
2. Kedua orang tua, Bapak dan Ibu serta Kakak tercinta yang senantiasa mendoakan kelancaran dan kesuksesan serta mendukung dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing yang dengan sabar memberikan arahan dan bimbingan selama pengerjaan Tugas Akhir hingga penyusunan laporan.
4. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., MT dan Bapak Faisal Mahananto, S.Kom., M.Eng., Ph.D selaku dosen penguji yang selalu memberikan saran dan masukan selama Tugas Akhir ini.

5. Bapak Apol Pribadi, ST., MT selaku dosen wali penulis yang selalu memberikan motivasi, wejangan, dukungan dan saran selama penulis menempuh pendidikan S1.
6. Untuk para sahabat satu kontrakan yang selalu menemani, memberikan motivasi dan semangat dalam kuliah dan pengerjaan Tugas Akhir.
7. Untuk sahabat tiga sekawan TRIO Bali, Arymasu Godhein Ndoen dan Gede Doran Andika yang selalu setia menemani perjuangan dan memotivasi dari awal perkuliahan hingga akhirnya masing-masing berjuang bersama untuk menyelesaikan Tugas Akhir.
8. Teman-teman OSIRIS dan semua pihak yang selalu mendukung dan memberi semangat dalam pengerjaan Tugas Akhir.
9. Seluruh dosen pengajar, staff dan karyawan di Departemen Sistem Informasi FTIK ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis selama ini.
10. Serta semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yang belum mampu penulis sebutkan diatas.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doa yang diberikan. Semoga Tuhan Yang Maha Esa, Ida Sang Hyang Widhi Wasa senantiasa memberikan kesehatan, keselamatan, karunia dan rahmat-Nya. Penulis pun ingin memohon maaf karena penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna. Maka dari itu penulis bersedia untuk menerima kritik dan saran terkait dengan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	i
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Relevansi.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1 Penelitian Sebelumnya	9
2.2 Dasar Teori.....	13
2.2.1 Diabetes.....	13
2.2.2 Peramalan	17
2.2.3 ARFIMA	18
2.2.4 Akurasi Hasil Peramalan.....	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	25
3.1 Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	25

3.1.1	Studi Literatur.....	25
3.1.2	Persiapan dan Pengolahan Data.....	27
3.1.3	Penelitian Dengan Metode ARFIMA	27
3.1.4	Penyusunan Laporan Tugas Akhir	29
BAB IV PERANCANGAN.....		31
4.1	Persiapan Data	31
4.1.1	Pengumpulan Data.....	31
4.1.2	Pra-proses Data.....	31
4.2	Pengolahan Data.....	32
4.2.1	Uji Stasioner Ragam.....	32
4.2.2	Transformasi Data	32
4.2.3	Identifikasi Long Memory	33
4.3	Pemodelan Metode ARFIMA.....	33
4.3.1	Estimasi Parameter	34
4.3.2	Pengujian Parameter	34
4.3.3	Pengujian Diagnostik Model	35
4.3.4	Pemilihan Model Terbaik	35
4.3.5	Peramalan Model ARFIMA	35
BAB V IMPLEMENTASI.....		37
5.1	Implementasi Model ARFIMA Data Pasien Rawat Inap.....	37
5.1.1	Pengolahan Data	37
5.1.2	Pemodelan Metode ARFIMA.....	38
5.2	Implementasi Model ARFIMA Data Pasien Rawat Jalan.....	40

5.2.1	Pengolahan Data.....	40
5.2.2	Pemodelan Metode ARFIMA	41
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN.....		45
6.1	Hasil Uji Coba Model ARFIMA.....	45
6.2	Analisa Hasil Peramalan ARFIMA.....	69
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN		73
7.1	Simpulan	73
7.1	Saran.....	74
DAFTAR PUSTAKA.....		75
BIODATA PENULIS.....		77
LAMPIRAN A		79
LAMPIRAN B.....		85
LAMPIRAN C.....		105
LAMPIRAN D		109

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Metodologi penelitian	26
Gambar 6.1 Grafik data jumlah pasien diabetes rawat inap	45
Gambar 6.2 Box-cox plot rawat inap (awal)	46
Gambar 6.3 Box-cox plot rawat inap (hasil transformasi).....	46
Gambar 6.4 Plot ACF rawat inap	47
Gambar 6.5 Plot PACF rawat inap	47
Gambar 6.6 Grafik data jumlah pasien diabetes rawat jalan	51
Gambar 6.7 Box-cox plot rawat jalan (awal).....	52
Gambar 6.8 Box-cox plot rawat jalan (hasil transformasi).....	53
Gambar 6.9 Plot ACF rawat jalan	53
Gambar 6.10 Plot PACF rawat jalan	54
Gambar 6.11 Grafik data rawat jalan skenario-2	54
Gambar 6.12 Plot uji normalitas data rawat jalan skenario-2	55
Gambar 6.13 Grafik data rawat jalan skenario-3	55
Gambar 6.14 Plot uji normalitas data rawat jalan skenario-3	56
Gambar 6.15 Plot forecast ARFIMA (0, d, 4) kasus rawat inap	64
Gambar 6.16 Plot forecast ARFIMA (0, d, 4) kasus rawat jalan skenario-1	65
Gambar 6.17 Plot forecast ARFIMA (0, d, 0) kasus rawat jalan skenario-2	65
Gambar 6.18 Plot forecast ARFIMA (0, d, 0) kasus rawat jalan skenario-3	66
Gambar 6.19 Grafik forecast rawat inap dengan data aktual.....	67
Gambar 6.20 Grafik forecast rawat jalan dengan data aktual	67
Gambar 6.21 Plot rawat inap (A) dan Plot rawat jalan (B).....	70

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Relevansi penelitian dengan Laboratorium RDIB.....	6
Tabel 2.1 Paper acuan pertama.....	9
Tabel 2.2 Paper acuan kedua	10
Tabel 2.3 Paper acuan ketiga.....	11
Tabel 2.4 Paper acuan keempat	12
Tabel 2.5 Tingkat Signifikansi MAPE	23
Tabel 4.1 Transformasi Box-Cox	33
Tabel 6.1 Model ARFIMA rawat inap	48
Tabel 6.2 Estimasi parameter d (rawat inap).....	48
Tabel 6.3 Hasil uji signifikansi parameter (rawat inap).....	49
Tabel 6.4 Uji diagnostik model (rawat inap)	50
Tabel 6.5 Akurasi hasil peramalan model ARFIMA (rawat inap)...	50
Tabel 6.6 Akurasi hasil peramalan model ARFIMA (0, d, 4)	51
Tabel 6.7 Model ARFIMA rawat jalan skenario-1.....	56
Tabel 6.8 Model ARFIMA rawat jalan skenario-2.....	57
Tabel 6.9 Model ARFIMA rawat jalan skenario-3.....	57
Tabel 6.10 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-1	57
Tabel 6.11 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-2	58
Tabel 6.12 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-3	59
Tabel 6.13 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-1	59
Tabel 6.14 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-2	60
Tabel 6.15 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-3	61
Tabel 6.16 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-1	61
Tabel 6.17 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-2	61
Tabel 6.18 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-3	62
Tabel 6.19 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-1	62

Tabel 6.20 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-2 62

Tabel 6.21 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-3 63

Tabel 6.22 Akurasi hasil peramalan rawat jalan tiap skenario 63

Tabel 6.23 Perbandingan MAPE forecast data transformasi dan aktual 68

Tabel 6.24 Persentase pertambahan hasil peramalan rawat inap 69

Tabel 6.25 Persentase pertambahan hasil peramalan rawat jalan 69

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab pendahuluan akan dijelaskan proses identifikasi masalah penelitian yang meliputi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan relevansi terhadap pengerjaan tugas akhir. Berdasarkan uraian pada bab ini, harapannya gambaran umum permasalahan dan pemecahan masalah pada tugas akhir dapat dipahami.

1.1 Latar Belakang

Diabetes (diabetes melitus) atau yang sering disebut dengan kencing manis adalah penyakit jangka panjang atau kronis yang ditandai dengan kadar gula darah (glukosa) yang jauh di atas normal. Glukosa sangat penting bagi kesehatan kita karena merupakan sumber energi utama bagi otak maupun sel-sel yang membentuk otot serta jaringan pada tubuh kita. Indonesia sendiri termasuk dalam 10 negara terbesar penderita diabetes. Pada tahun 2013, penderita diabetes di Indonesia diperkirakan mencapai sekitar 8,5 juta orang dengan rentang usia 20-79 tahun (dikutip dari Federasi Diabetes Internasional). Tetapi kurang dari 50% dari mereka yang menyadarinya.[1]

Prevalensi (bagian dari studi epidemiologi yang membawa pengertian jumlah orang dalam populasi yang mengalami penyakit, gangguan atau kondisi tertentu pada suatu tempo waktu dihubungkan dengan besar populasi dari mana kasus itu berasal) diabetes di Indonesia cenderung meningkat, yaitu dari 5,7% tahun 2007, menjadi 6,9% tahun 2013. Lebih mencengangkan lagi, seperti dirilis Kementerian Kesehatan (Kemenkes), 2/3 diabetesi (sebutan untuk penderita diabetes) di Indonesia tidak mengetahui dirinya memiliki diabetes.

Penyakit mematikan ini masih menjadi persoalan serius dunia, termasuk Indonesia. Indonesia merupakan negara yang berada di urutan ke-4 dengan prevalensi diabetes tertinggi di dunia setelah India, China, dan Amerika Serikat. Bahkan jumlah pengidap diabetes terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Data WHO memperkirakan jumlah penderita diabetes melitus (DM) tipe 2 di Indonesia akan meningkat signifikan hingga 21,3 juta jiwa pada 2030 mendatang.[2]

Sementara itu di Bali penderita diabetes juga terus meningkat. Dinas Kesehatan Provinsi Bali menyatakan, diabetes jadi penyebab kematian nomor 3. Penyakit pertama masih dipegang penyakit stroke dan penyakit jantung koroner di urutan kedua. Diskes menyebutkan bahwa dalam Riskesdas 2013 di Provinsi Bali, ditemukan 1,5 persen penduduk umur di atas 15 tahun menderita diabetes melitus dengan prevalensi tertinggi terdapat di Kabupaten Jembrana (2,0 persen) dan terendah ada di Kabupaten Gianyar dan Karangasem (1,0 persen).[3]

Di Buleleng, tepatnya di Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Buleleng, tidak sedikit pasien yang menderita penyakit diabetes untuk melakukan pengobatan. Ada pasien yang rawat inap, dan juga rawat jalan. Banyaknya pasien membuat pihak Rumah Sakit perlu melakukan penanganan lebih agar semua pasien dapat terlayani dengan baik. Pasien yang sekiranya memerlukan penanganan lebih lanjut oleh dokter, tentu pasien tersebut disarankan untuk melakukan rawat inap. Implikasinya adalah pihak rumah sakit harus menyediakan ruangan untuk pasien tersebut. Hal ini dapat menimbulkan masalah apabila pada suatu waktu semua ruangan sudah penuh dan pasien tidak mendapatkan ruangan. Sehingga pasien harus dirujuk ke rumah sakit lain yang terdekat. Sehingga penanganan terhadap pasien menjadi terhambat dan bisa berakibat fatal bagi pasien.

Masalah berikutnya terkait dengan obat. Organ pankreas dalam tubuh penderita diabetes tipe 1 tidak mampu memproduksi insulin sehingga penderita harus menerima suplai insulin tiap hari. Ada beberapa jenis insulin yang bisa digunakan, antara lain insulin kerja cepat, insulin kerja singkat dan insulin kerja panjang.[4] Sementara itu, ada beberapa jenis obat (biasanya dalam bentuk tablet) yang dapat digunakan untuk diabetes tipe 2. Antara lain, *Metformin* untuk mengurangi kadar gula darah, *Sulfonilurea* untuk meningkatkan produksi insulin dalam pankreas, *Pioglitazone* sebagai pemicu insulin, *Gliptin* (penghambat *DPP-4*) sebagai pencegah pemecahan GLP-1, *Penghambat SGLT-2* yang berdampak pada urine, *Agonis GLP-1* sebagai pemicu insulin tanpa risiko hipoglikemia, *Acarbose* untuk memperlambat pencernaan karbohidrat, *Nateglinide* dan repaglinide untuk melepas insulin ke aliran darah, dan obat-obatan lainnya.[5] Obat-obatan tersebut harus tersedia sewaktu-waktu pasien membutuhkannya. Karenanya, pengadaan obat oleh rumah sakit perlu perhitungan yang tepat agar obat yang tersedia tidak sampai kekurangan stok atau bahkan persediannya terlalu banyak.

Namun tidak hanya dua hal tersebut yang menjadi dasar untuk penelitian ini. Berdasarkan data jumlah pasien diabetes yang melakukan rawat jalan di Rumah Sakit Umum Kabupaten Buleleng ini juga tidak sedikit. Bahkan ada yang melebihi jumlah pasien rawat inap. Merupakan suatu hal yang wajar, disebabkan oleh semakin tingginya kesadaran masyarakat untuk memeriksakan diri mereka, ditambah lagi adanya dukungan program “*Indonesia Sehat*” dari pemerintah Indonesia. Dengan semakin banyaknya jumlah pasien yang melakukan rawat jalan tersebut, pihak Rumah Sakit dituntut untuk melakukan manajemen waktu yang baik agar semua pasien yang datang tiap harinya dapat terlayani. Sehingga dari hasil penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi dan membantu dalam pengambilan keputusan pihak RSUD Kabupaten Buleleng. Baik itu terkait

kebutuhan ruangan, kebutuhan obat maupun kebutuhan staff, yaitu dokter dan perawat dalam hal pelayanan rawat inap dan rawat jalan di tiap harinya.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam tugas akhir ini adalah :

- a. Bagaimana penerapan metode ARFIMA untuk meramalkan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng?
- b. Bagaimana bentuk model ARFIMA terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng?
- c. Bagaimana hasil akurasi peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng menggunakan metode ARFIMA?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah terkait pengerjaan tugas akhir ini adalah:

- a. Penelitian ini hanya berfokus pada pembuatan model peramalan pada peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng.
- b. Peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng dilakukan untuk periode 2018-2019
- c. Data yang digunakan untuk melakukan peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng adalah data pasien rawat jalan dan rawat inap bulanan dari tahun 2013-2017

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian tugas akhir ini adalah:

- a. Menerapkan model ARFIMA untuk melakukan peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng.
- b. Mendapatkan model terbaik dari ARFIMA untuk melakukan peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng.
- c. Mengetahui tingkat akurasi dari hasil peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng untuk 12 periode kedepan (1 tahun).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dapat dihasilkan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah:

Bagi Peneliti

Mampu memahami penerapan metode ARFIMA dalam melakukan peramalan khususnya pada bidang penyakit diabetes.

Bagi Pendidikan

- a. Menjadikan penelitian ini sebagai sumber pustaka untuk penelitian sejenis terkait ARFIMA khususnya pada bidang jumlah pasien penyakit diabetes.
- b. Mempermudah kelanjutan dari penelitian ini dengan dibuatnya data set.

Bagi Pihak Rumah Sakit

Membantu dalam memprediksi jumlah pasien penderita penyakit diabetes di periode yang akan datang.

1.6 Relevansi

Sejumlah data tentang penyakit diabetes di Indonesia cukup mencengangkan. Sample Registration Survey 2014 menyatakan diabetes menjadi pembunuh nomor tiga di Indonesia. Sementara data International Diabetes Federation (IDF) menunjukkan, jumlah penyandang diabetes di Indonesia diperkirakan sebesar 10 juta dan menempati urutan ketujuh tertinggi di dunia.[2]

Untuk memudahkan pencegahan serta untuk meminimalisir jumlah pasien penderita penyakit diabetes ini khususnya di RSUD Kabupaten Buleleng perlu dilakukan sebuah prediksi untuk mengetahui bagaimana proyeksi kedepannya. Penggunaan model ARFIMA ini menghasilkan ramalan yang nantinya akan mendekati data aktual dimana hasil dari peramalan ini bisa digunakan untuk sarana dalam pengambilan keputusan. Sehingga nantinya jumlah pasien penderita penyakit diabetes di RSUD Kabupaten Buleleng ini dapat ditanggulangi serta dilayani dengan baik.

Tabel 1.1 Relevansi penelitian dengan Laboratorium RDIB

Bidang Keilmuan RDIB				
<i>Computer ized Decision Support</i>	<i>Data Management</i>	<i>Business Analytic</i>	<i>Knowledg e Managem ent:</i>	<i>Intelligen t Systems:</i>

Bidang Keilmuan RDIB				
• Decision Support System • System Modelling and Analysis	• Database and Database Management System (DBMS) • Extraction, Transformation, and Load (ETL) System • Data Warehouse (DW), real-time DW, and Data Mart.	• Optimizations • Data/Web / Text Mining • Web Analytic • <u>Peramalan</u>	• Knowledge Management System • Expert Locating System • Ontology	• Expert System • Artificial Neural Network • Fuzzy Logic • Genetic Algorithm • Intelligent Agent • Automated Decision System

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini akan menjelaskan mengenai penelitian sebelumnya dan dasar teori yang dijadikan acuan atau landasan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Landasan teori akan memberikan gambaran secara umum dari landasan penjabaran tugas akhir ini.

2.1 Penelitian Sebelumnya

Berikut ini penelitian-penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir yang disajikan dalam tabel di bawah ini.

Tabel 2.1 Paper acuan pertama

Judul Paper	ARIMA and ARFIMA Models [6]
Penulis; Tahun	Christopher F Baum; 2013
Deskripsi Umum Penelitian	Pada paper ini menjelaskan kedua model menyiratkan densitas spektral yang berbeda untuk frekuensi mendekati nol ketika $d > 0$. Kepadatan spektral dari model <i>ARMA</i> tetap terbatas, tetapi ditarik ke atas oleh upaya model untuk menangkap ketergantungan jangka panjang. Parameter <i>ARFIMA</i> jangka pendek dapat menangkap kedua frekuensi rendah dan komponen frekuensi tinggi dalam densitas spektral. Sebaliknya, model <i>ARMA</i> mengaburkan efek jangka panjang dan jangka pendek. Fleksibilitas tambahan model <i>ARFIMA</i>, dengan parameter terpisah untuk

	menangkap ketergantungan jangka panjang, terbukti dalam perkiraan ini. Meskipun tidak diilustrasikannya di sini, arfima mungkin juga cocok dengan model ‘ARFIMA-X’ dengan tambahan para penyerang eksogen.
Keterkaitan Penelitian	Kelebihan dari penelitian tersebut adalah penggunaan metode <i>ARFIMA</i> yang dapat mengatasi kelemahan pada model ARMA. Dimana model <i>ARFIMA</i> dapat digunakan untuk meramalkan data jangka pendek maupun jangka panjang. Maka dari itu penelitian ini dapat menerapkan metode yang sama yaitu <i>ARFIMA</i> (<i>Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average</i>).

Tabel 2.2 Paper acuan kedua

Judul Paper	Empirical study of ARFIMA model based on fractional differencing [7]
Penulis; Tahun	Jin Xiu, Yao Jin; 2007
Deskripsi Umum Penelitian	Dalam paper ini mereka mempelajari memori jangka panjang dari indeks Hong Kong Hang Sheng menggunakan analisis <i>MRS</i> , menetapkan model <i>ARFIMA</i> , dan merinci prosedur differensiasi fraksional. Selanjutnya, mereka membandingkan model <i>ARFIMA</i> yang dibangun dengan cara ini dari yang membedakannya dengan urutan pertama sebagai alternatif. Hasilnya menunjukkan bahwa, jika dilakukan, banyak informasi berguna tentang deret waktu akan hilang. Rumus ramalan model <i>ARFIMA</i> dikoreksi sesuai dengan metode differensi fraksi, dan

	digunakan dalam penelitian empiris. Diilustrasikan bahwa perkiraan kinerja model <i>ARFIMA</i> tidak sebaik yang diharapkan karena model <i>ARFIMA</i> tidak efektif dalam meramalkan indeks Hang Sheng. Kepastian kesimpulan ini diajukan dari dua aspek yang berbeda.
Keterkaitan Penelitian	Pada penelitian tersebut menggunakan model <i>ARFIMA</i> dan dilakukan diferensiasi fraksional untuk long-term memory. Keterkaitannya dengan penelitian ini dengan menerapkan hal yang sama baik nantinya short/long-term memory.

Tabel 2.3 Paper acuan ketiga

Judul Paper	Forecasting Liquidity Ratio of Commercial Banks in Nigeria [8]
Penulis; Tahun	Omekara C. O., Okereke O.E., Ukaegu L. U; 2016
Deskripsi Umum Penelitian	Dalam paper ini dijelaskan bahwa, model autoregressive fractionally integrated moving average (ARFIMA) diusulkan dan digunakan untuk memodelkan dan meramalkan rasio likuiditas bank komersial di Nigeria. Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) digunakan untuk menguji stasioneritas seri. Fungsi autokorelasi tahan lama dari data menunjukkan adanya struktur memori panjang, dan tes eksponen Hurst digunakan untuk menguji keberadaan struktur memori panjang. Metode estimasi Geweke dan Porter-Hudak (GPH) digunakan untuk mendapatkan parameter memori panjang d model <i>ARFIMA</i> . Sebagai alternatif, model

	ARIMA yang cocok dipasang untuk data rasio likuiditas. Berdasarkan nilai minimum <i>AIC</i> , model terbaik diidentifikasi untuk masing-masing model ARFIMA dan ARIMA. Model ditetapkan sebagai ARFIMA (5,0.12,3) dan ARIMA (1,1,1). Untuk tujuan ini, evaluasi perkiraan untuk dua model dilakukan menggunakan root mean square error (RMSE). Setelah membandingkan hasil peramalan dari dua model, kami menyimpulkan bahwa model ARFIMA adalah model yang jauh lebih baik dalam hal ini.
Keterkaitan Penelitian	Terdapat keterkaitan antara penelitian tersebut dengan penelitian ini dimana pada penggunaan metode <i>ARFIMA</i> dan <i>Root Mean Square Error</i> atau <i>Mean Square Error</i> serta <i>Akaike Information Criterion</i> untuk menentukan error dari hasil peramalannya.

Tabel 2.4 Paper acuan keempat

Judul Paper	An Evaluation of ARFIMA (Autoregressive Fractional Integral Moving Average) Programs [9]
Penulis; Tahun	Kai Liu, YangQuan Chen, Xi Zhang; 2017
Deskripsi Umum Penelitian	Pada paper ini dijelaskan bahwa model <i>Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average</i> (ARFIMA) adalah generalisasi model orde integer konvensional – <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) dan <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA). Oleh karena itu, ia memiliki aplikasi yang jauh lebih luas karena dapat

	menangkap ketergantungan jarak pendek (<i>short-term</i>) dan ketergantungan jarak jauh (<i>long-term</i>). Untuk saat ini, beberapa program perangkat lunak telah dikembangkan untuk menangani proses <i>ARFIMA</i>. Namun, sangat disayangkan melihat bahwa menggunakan alat numerik yang berbeda untuk analisis deret waktu biasanya memberikan hasil yang sangat berbeda dan terkadang berbeda secara radikal. Pengguna sering bingung tentang alat yang sesuai untuk aplikasi tertentu. Mereka melakukan survei dan evaluasi menyeluruh terhadap <i>tool ARFIMA</i> yang tersedia dalam literatur dengan harapan bermanfaat bagi para peneliti dengan latar belakang akademis yang berbeda. Dalam makalah ini, empat aspek program <i>ARFIMA</i> mengenai simulasi, pecahan variasi, estimasi dan perkiraan fraksi, dibandingkan dan dievaluasi di berbagai platform perangkat lunak.
Keterkaitan Penelitian	Pada paper tersebut dijelaskan mengenai tool untuk <i>ARFIMA</i>, yang mana dapat diterapkan untuk penelitian ini. Beberapa tool tersebut antara lain <i>MATLAB applications</i>, <i>R packages</i>, <i>SAS software</i>, dan <i>OxMetrics</i>

2.2 Dasar Teori

Berikut ini dijabarkan dasar-dasar teori yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir, yaitu:

2.2.1 Diabetes

Diabetes (diabetes melitus) atau yang sering disebut dengan kencing manis adalah penyakit jangka panjang atau kronis yang

ditandai dengan kadar gula darah (glukosa) yang jauh di atas normal. Glukosa sangat penting bagi kesehatan kita karena merupakan sumber energi utama bagi otak maupun sel-sel yang membentuk otot serta jaringan pada tubuh kita. Indonesia sendiri termasuk dalam 10 negara terbesar penderita diabetes. Pada tahun 2013, penderita diabetes di Indonesia diperkirakan mencapai sekitar 8,5 juta orang dengan rentang usia 20-79 tahun (dikutip dari Federasi Diabetes Internasional). Tetapi kurang dari 50% dari mereka yang menyadarinya. Penyakit ini memiliki dua jenis utama, yaitu diabetes tipe 1 dan tipe 2. Sangatlah penting bagi kita untuk mengetahui gejala awal diabetes. Baik bagi yang berisiko tinggi maupun bagi yang merasa sehat dan tidak memiliki riwayat atau potensi mengidap diabetes.

Diabetes tipe 1 dapat berkembang dengan cepat dalam beberapa minggu, bahkan beberapa hari saja. Sedangkan banyak penderita diabetes tipe 2 yang tidak menyadari bahwa mereka telah mengidap diabetes selama bertahun-tahun karena gejalanya cenderung tidak spesifik. Beberapa gejala diabetes tipe 1 dan tipe 2 meliputi :

- a. Sering merasa haus.
- b. Sering buang air kecil, terutama di malam hari.
- c. Rasa lapar yang ekstrem.
- d. Turunnya berat badan tanpa sebab yang jelas.
- e. Berkurangnya massa otot.
- f. Terdapat keton dalam air seni. Keton adalah produk sampingan dari metabolisme otot dan lemak yang terjadi ketika produksi insulin tidak cukup.
- g. Kelelahan.
- h. Pandangan yang kabur.
- i. Luka yang lama sembuh.
- j. Sering mengalami infeksi, misalnya pada gusi, kulit, vagina, atau saluran kemih.[1]

2.2.1.1 Pengaruh Hormon Insulin dan Diabetes

Seluruh sel dalam tubuh manusia membutuhkan glukosa agar dapat bekerja dengan normal. Kadar zat gula dalam darah biasanya dikendalikan oleh hormon insulin yang diproduksi oleh pankreas, yaitu organ yang terletak di belakang lambung.

Tetapi organ pankreas milik penderita diabetes tidak mampu memproduksi hormon insulin sesuai kebutuhan tubuh. Tanpa insulin, sel-sel tubuh tidak dapat menyerap dan mengolah glukosa menjadi energi.[1]

2.2.1.2 Diabetes Tipe 1

Penderita diabetes tipe 1 sangat bergantung kepada insulin karena sistem kekebalan tubuh penderita akan menyerang dan menghancurkan sel-sel pankreas yang memproduksi insulin. Hal ini memicu peningkatan kadar glukosa sehingga terjadi kerusakan pada organ-organ tubuh. Hingga saat ini, penyebab di balik diabetes tipe 1 belum diketahui secara pasti.

Penderita jenis diabetes ini umumnya berusia di bawah 40 tahun, biasanya muncul pada masa remaja atau anak-anak. Karena itu, diabetes tipe 1 juga disebut sebagai diabetes anak-anak.

Diabetes tipe 1 lebih jarang terjadi dibandingkan dengan diabetes tipe 2. Di antara 10 orang penderita diabetes, diperkirakan hanya sekitar 1 orang yang mengidap tipe 1. Selain harus menerima suntikan insulin setiap hari, penderita diabetes tipe 1 juga disarankan untuk menjaga kadar glukosa dalam darah agar tetap seimbang. Misalnya dengan menerapkan pola makan sehat dan menjalani tes darah secara rutin.[1]

2.2.1.3 Diabetes Tipe 2

Diabetes tipe 2 merupakan jenis diabetes yang lebih umum terjadi. Sekitar 90 persen penderita diabetes di dunia mengidap diabetes tipe ini. Diabetes jenis ini disebabkan oleh kurangnya produksi insulin dalam tubuh atau sel-sel tubuh yang menjadi kurang sensitif terhadap insulin. Kekurangpekaan sel-sel tubuh ini dikenal dengan istilah resistensi terhadap insulin.

Gejala pada penderita diabetes tipe ini biasanya dapat dikendalikan dengan pola makan sehat dan memantau kadar glukosa dalam darah. Tetapi, tetaplah waspada karena penyakit ini akan terus berkembang dalam tubuh dan lambat laun Anda akan membutuhkan langkah pengobatan.

Diabetes tipe 2 sering dihubungkan dengan obesitas. Memang tidak semua orang yang mengidap obesitas akan otomatis menderita diabetes tipe 2. Tetapi, makin tinggi indeks massa tubuh seseorang, maka risiko diabetes tipe ini juga meningkat. Diabetes akibat obesitas umumnya menyerang para manula.[1]

2.2.1.4 Risiko Diabetes Kehamilan

Diabetes juga kerap menyerang para ibu hamil. Terdapat sebagian wanita yang memiliki kadar glukosa dalam darah yang sangat tinggi selama masa kehamilan, sehingga tubuh mereka tidak dapat memproduksi cukup insulin untuk menyerapnya. Diabetes yang dikenal sebagai diabetes kehamilan ini dapat terjadi pada sekitar 15 hingga 18 orang di antara 100 wanita yang hamil.

Penderita diabetes tipe 1 yang hamil juga akan memiliki risiko tinggi karena dapat berdampak pada ibu serta janin. Sangatlah penting bagi penderita diabetes yang sedang hamil untuk menjaga keseimbangan kadar gula darahnya.

Ibu yang sedang hamil sebaiknya lebih cermat memantau kadar gula darah pada trimester kedua (minggu 14-26). Pada masa itulah diabetes kehamilan umumnya berkembang dan kemudian hilang setelah melahirkan. Meski demikian, risiko diabetes tipe 2 pada wanita yang pernah mengalami diabetes kehamilan adalah sekitar tiga kali lebih tinggi dibandingkan populasi pada umumnya.[1]

2.2.2 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* adalah seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa yang akan terjadi dengan menggunakan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa bentuk model matematis. Untuk melakukan peramalan diperlukan metode tertentu dan metode mana yang digunakan tergantung dari data dan informasi yang akan diramal serta tujuan yang hendak dicapai. Secara umum, metode peramalan dibagi dalam dua kelompok utama, yaitu metode kualitatif (subjektif) dan metode kuantitatif.[10]

a. Metode Kualitatif (Subjektif)

Metode peramalan kualitatif lebih mengandalkan judgment dan intuisi manusia ketimbang penggunaan data historis yang dimiliki. Metode ini banyak digunakan dalam banyak pengambilan keputusan sehari-hari. Hal ini terutama disebabkan oleh kebutuhan yang mendesak dan biaya yang relatif tinggi untuk menggunakan metode peramalan yang canggih. Lagi pula, pengambil keputusan kerap kali percaya bahwa intuisinya tentang masalah-masalah tertentu lebih dapat dipercaya dari pada fungsi peramalan matematik.

b. Metode Kuantitatif

Peramalan dengan menggunakan metode kuantitatif dapat diterapkan apabila terdapat tiga kondisi berikut :

- 1) Tersedia informasi tentang masa lalu,

- 2) Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik,
- 3) Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa mendatang.

Menurut Makridakis dkk. (1998), metode peramalan kuantitatif dapat dibagi menjadi dua jenis model peramalan yang utama, yaitu metode kausal (regresi) dan metode time series.

2.2.3 ARFIMA

Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) merupakan pengembangan dari model ARIMA yang pertama kali dikenalkan oleh Granger dan Joyeux (1980). Sedangkan Hosking (1981) memperkenalkan sifat jangka panjang (long memory) pada data dengan ciri hasil plot ACF (Autocorrelation Function) turun lambat secara hiperbolik dan memiliki nilai Statistik Hurst antara $0.5 < H < 1$. Model ARFIMA memiliki tiga parameter yaitu p , d , dan q . Dimana p adalah parameter *autoregressive*, d adalah parameter *differencing* dan q adalah parameter *moving average*. Dimana parameter d berupa bilangan riil antara $-0.5 < d < 0.5$ dan dapat dicari menggunakan metode regresi spektral.[11]

Model ARFIMA (p, d, q) lebih dapat diterima bahkan untuk permasalahan tidak fraksional ARMA (p, q). Model ARFIMA akan tak stasioner jika $d \geq 0.5$. Bagaimanapun juga ketergantungan jangka panjang ini berhubungan dengan seluruh $d > 0$ yang menangkap fenomena jangka panjang tanpa berpengaruh terhadap jangka pendeknya. Keuntungan yang didapat jika menggunakan model ARFIMA (p, d, q) menurut Sowell (1992) antara lain :

- a) mampu memodelkan perubahan yang tinggi dalam jangka panjang (long-term persistence).
- b) mampu menjelaskan struktur korelasi jangka panjang dan jangka pendek sekaligus.

- c) mampu memberikan model dengan parameter yang lebih sederhana (parsimony) baik untuk data dengan memori jangka panjang maupun jangka pendek.

Langkah-langkah yang ditempuh dalam pemodelan ARFIMA adalah estimasi parameter, pengujian parameter, pengujian diagnostik model, pemilihan model terbaik, serta peramalan model ARFIMA. [12]

Model ARFIMA (p, d, q) dapat ditulis sebagai berikut (Jan Beran, 1994) :

$$\phi(B)\nabla^d Z_t = \theta(B)a_t \quad t = 1, 2, \dots, T \quad \dots\dots\dots(2.1)$$

Keterangan:

t = indeks dari pengamatan

d = parameter pembeda (bilangan pecahan)

$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ adalah polynomial AR (p)

$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ adalah polynomial MA (q)

$$\nabla^d = (1 - L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-1)^j L^j$$

, $d > j$ adalah operator pembedaan pecahan.

dengan $\binom{d}{j} = \frac{d!}{j!(d-j)!} = \frac{r(d+1)}{r(j+1)r(d-j+1)}$ dan $r(x)$ merupakan fungsi gamma, sehingga

$$\begin{aligned} \nabla^d &= \binom{d}{0} (-1)^0 L^0 + \binom{d}{1} (-1)^1 L^1 + \binom{d}{2} (-1)^2 L^2 + \dots \\ &= \frac{d!}{0!(d-0)!} L^0 - \frac{d!}{1!(d-1)!} L^1 + \frac{d!}{2!(d-2)!} L^2 + \dots \end{aligned}$$

$$= 1 - dL - \frac{1}{2}(1-d)dL^2 - \frac{1}{6}(2-d)(1-d)dL^3 + \dots [11]$$

2.2.3.1 Exact Maximum Likelihood

Metode Maximum Likelihood merupakan metode yang paling sering digunakan dalam mengestimasi parameter. Pada intinya metode ini digunakan untuk mendapatkan estimasi parameter dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood L . [13] Fungsi likelihood adalah fungsi probabilitas bersama dari $x_1, x_2, \dots, x_n, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ dimana dianggap sebagai fungsi dalam parameter θ . [14] Nilai yang diestimasi adalah parameter d pada ARFIMA. Karakteristik deret yang *fractionally integrated* untuk berbagai nilai d menurut Hosking (1981) antara lain sebagai berikut :

1. $|d| \geq \frac{1}{2}$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan tidak stasioner.
2. $0 < d < \frac{1}{2}$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan stasioner dengan adanya ketergantungan positif antar objek yang terpisah jauh ditunjukkan dengan autokorelasi positif dan turun lambat.
3. $-\frac{1}{2} < d < 0$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan stasioner dengan memiliki ketergantungan negatif yang ditandai dengan autokorelasi negatif dan turun lambat.
4. $d = 0$ menyatakan proses berkorelasi pendek.

2.2.3.2 Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Bila estimasi parameter θ pada model ARFIMA adalah $\hat{\theta}$, sedangkan estimasi standar error dari estimasi parameter adalah $SE(\hat{\theta})$, maka hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter adalah :

- a) $H_0 : \theta = 0$ (parameter tidak berpengaruh terhadap model)

$H_1 : \theta \neq 0$ (parameter berpengaruh terhadap model)

b) Statistik uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

c) Kaidah pengambilan keputusan. Tolak H_0 jika :
 $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}(n-p)}$, dengan n adalah banyaknya observasi, dan p adalah jumlah parameter yang ditaksir.
 Atau juga nilai $p - value < \alpha$.

2.2.3.3 Diagnostik Model

Proses pengujian diagnostik ini dilakukan analisis nilai sisa. Model dikatakan memadai jika nilai sisa a_t adalah *white noise*, yaitu nilai sisa mempunyai mean nol dan variansi konstan, serta nilai sisa tidak berkorelasi. Selain itu nilai sisa a_t juga harus memenuhi asumsi distribusi normal.[15]

2.2.4 Akurasi Hasil Peramalan

Terdapat ukuran yang dijadikan patokan untuk mengukur tingkat keakuratan atau akurasi suatu model peramalan. Apabila error (perbandingan nilai peramalan dan nilai aktual) yang didapat kecil maka dapat dikatakan hasil peramalan tersebut baik. Adapun beberapa ukuran ketepatan peramalan yang nantinya juga akan digunakan pada penelitian ini antara lain sebagai berikut.

2.2.4.1 MSE (Mean Square Error)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \dots\dots\dots(2.2)$$

Keterangan :

Y_i = nilai aktual

$\hat{Y}_i$ = nilai forecast

n = jumlah data[8]

Nilai *Mean Square Error* yang kecil berarti nilai estimasi hampir sama dengan nilai sesungguhnya. (Makridakis dan Wheelwright, 1995).

2.2.4.2 MAD (Mean Absolute Deviation)

Adalah jumlah nilai absolute dari forecast error yang dibagi dengan banyaknya data.

$$MAD = \frac{\sum(\text{Nilai Absolut Forecast Error})}{n} \dots\dots\dots(2.3)$$

2.2.4.3 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Merupakan rata-rata absolute dari persentase error yang didapat dari peramalan.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{a_t - f_t}{a_t} \right| \dots\dots\dots(2.4)$$

Keterangan :

a_t = nilai aktual

f_t = nilai forecast

n = jumlah data yang diforecast

(Makridakis dan Wheelwright, 1995).

Tabel 2.5 Tingkat Signifikansi MAPE

Persentase MAPE	Tingkat Signifikansi
< 10%	<i>Excellent</i> (hasil peramalan sangat baik)
10 – 20%	<i>Good</i> (hasil peramalan baik)
20 – 50%	<i>Reasonable</i> (hasil peramalan cukup)
> 50%	<i>Bad</i> (hasil peramalan buruk)

Pada Tabel 2.5 dapat dilihat tingkat signifikansi dari persentase hasil MAPE mulai dari Excellent - Bad.

2.2.4.4 AIC (Akaike Information Criterion)

Akaike pada tahun 1973 memperkenalkan suatu pemilihan model terbaik selain MSE. AIC digunakan untuk menemukan model yang dapat menjelaskan data dengan parameter bebas yang minimum. Model yang dipilih adalah model dengan nilai AIC terendah.

Wei (1990) menjelaskan untuk menghitung AIC digunakan persamaan :

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}_n^2 + 2p \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan, *n* : banyaknya data[8]

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

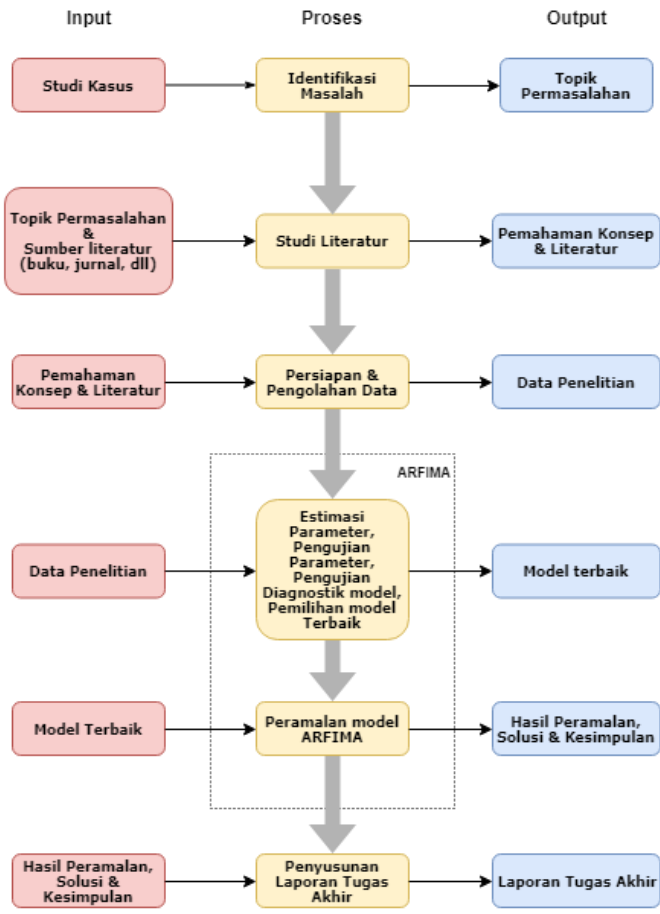
Pada bab metode penelitian akan diurutkan tahapan-tahapan apa saja yang dilakukan dalam menyelesaikan penelitian tugas akhir ini. Masing-masing tahapan akan dijelaskan secara rinci. Lalu disertakan jadwal pengerjaan tiap tahapan.

3.1 Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

Pada sub bab ini akan menjelaskan mengenai metodologi dalam pelaksanaan tugas akhir. Metodologi penelitian tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1.

3.1.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan berbagai referensi seperti buku pustaka, penelitian sebelumnya, dan dokumen terkait yang mendukung penyelesaian tugas akhir ini. Studi literatur didasarkan pada topik yang telah dipilih yaitu mengenai peramalan jumlah pasien penderita penyakit diabetes dengan metode tertentu untuk membuat model dan mendapatkan solusi berdasarkan model yang dibuat menggunakan algoritma tertentu. Untuk mencari metode tersebut, dilakukan *gap analysis* untuk mencari kelebihan dan kekurangan dari masing-masing metode yang pernah diterapkan dalam kasus yang serupa.



Gambar 3.1 Metodologi penelitian

3.1.2 Persiapan dan Pengolahan Data

Setelah mendapatkan pemahaman konsep terkait metode yang digunakan, dilakukan pengumpulan data yang didapat melalui Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Buleleng serta *software* (perangkat lunak) yang digunakan dalam penelitian ini :

- a. Data jumlah pasien penyakit Diabetes pada tahun 2013-2017.
- b. Data yang didapat diakumulasikan menjadi data pasien penyakit diabetes per bulan, yang dibedakan atas pasien rawat inap dan pasien rawat jalan.
- c. Data akan diolah menggunakan metode ARFIMA dengan bantuan *software* Minitab 18 dan Ox Metrics.

Data yang telah terkumpul dan dibersihkan sedemikian rupa (*cleansing*) kemudian akan diolah terlebih dahulu sebelum dimodelkan dengan metode ARFIMA. Pengolahan yang dimaksud antara lain melakukan uji stasioner ragam, transformasi data hingga proses uji long memory.

3.1.3 Penelitian Dengan Metode ARFIMA

Selanjutnya akan dilakukan tahapan-tahapan dari metode ARFIMA untuk mendapatkan model terbaik guna meramalkan data pasien penyakit diabetes.

3.1.3.1 Estimasi Parameter

Metode untuk melakukan estimasi parameter pada penelitian ini akan menggunakan metode *EML* (*Exact Maximum Likelihood*). Data pasien penyakit diabetes yang sudah stasioner dilakukan proses estimasi untuk menentukan nilai d terbaik untuk model ARFIMA. Estimasi parameter ini dilakukan pada *software* OxMetrics dengan fungsi *Maximum Likelihood*. Secara otomatis akan diperoleh nilai d untuk model ARFIMA.

3.1.3.2 Pengujian Parameter

Pengujian parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Untuk mengetahui apakah model signifikan atau tidak, dilihat dari nilai t_{hitung} (t-value pada *software* OxMetrics) $> t - tabel$. Dimana panduan untuk menentukan nilai $t - tabel$ berdasarkan nilai df (degree of freedom) dapat dilihat pada Lampiran C. Nilai α yang digunakan untuk penelitian ini yaitu 5% (0.05). Parameter yang diuji signifikansinya adalah parameter d . Sehingga nilai t-value variabel yang lain dapat diabaikan.

3.1.3.3 Pengujian Diagnostik Model

Pada tahap ini akan diuji apakah residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Model-model yang sudah diuji signifikansi parameternya akan diuji kembali dengan pengujian diagnostik dan akan dipilih model yang memenuhi asumsi nilai *white noise* dan berdistribusi normal.

3.1.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Model yang telah memenuhi syarat (parameter signifikan, residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal) akan dibandingkan tingkat keakuratannya berdasarkan fungsi pengukuran tingkat akurasi yakni MAPE, MSE, dan AIC. Selanjutnya dari model yang terpilih akan dilakukan proses peramalan untuk periode ke depan.

3.1.3.5 Peramalan Model ARFIMA

Selanjutnya pada tahapan ini dilakukan proses peramalan untuk periode 2018-2019 berdasarkan model yang sudah ditentukan. Dari hasil peramalan ini akan diketahui bagaimana perbandingannya terhadap nilai aktualnya sehingga dapat dihitung error -nya untuk mendapat nilai akurasi.

3.1.4 Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Pada tahapan ini dilakukan penyusunan laporan tugas akhir sebagai bentuk dokumentasi atas terlaksananya tugas akhir ini. Dalam laporan tersebut akan mencakup sebagai berikut:

a. Bab I Pendahuluan

Pada bab pendahuluan akan dijabarkan proses identifikasi masalah penelitian yang meliputi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan relevansi terhadap pengerjaan tugas akhir.

b. Bab II Tinjauan Pustaka

Bab ini akan menjelaskan mengenai penelitian sebelumnya dan dasar teori yang dijadikan acuan atau landasan dalam pengerjaan tugas akhir ini.

c. Bab III Metodologi Penelitian

Pada bab ini dijelaskan mengenai tahapan-tahapan apa saja yang dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Lalu disertakan jadwal pengerjaan tiap tahapan.

d. Bab IV Perancangan

Pada bab ini berisi rancangan penelitian, rancangan bagaimana penelitian akan dilakukan, pemilihan objek penelitian, dan sebagainya.

e. Bab V Implementasi

Pada bab ini berisi proses pelaksanaan penelitian, bagaimana penelitian dilakukan, penerapan strategi pelaksanaan, hambatan, rintangan dalam pelaksanaan, dan sebagainya.

f. Bab VI Analisis dan Pembahasan

Pada bab ini berisi pembahasan tentang penyelesaian permasalahan yang dikerjakan pada penelitian tugas akhir ini.

g. Bab VII Kesimpulan dan Saran

Berisi tentang kesimpulan dan saran yang ditujukan untuk kelengkapan penyempurnaan tugas akhir ini.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV

PERANCANGAN

Pada bab ini berisi rancangan penelitian, rancangan bagaimana penelitian akan dilakukan, pemilihan objek penelitian, persiapan data dan pengolahan data yang akan dilakukan untuk peramalan dalam penelitian ini.

4.1 Persiapan Data

Pada tahap ini akan dilakukan proses pengumpulan data hingga data dapat digunakan dalam pengerjaan penelitian tugas akhir ini. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data jumlah pasien penderita penyakit diabetes di Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Buleleng.

4.1.1 Pengumpulan Data

Bahan penelitian dalam tugas akhir ini adalah data jumlah pasien penderita penyakit diabetes di Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Buleleng dari Januari 2013 hingga Desember 2017 dalam periode bulanan dengan satuan orang. Data didapatkan langsung dari RSUD Kabupaten Buleleng.

4.1.2 Pra-proses Data

Persiapan data atau pra-proses data dimulai dari melakukan perhitungan jumlah data keseluruhan pasien penyakit diabetes yang sebelumnya data pasien per individu diakumulasikan menjadi data pasien tiap bulan. Kemudian dilakukan *cleansing* data untuk memastikan tidak ada data yang terduplikasi atau tidak sesuai dengan kriteria pada penelitian ini.

4.2 Pengolahan Data

Pada bagian ini dilakukan proses memvisualisasikan data masukan yang akan diproses menggunakan metode ARFIMA dan seluruh tahapan-tahapannya sehingga mendapatkan model yang terbaik. Sebelum data-data ini diproses dengan metode ARFIMA, akan dicek terlebih dahulu apakah data tersebut sudah stasioner atau belum. Sama halnya dengan metode ARMA dan ARIMA, metode ini (*ARFIMA*) juga memiliki syarat bahwa data yang akan digunakan harus stasioner. Stasioner merupakan syarat umum untuk meramalkan data time series.

4.2.1 Uji Stasioner Ragam

Uji stasioner ragam atau varian ini dilakukan dengan software Minitab dengan menggunakan fungsi *Box-Cox transformation*. Uji stasioneritas ini dilihat berdasarkan nilai rounded value. Apabila *rounded value* = 1 maka data telah stasioner, namun jika nilai *rounded value* $\neq$ 1 maka data tidak stasioner dalam ragam maka perlu dilakukan proses transformasi data. Data yang digunakan dalam uji stasioner ragam adalah data jumlah pasien penyakit diabetes.

4.2.2 Transformasi Data

Transformasi data ini dilakukan apabila data tidak stasioner dalam ragam. Data yang di transformasi adalah data yang telah diuji pada uji stasioner ragam, yaitu data jumlah pasien penyakit diabetes. Transformasi data dapat dilakukan menggunakan Minitab menggunakan fungsi *Box-Cox Transformation*. Transformasi *Box-Cox* (Wei, 1990) untuk beberapa nilai yang sering digunakan ditampilkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Transformasi Box-Cox

Nilai estimasi λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{Y_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0	$\ln Y_t$
0.5	$\sqrt{Y_t}$
1	Y_t (tidak ada transformasi)

4.2.3 Identifikasi Long Memory

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui apakah data memiliki ketergantungan jangka panjang atau tidak. Uji ini dilakukan menggunakan plot *ACF* (Autocorrelation Function) dan *PACF* (Partial Autocorrelation) pada software Minitab. Long memory pada data dapat dilihat dari plot *ACF* yang autokorelasinya turun lambat secara hiperbolik dan memiliki nilai Statistik Hurst antara $0.5 < H < 1$. [11], [16]

4.3 Pemodelan Metode ARFIMA

Pada subbab ini akan dijelaskan lebih lanjut mengenai tahapan-tahapan proses peramalan yang dilakukan dengan metode ARFIMA untuk meramalkan jumlah pasien penyakit Diabetes 1 periode berikutnya.

4.3.1 Estimasi Parameter

Metode untuk melakukan estimasi parameter pada penelitian ini akan menggunakan metode *EML (Exact Maximum Likelihood)*. Karakteristik deret yang *fractionally integrated* untuk berbagai nilai d menurut Hosking (1981) antara lain sebagai berikut :

1. $|d| \geq \frac{1}{2}$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan tidak stasioner.
2. $0 < d < \frac{1}{2}$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan stasioner dengan adanya ketergantungan positif antar objek yang terpisah jauh ditunjukkan dengan autokorelasi positif dan turun lambat.
3. $-\frac{1}{2} < d < 0$ menyatakan proses berkorelasi panjang dan stasioner dengan memiliki ketergantungan negatif yang ditandai dengan autokorelasi negatif dan turun lambat.
4. $d = 0$ menyatakan proses berkorelasi pendek.

4.3.2 Pengujian Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Bila estimasi parameter θ pada model ARFIMA adalah $\hat{\theta}$, sedangkan estimasi standar error dari estimasi parameter adalah $SE(\hat{\theta})$, maka hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter adalah :

- d) $H_0 : \theta = 0$ (parameter tidak berpengaruh terhadap model)
- $H_1 : \theta \neq 0$ (parameter berpengaruh terhadap model)
- e) Statistik uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

- f) Kaidah pengambilan keputusan. Tolak H_0 jika :
 $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}(n-p)}$, dengan n adalah banyaknya observasi, dan p adalah jumlah parameter yang ditaksir. Atau juga nilai $p - value < \alpha$.

4.3.3 Pengujian Diagnostik Model

Pada pengujian diagnostik ini dilakukan analisis nilai sisa. Model dikatakan memadai jika nilai sisa a_t adalah *white noise*, yaitu nilai sisa mempunyai mean nol dan variansi konstan, serta nilai sisa tidak berkorelasi. Selain itu nilai sisa a_t juga harus memenuhi asumsi distribusi normal. Apabila ternyata model tidak memenuhi asumsi tersebut, maka harus dirumuskan kembali model yang baru, yang selanjutnya diestimasi dan parameternya diuji kembali.

4.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Pada tahapan ini dilakukan pemilihan model terbaik dimana untuk memilih model terbaik pada analisis *time series*, kriteria pemilihan model biasanya didasarkan pada statistik yang diperoleh dari nilai sisa. Pada penelitian ini digunakan beberapa kriteria pemilihan model didasarkan pada nilai sisa, antara lain *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), serta *Akaike Information Criterion* (AIC).

4.3.5 Peramalan Model ARFIMA

Selanjutnya pada tahapan ini dilakukan proses peramalan untuk periode 2018-2019 berdasarkan model ARFIMA yang sudah ditentukan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

IMPLEMENTASI

Bab ini menjelaskan proses pelaksanaan penelitian dan pembuatan model yang akan digunakan untuk peramalan.

5.1 Implementasi Model ARFIMA Data Pasien Rawat

Inap

Pada subbab ini akan dijelaskan mengenai pengimplementasian proses-proses pada metode ARFIMA.

5.1.1 Pengolahan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengolahan data pasien khususnya rawat inap, dengan memvisualisasikan data dengan *software* Minitab melalui *Time Series Plot*. Gambaran grafik dari data setelah dilakukan proses *cleansing* dapat dilihat untuk menunjukkan jumlah pasien diabetes rawat inap. Dari grafik tersebut akan dilihat apakah data pasien penyakit diabetes rawat inap ini sudah stasioner atau belum. Jika berdasarkan pengamatan data masih belum terlihat stasioner maka akan dilakukan uji stasioneritas. Berdasarkan grafik data yang menunjukkan bahwa data jumlah pasien diabetes rawat inap memiliki tren yang naik. Selanjutnya akan dilakukan uji stasioneritas untuk membuktikan lebih jelas apakah data tersebut stasioner atau tidak.

5.1.1.1 Uji Stasioner Ragam

Uji stasioner ragam atau varian ini dilakukan dengan *software* Minitab dengan menggunakan fungsi *Box-Cox transformation*. Uji stasioneritas ini dilihat berdasarkan nilai rounded value.

5.1.1.2 Transformasi Data

Transformasi data ini dilakukan karena data tidak stasioner dalam ragam. Data yang di transformasi adalah data yang telah diuji pada uji stasioner ragam, yaitu data jumlah pasien penyakit diabetes rawat inap. Transformasi data dapat dilakukan menggunakan *Minitab* menggunakan fungsi yang sama yaitu *Box-Cox Transformation*. Dengan melakukan centang pada bagian *maximum rounded value* agar dapat menghasilkan *rounded value* = 1 (stasioner). Untuk melihat apakah data tersebut sudah stasioner maka dilihat kembali *Box-cox Plot* - nya.

5.1.1.3 Identifikasi Long Memory

Setelah data dianggap stasioner, uji long memory ini untuk mengetahui apakah data memiliki ketergantungan jangka panjang atau tidak. Uji ini dilakukan menggunakan plot *ACF* (Autocorrelation Function) dan *PACF* (Partial Autocorrelation) pada software *Minitab*.

5.1.2 Pemodelan Metode ARFIMA

Proses berikutnya adalah implementasi model ARFIMA terhadap data yang sudah diolah, untuk mendapatkan hasil peramalan periode berikutnya.

5.1.2.1 Estimasi Parameter

Metode untuk melakukan estimasi parameter d pada penelitian ini akan menggunakan metode *EML* (*Exact Maximum Likelihood*). Berdasarkan hasil plot *ACF* akan didapatkan jumlah ordo *Moving Average* (MA) dan dari plot *PACF* sebelumnya akan didapatkan jumlah ordo *Autoregressive* (AR). Kemudian masing-masing perkiraan model tersebut dilakukan estimasi dengan metode *Exact Maximum Likelihood* (EML). Berdasarkan hasil tersebut, parameter d memiliki karakteristik deret *fractionally integrated* menurut Hosking (1981) yakni

menyatakan proses yang berkorelasi panjang stasioner dengan ketergantungan positif ($0 < d < \frac{1}{2}$) dan negatif ($-\frac{1}{2} < d < 0$).

5.1.2.2 Pengujian Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Untuk mengetahui apakah model signifikan atau tidak, dilihat dari nilai t_{hitung} (t-value pada *software* OxMetrics) $> t - tabel$. Dimana nilai $t - tabel$ pada keseluruhan uji signifikansi ini adalah 1.671 (yang didapat dari $Df = n - k$). Nilai α yang digunakan untuk penelitian ini yaitu 5% (0.05). Parameter yang diuji signifikansinya adalah parameter d . Sehingga nilai t-value variabel yang lain dapat diabaikan.

5.1.2.3 Pengujian Diagnostik Model

Selanjutnya uji diagnostik model akan dilakukan berdasarkan model yang telah lolos uji signifikan sebelumnya. Dilakukan dengan uji asumsi nilai sisa (residual) *white noise* dan berdistribusi normal. Apabila nilai p-value ≥ 0.05 maka model tersebut dinyatakan lolos uji diagnostik.

5.1.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan hasil uji diagnostik, terdapat 4 model terbaik yang akan dipilih berdasarkan persentase error terkecilnya dilihat dari hasil perhitungan *MAPE*, *MSE* dan *AIC* -nya.

5.1.2.5 Peramalan Model Arfima

Selanjutnya dilakukan proses peramalan untuk 12 periode berikutnya dengan model ARFIMA (0, d , 4). Karena peramalan menggunakan data hasil transformasi, maka data diubah kembali dengan fungsi exp pada excel.

5.2 Implementasi Model ARFIMA Data Pasien Rawat

Jalan

Pada subbab ini akan dijelaskan mengenai pengimplementasian proses-proses pada metode ARFIMA.

5.2.1 Pengolahan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengolahan data pasien khususnya rawat jalan, dengan memvisualisasikan data dengan *software* Minitab melalui *Time Series Plot*. Dari grafik data akan dilihat apakah data pasien penyakit diabetes rawat jalan ini sudah stasioner atau belum. Jika berdasarkan pengamatan data masih belum terlihat stasioner maka akan dilakukan uji stasioneritas.

5.2.1.1 Uji Stasioner Ragam

Uji stasioner ragam atau varian ini dilakukan dengan *software* Minitab dengan menggunakan fungsi *Box-Cox tranformation*. Uji stasioneritas ini dilihat berdasarkan nilai rounded value.

5.2.1.2 Transformasi Data

Transformasi data ini dilakukan karena data tidak stasioner dalam ragam. Data yang di transformasi adalah data yang telah diuji pada uji stasioner ragam, yaitu data jumlah pasien penyakit diabetes rawat jalan. Transformasi data dapat dilakukan menggunakan *Minitab* menggunakan fungsi yang sama yaitu *Box-Cox Transformation*. Dengan melakukan centang pada bagian *maximum rounded value* agar dapat menghasilkan *rounded value* = 1 (stasioner). Untuk melihat apakah data tersebut sudah stasioner maka dilihat kembali *Box-cox Plot* - nya.

5.2.1.3 Identifikasi Long Memory

Setelah data dianggap stasioner, uji long memory ini untuk mengetahui apakah data memiliki ketergantungan jangka

panjang atau tidak. Uji ini dilakukan menggunakan plot *ACF* (Autocorrelation Function) dan *PACF* (Partial Autocorrelation) pada software Minitab.

5.2.2 Pemodelan Metode ARFIMA

Proses berikutnya adalah implementasi model ARFIMA terhadap data yang sudah diolah, untuk mendapatkan hasil peramalan periode berikutnya. Namun pada tahapan ini dilakukan skenario terhadap data yang telah diolah untuk kemudian dibagi menjadi 2 (dua) bagian data. Bagian data yang pertama (Skenario-2) yaitu data jumlah pasien diabetes rawat jalan periode Januari 2013-September 2015, sedangkan bagian data yang kedua (Skenario-3) yaitu data jumlah pasien diabetes rawat jalan periode Oktober 2015-Desember 2017. Adapun penerapan metode untuk keseluruhan data menjadi Skenario-1. Dilakukannya proses skenario ini untuk menunjukkan apakah ada pengaruh dari data tren terhadap metode ARFIMA yang digunakan sehingga apabila diterapkan akan diketahui bagaimana hasilnya. Berikut merupakan ketiga skenario yang dimaksud.

- Skenario-1, keseluruhan data jumlah pasien diabetes rawat jalan.
- Skenario-2, data jumlah pasien diabetes rawat jalan periode 1-33 (Januari 2013-September 2015).
- Skenario-3, data jumlah pasien diabetes rawat jalan periode 34-60 (Oktober 2015-Desember 2017).

5.2.2.1 Estimasi Parameter

Metode untuk melakukan estimasi parameter d pada penelitian ini akan menggunakan metode *EML* (*Exact Maximum Likelihood*). Berdasarkan hasil plot *ACF* akan didapatkan jumlah ordo *Moving Average* (MA) dan dari plot *PACF* sebelumnya akan didapatkan jumlah ordo *Autoregressive* (AR).

Kemudian masing-masing perkiraan model dari tiap skenario tersebut dilakukan estimasi dengan metode *Exact Maximum Likelihood* (EML). Dari hasil tersebut akan dilakukan proses berikutnya yaitu pengujian parameter.

5.2.2.2 Pengujian Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan cukup memadai. Untuk mengetahui apakah model signifikan atau tidak, dilihat dari nilai t_{hitung} (t-value pada *software* OxMetrics) $> t - tabel$. Dimana nilai $t - tabel$ pada uji signifikansi skenario-1 adalah 1.671 (yang didapat dari $Df = n - k$, dimana Df adalah nilai degree of freedom, n banyaknya data, dan k adalah jumlah variabel dalam penelitian, $Df = 60 - 1$, $Df = 59$). Nilai α yang digunakan untuk penelitian ini yaitu 5% (0.05). Sedangkan untuk skenario-2 nilai $t - tabel$ pada uji signifikansi ini yaitu 1.694 (yang didapat dari $Df = n - k$, $Df = 33 - 1$, $Df = 32$). Sementara itu untuk skenario-3 nilai $t - tabel$ pada uji signifikansi ini yaitu 1.706 (yang didapat dari $Df = n - k$, $Df = 27 - 1$, $Df = 26$). Parameter yang diuji signifikansinya adalah parameter d . Sehingga nilai t-value variabel yang lain dapat diabaikan. Selanjutnya dilakukan proses pengujian diagnostik dari model yang signifikan.

5.2.2.3 Pengujian Diagnostik Model

Selanjutnya uji diagnostik model akan dilakukan berdasarkan model yang telah lolos uji signifikan sebelumnya. Dilakukan dengan uji asumsi nilai sisa (residual) *white noise* dan berdistribusi normal. Apabila nilai p-value ≥ 0.05 maka model tersebut dinyatakan lolos uji diagnostik.

5.2.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan hasil uji diagnostik, terdapat beberapa model terbaik dari masing-masing skenario yang akan dipilih

berdasarkan persentase error terkecilnya dilihat dari hasil perhitungan *MAPE*, *MSE* dan *AIC* -nya.

5.2.2.5 Peramalan Model Arfima

Selanjutnya dilakukan proses peramalan untuk 12 periode berikutnya dengan model terbaik yang dipilih untuk masing-masing skenario. Karena peramalan menggunakan data hasil transformasi, maka data diubah kembali dengan fungsi exp pada excel.

Halaman ini sengaja dikosongkan

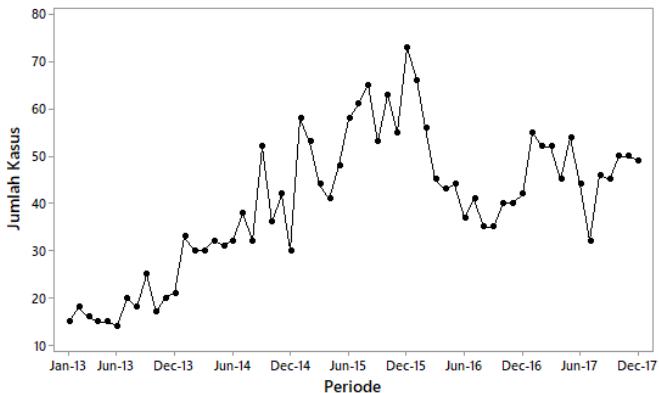
BAB VI

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan tentang hasil dan pembahasan setelah melakukan perancangan dan implementasi. Hasil yang akan dijelaskan adalah hasil uji coba model dan hasil peramalan untuk periode yang akan datang serta bagaimana tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan dari tiap model ARFIMA.

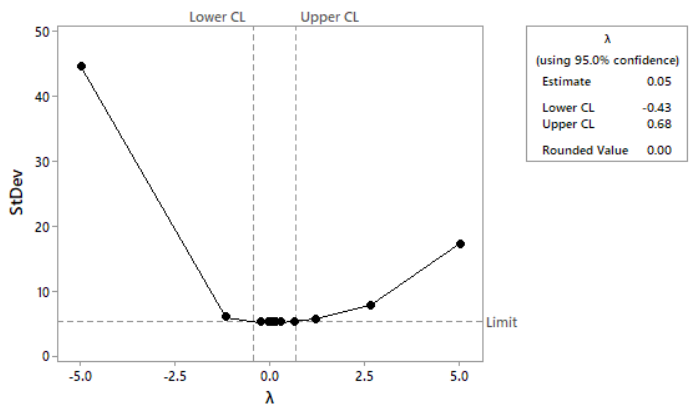
6.1 Hasil Uji Coba Model ARFIMA

Sebelum diuji coba dengan metode ARFIMA, data yang digunakan diolah agar siap untuk digunakan.



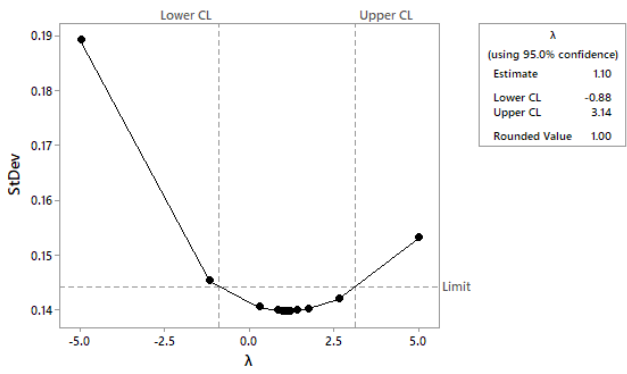
Gambar 6.1 Grafik data jumlah pasien diabetes rawat inap

Pada Gambar 6.1 dapat dilihat bahwa data jumlah pasien diabetes rawat inap mengalami tren naik dan cukup stasioner.



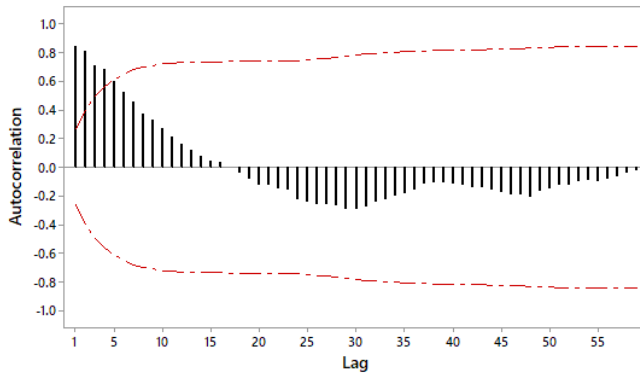
Gambar 6.2 Box-cox plot rawat inap (awal)

Pada Gambar 5.2 ditunjukkan bahwa nilai *rounded value* = 0.00 yang berarti bahwa data tersebut belum stasioner. Karena data dikatakan stasioner dalam ragam apabila nilai ***rounded value*** = 1. Sehingga pada kasus ini, data tersebut perlu dilakukan proses transformasi.

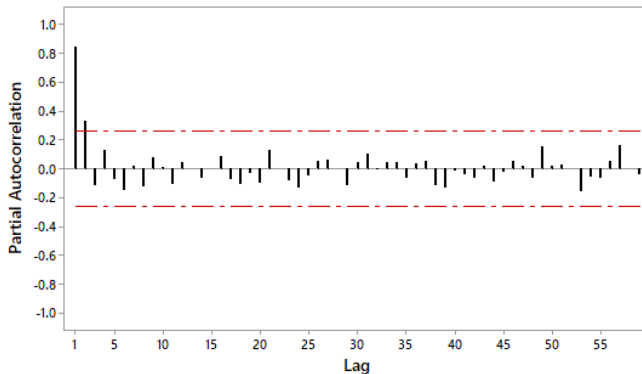


Gambar 6.3 Box-cox plot rawat inap (hasil transformasi)

Pada Gambar 6.3 dapat dilihat bahwa nilai *rounded value* = 1 sehingga dapat dikatakan data tersebut sudah stasioner dalam ragam. Berikutnya pada uji long memory, seperti yang terlihat pada Gambar 6.4 dan Gambar 6.5.



Gambar 6.4 Plot ACF rawat inap



Gambar 6.5 Plot PACF rawat inap

Berdasarkan plot ACF (Gambar 6.4) yang terlihat turun lambat secara hiperbolik dan plot PACF (Gambar 6.5) yang *cut-off* dan signifikan pada lag kecil menunjukkan bahwa data tersebut

memiliki ketergantungan jangka panjang. Kemudian untuk pemodelan ARFIMA dimulai dari estimasi parameter.

Pada Tabel 6.1 ditunjukkan beberapa model ARFIMA untuk dilakukan proses estimasi parameter d (fractional differencing).

Tabel 6.1 Model ARFIMA rawat inap

Model ARFIMA (p, d, q)	$(0, d, 0); (0, d, 1); (0, d, 2); (0, d, 3);$ $(0, d, 4); (1, d, 0); (1, d, 1); (1, d, 2);$ $(1, d, 3); (1, d, 4); (2, d, 0); (2, d, 1);$ $(2, d, 2); (2, d, 3); (2, d, 4)$
--	--

Beberapa model yang dihasilkan pada Tabel 6.1 akan dilakukan estimasi dengan metode *Exact Maximum Likelihood* (EML). Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 6.2.

Dari Tabel 6.2 dapat dilihat hasil dari estimasi parameter d yang mana nilainya memiliki karakteristik berkorelasi panjang stasioner dengan ketergantungan positif dan juga negatif.

Tabel 6.2 Estimasi parameter d (rawat inap)

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
$(0, d, 0)$	0.488562	0.01573	31.1
$(0, d, 1)$	0.483674	0.02252	21.5
$(0, d, 2)$	0.458715	0.05380	8.53
$(0, d, 3)$	0.464753	0.04767	9.75
$(0, d, 4)$	0.468823	0.04271	11.0
$(1, d, 0)$	0.469688	0.04549	10.3
$(1, d, 1)$	0.109190	0.2514	0.434
$(1, d, 2)$	0.136617	0.3320	0.412

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(1, d, 3)	0.00896312	0.2743	0.0327
(1, d, 4)	-0.115529	0.2266	-0.510
(2, d, 0)	0.00348385	0.1615	0.0216
(2, d, 1)	-0.100361	0.1387	-0.724
(2, d, 2)	0.113776	0.6736	0.169
(2, d, 3)	0.0629429	0.2640	0.238
(2, d, 4)	-0.156088	0.4276	-0.365

Kemudian pada Tabel 6.3 ditampilkan hasil uji signifikansi parameter d dengan hasil uji *ya* atau *tidak*.

Tabel 6.3 Hasil uji signifikansi parameter (rawat inap)

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(0, d, 0)	0.488562	31.1	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.483674	21.5	<i>ya</i>
(0, d, 2)	0.458715	8.53	<i>ya</i>
(0, d, 3)	0.464753	9.75	<i>ya</i>
(0, d, 4)	0.468823	11.0	<i>ya</i>
(1, d, 0)	0.469688	10.3	<i>ya</i>
(1, d, 1)	0.109190	0.434	<i>tidak</i>
(1, d, 2)	0.136617	0.412	<i>tidak</i>
(1, d, 3)	0.00896312	0.0327	<i>tidak</i>
(1, d, 4)	-0.115529	-0.510	<i>tidak</i>
(2, d, 0)	0.00348385	0.0216	<i>tidak</i>
(2, d, 1)	-0.100361	-0.724	<i>tidak</i>
(2, d, 2)	0.113776	0.169	<i>tidak</i>

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(2, d, 3)	0.0629429	0.238	<i>tidak</i>
(2, d, 4)	-0.156088	-0.365	<i>tidak</i>

Dari Tabel 6.3 akan dipilih model dengan hasil uji signifikansi “*ya*” untuk dilanjutkan pada uji diagnostik model.

Tabel 6.4 Uji diagnostik model (rawat inap)

Model ARFIMA	Distribusi Normal (p-value)	White Noise
(0, d, 0)	0.0743	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.0119	<i>tidak</i>
(0, d, 2)	0.1409	<i>ya</i>
(0, d, 3)	0.1119	<i>ya</i>
(0, d, 4)	0.1490	<i>ya</i>
(1, d, 0)	0.0023	<i>tidak</i>

Pada Tabel 6.4 ditampilkan hasil uji diagnostik model dengan hasil uji *ya* atau *tidak*.

Selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik. Berdasarkan Tabel 5.5, model terbaik yang dipilih adalah model ARFIMA (0, d , 4). Karena nilai MAPE, RMSE dan AIC -nya paling rendah diantara model yang lain.

Tabel 6.5 Akurasi hasil peramalan model ARFIMA (rawat inap)

Model ARFIMA	MAPE (%)	RMSE	AIC
(0, d, 0)	6.8629	0.25879	0.0164149325
(0, d, 2)	7.1633	0.26902	-0.150033413

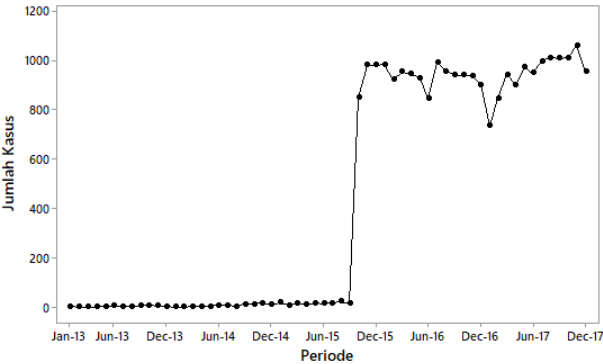
Model ARFIMA	MAPE (%)	RMSE	AIC
(0, d, 3)	7.2433	0.27216	-0.126562327
(0, d, 4)	6.1356	0.24087	-0.286131958

Kemudian dilakukan proses peramalan untuk 12 periode kedepan

Tabel 6.6 Akurasi hasil peramalan model ARFIMA (0, d, 4)

Model ARFIMA	MAPE (%)	MSE
(0, d, 4)	20%	112.7639

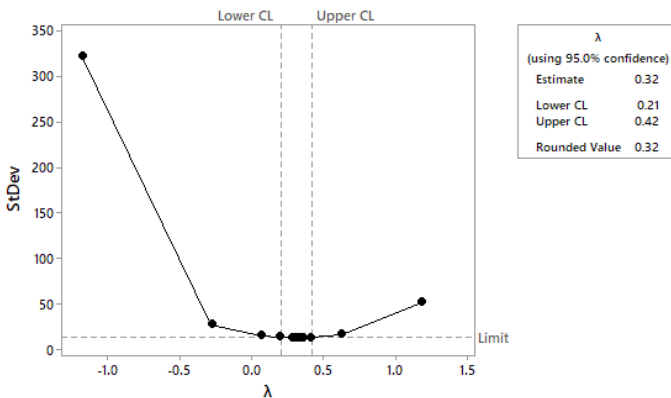
Dari hasil pada Tabel 6.6 dapat dikatakan bahwa hasil peramalan dengan metode ARFIMA (0, d, 4) untuk data aktual jumlah pasien diabetes rawat inap menghasilkan ramalan yang baik dengan nilai akurasi MAPE sebesar 20%. Selanjutnya untuk data rawat jalan.



Gambar 6.6 Grafik data jumlah pasien diabetes rawat jalan

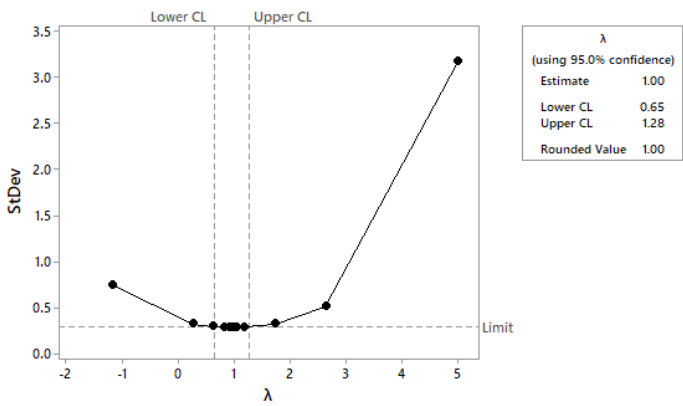
Gambaran grafik dari data setelah dilakukan proses *cleansing* dapat dilihat pada Gambar 6.6 yang menunjukkan jumlah pasien diabetes rawat jalan. Berdasarkan grafik data jumlah pasien diabetes rawat jalan pada Gambar 6.6 dapat diamati bahwa terdapat lonjakan tren yang sangat tinggi dari bulan September 2015 menuju bulan Oktober 2015. Sesuai pengamatan awal menunjukkan data tidak stasioner, namun selanjutnya perlu dilakukan uji stasioneritas untuk membuktikannya lebih lanjut.

Pada Gambar 6.7 ditunjukkan bahwa nilai *rounded value* = 0.32 yang berarti bahwa data tersebut belum stasioner. Karena data dikatakan stasioner dalam ragam apabila nilai ***rounded value*** = 1. Sehingga pada kasus ini, data tersebut perlu dilakukan proses transformasi.



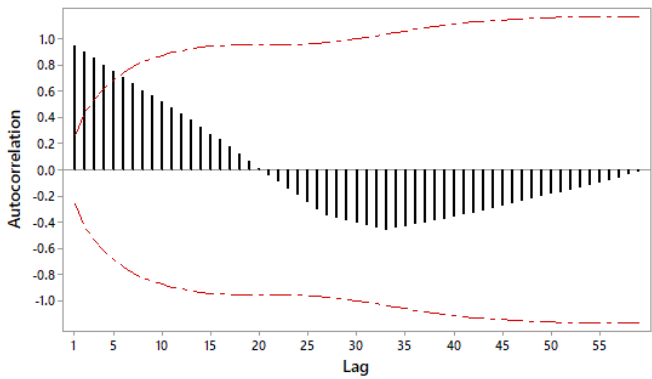
Gambar 6.7 Box-cox plot rawat jalan (awal)

Pada Gambar 6.8 dapat dilihat bahwa nilai *rounded value* = 1 sehingga dapat dikatakan data tersebut sudah stasioner dalam ragam.

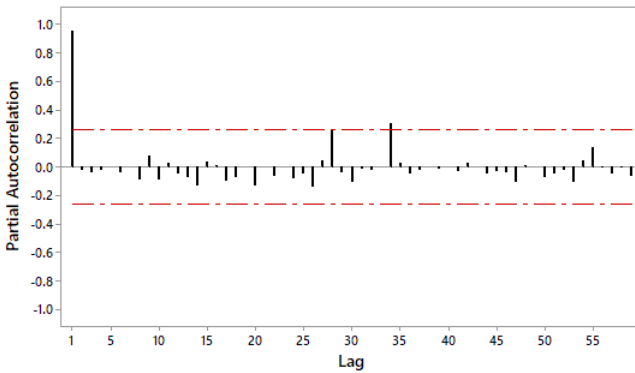


Gambar 6.8 Box-cox plot rawat jalan (hasil transformasi)

Berdasarkan plot ACF (Gambar 6.9) yang terlihat turun lambat dan plot PACF (Gambar 6.10) yang signifikan pada lag kecil menunjukkan bahwa data tersebut memiliki ketergantungan jangka panjang.

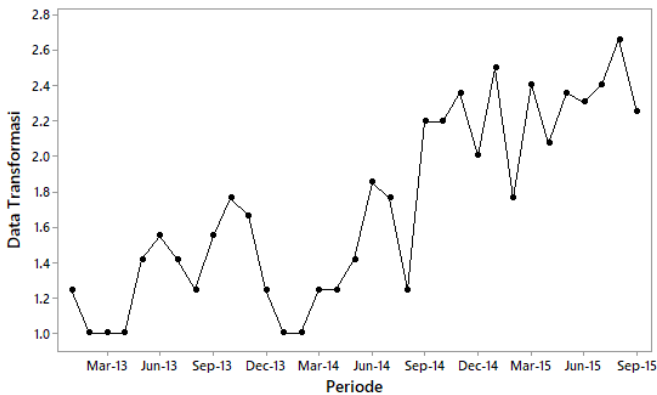


Gambar 6.9 Plot ACF rawat jalan



Gambar 6.10 Plot PACF rawat jalan

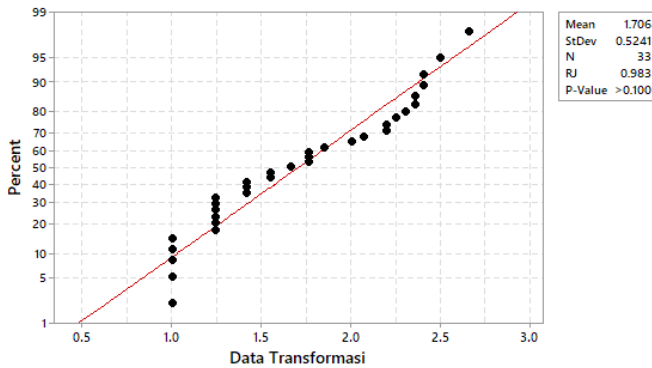
Berdasarkan pengamatan plot ACF dan PACF pada Gambar 6.9 dan 6.10, menunjukkan bahwa data pasien diabetes rawat jalan ini memiliki ketergantungan jangka panjang. Berikutnya masuk pada proses skenario untuk rawat jalan.



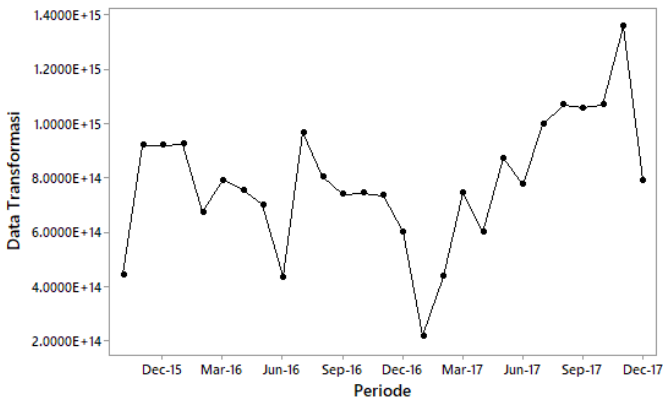
Gambar 6.11 Grafik data rawat jalan skenario-2

Grafik data jumlah pasien diabetes rawat jalan untuk skenario-2 dapat dilihat pada Gambar 6.11. Selain itu ditampilkan juga

plot uji normalitas dari masing-masing data, dapat dilihat pada Gambar 5.12 untuk skenario-2.



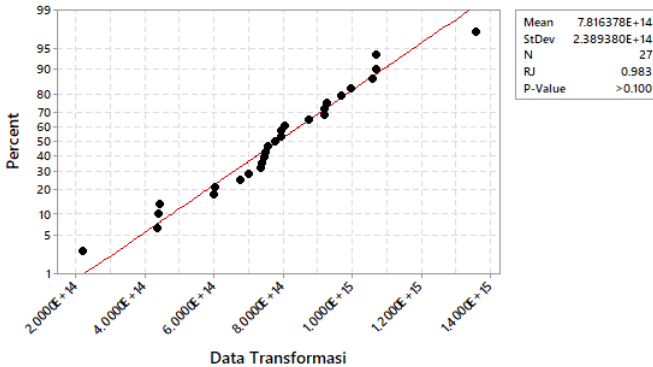
Gambar 6.12 Plot uji normalitas data rawat jalan skenario-2



Gambar 6.13 Grafik data rawat jalan skenario-3

Berdasarkan Gambar 6.12 yang merupakan data yang sudah ditransformasi, dapat dilihat bahwa nilai P-value dari data tersebut >0.100 dan nilai tersebut lebih besar dari nilai $\alpha=0.05$ yang berarti data tersebut dapat dipastikan sudah stasioner.

Sementara itu, grafik data jumlah pasien diabetes rawat jalan untuk skenario-3 dapat dilihat pada Gambar 6.13. Selain itu ditampilkan juga plot uji normalitas dari masing-masing data, dapat dilihat pada Gambar 6.14 untuk skenario-3.



Gambar 6.14 Plot uji normalitas data rawat jalan skenario-3

Berdasarkan Gambar 6.14 yang juga merupakan data yang sudah ditransformasi, dapat dilihat bahwa nilai P-value dari data tersebut > 0.100 dan nilai tersebut lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$ yang berarti data tersebut dapat dipastikan sudah stasioner.

Berikutnya dilanjutkan dengan proses pemodelan ARFIMA dimulai dari estimasi parameter. Pada Tabel 6.7 ditunjukkan beberapa model ARFIMA untuk skenario-1 yang selanjutnya dilakukan proses estimasi parameter d (fractional differencing). Sementara itu model ARFIMA untuk skenario-2 pada Tabel 6.8 dan model ARFIMA untuk skenario-3 pada Tabel 6.9.

Tabel 6.7 Model ARFIMA rawat jalan skenario-1

Model	$(0, d, 0); (0, d, 1); (0, d, 2); (0, d, 3);$
ARFIMA	$(0, d, 4); (0, d, 5); (1, d, 0); (1, d, 1);$
(p, d, q)	$(1, d, 2); (1, d, 3); (1, d, 4); (1, d, 5);$

	(2, d , 0); (2, d , 1); (2, d , 2); (2, d , 3); (2, d , 4); (2, d , 5); (3, d , 0); (3, d , 1); (3, d , 2); (3, d , 3); (3, d , 4); (3, d , 5)
--	--

Tabel 6.8 Model ARFIMA rawat jalan skenario-2

Model ARFIMA (p, d, q)	(0, d , 0); (0, d , 1); (0, d , 2); (1, d , 0); (1, d , 1); (1, d , 2)
--	--

Tabel 6.9 Model ARFIMA rawat jalan skenario-3

Model ARFIMA (p, d, q)	(0, d , 0); (0, d , 1); (1, d , 0); (1, d , 1)
--	--

Hasil untuk estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 6.10, Tabel 6.11, dan Tabel 6.12. Berdasarkan hasil tersebut, parameter d memiliki karakteristik deret *fractionally integrated* menurut Hosking (1981) yakni menyatakan proses yang berkorelasi panjang stasioner dengan ketergantungan positif ($0 < d < \frac{1}{2}$) dan negatif ($-\frac{1}{2} < d < 0$).

Tabel 6.10 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-1

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(0, d , 0)	0.494857	0.007230	68.4
(0, d , 1)	0.490376	0.01342	36.5
(0, d , 2)	0.484708	0.02111	23.0
(0, d , 3)	0.476841	0.03161	15.1
(0, d , 4)	0.469669	0.04088	11.5
(0, d , 5)	0.460783	0.05247	8.78
(1, d , 0)	0.00731049	0.1155	0.0633

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(1, d, 1)	0.0866607	0.2301	0.377
(1, d, 2)	0.0470118	0.2706	0.174
(1, d, 3)	0.0574363	0.3182	0.180
(1, d, 4)	0.0492492	0.3431	0.144
(1, d, 5)	0.00766966	0.3701	0.0207
(2, d, 0)	0.0855513	0.2010	0.426
(2, d, 1)	0.0672875	0.1973	0.341
(2, d, 2)	0.0536118	0.2706	0.198
(2, d, 3)	-0.446699	0.3007	-1.49
(2, d, 4)	0.0583485	0.3535	0.165
(2, d, 5)	0.00117962	0.3401	0.00347
(3, d, 0)	0.0514915	0.2768	0.186
(3, d, 1)	0.0558430	0.2870	0.195
(3, d, 2)	0.0622906	0.1518	0.410
(3, d, 3)	0.0434494	0.2300	0.189
(3, d, 4)	0.0567536	0.3211	0.177
(3, d, 5)	-0.576849	0.3740	-1.54

Tabel 6.11 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-2

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(0, d, 0)	0.463347	0.04652	9.96
(0, d, 1)	0.447766	0.06767	6.62
(0, d, 2)	0.395347	0.1249	3.16
(1, d, 0)	-0.345137	0.1465	-2.36
(1, d, 1)	-0.0531093	0.4014	-0.132

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(1, d, 2)	-0.139293	0.5164	-0.270

Tabel 6.12 Estimasi parameter d (rawat jalan) skenario-3

Model ARFIMA	Parameter d	Std.error	t-value
(0, d, 0)	0.317680	0.1405	2.26
(0, d, 1)	0.191923	0.2413	0.795
(1, d, 0)	-0.419100	0.3294	-1.27
(1, d, 1)	-0.408174	0.5311	-0.769

Berikutnya proses uji signifikansi parameter, pada Tabel 6.13, Tabel 6.14, dan Tabel 6.15 ditampilkan hasil uji signifikansi parameter d dengan hasil uji *ya* atau *tidak*.

Tabel 6.13 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-1

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(0, d, 0)	0.494857	68.4	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.490376	36.5	<i>ya</i>
(0, d, 2)	0.484708	23.0	<i>ya</i>
(0, d, 3)	0.476841	15.1	<i>ya</i>
(0, d, 4)	0.469669	11.5	<i>ya</i>
(0, d, 5)	0.460783	8.78	<i>ya</i>
(1, d, 0)	0.00731049	0.0633	<i>tidak</i>
(1, d, 1)	0.0866607	0.377	<i>tidak</i>
(1, d, 2)	0.0470118	0.174	<i>tidak</i>
(1, d, 3)	0.0574363	0.180	<i>tidak</i>
(1, d, 4)	0.0492492	0.144	<i>tidak</i>

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(1, d, 5)	0.00766966	0.0207	<i>tidak</i>
(2, d, 0)	0.0855513	0.426	<i>tidak</i>
(2, d, 1)	0.0672875	0.341	<i>tidak</i>
(2, d, 2)	0.0536118	0.198	<i>tidak</i>
(2, d, 3)	-0.446699	-1.49	<i>tidak</i>
(2, d, 4)	0.0583485	0.165	<i>tidak</i>
(2, d, 5)	0.00117962	0.00347	<i>tidak</i>
(3, d, 0)	0.0514915	0.186	<i>tidak</i>
(3, d, 1)	0.0558430	0.195	<i>tidak</i>
(3, d, 2)	0.0622906	0.410	<i>tidak</i>
(3, d, 3)	0.0434494	0.189	<i>tidak</i>
(3, d, 4)	0.0567536	0.177	<i>tidak</i>
(3, d, 5)	-0.576849	-1.54	<i>tidak</i>

Tabel 6.14 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-2

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(0, d, 0)	0.463347	9.96	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.447766	6.62	<i>ya</i>
(0, d, 2)	0.395347	3.16	<i>ya</i>
(1, d, 0)	-0.345137	-2.36	<i>tidak</i>
(1, d, 1)	-0.0531093	-0.132	<i>tidak</i>
(1, d, 2)	-0.139293	-0.270	<i>tidak</i>

Tabel 6.15 Hasil uji signifikansi parameter (rawat jalan) skenario-3

Model ARFIMA	Parameter d	t-value	Signifikan
(0, d, 0)	0.317680	2.26	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.191923	0.795	<i>tidak</i>
(1, d, 0)	-0.419100	-1.27	<i>tidak</i>
(1, d, 1)	-0.408174	-0.769	<i>tidak</i>

Berikutnya hasil dari uji diagnostik model yang telah lolos uji signifikansi.

Tabel 6.16 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-1

Model ARFIMA	Distribusi Normal (p-value)	White Noise
(0, d, 0)	0.0000	<i>tidak</i>
(0, d, 1)	0.0053	<i>tidak</i>
(0, d, 2)	0.1321	<i>ya</i>
(0, d, 3)	0.2313	<i>ya</i>
(0, d, 4)	0.2048	<i>ya</i>
(0, d, 5)	0.1023	<i>ya</i>

Tabel 6.17 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-2

Model ARFIMA	Distribusi Normal (p-value)	White Noise
(0, d, 0)	0.4746	<i>ya</i>
(0, d, 1)	0.1781	<i>ya</i>
(0, d, 2)	0.2973	<i>ya</i>

Tabel 6.18 Uji diagnostik model (rawat jalan) skenario-3

Model ARFIMA	Distribusi Normal (p-value)	White Noise
(0, d, 0)	0.7315	<i>ya</i>

Dari Tabel 6.16, Tabel 6.17, dan Tabel 6.18 dipilih yang lolos uji *white noise*. Lalu didapatkan hasil model terbaik sesuai dengan nilai MAPE, MSE, dan AIC terkecil.

Tabel 6.19 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-1

Model ARFIMA	MAPE (%)	RMSE	AIC
(0, d, 2)	30.876	2.1662	2.97699618
(0, d, 3)	30.530	2.1513	2.93732579
(0, d, 4)	30.242	2.1416	2.93464463
(0, d, 5)	30.590	2.1625	2.93597159

Pada skenario-1, berdasarkan Tabel 6.19 model terbaik yang dipilih adalah model ARFIMA (0, d, 4). Karena nilai MAPE, RMSE dan AIC -nya paling rendah diantara model yang lain.

Tabel 6.20 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-2

Model ARFIMA	MAPE (%)	RMSE	AIC
(0, d, 0)	22.715	0.48692	0.86981261
(0, d, 1)	23.080	0.49040	0.916811596
(0, d, 2)	25.369	0.52362	0.90290776

Sementara itu pada skenario-2, berdasarkan Tabel 6.20 model terbaik yang dipilih adalah model ARFIMA (0, d , 0).

Tabel 6.21 Akurasi peramalan model ARFIMA (rawat jalan) skenario-3

Model ARFIMA	MAPE (%)	RMSE	AIC
(0, d , 0)	47.116	3.8603e+014	69.0718039

Untuk skenario-3, berdasarkan Tabel 6.21 model ARFIMA (0, d , 0) menjadi satu-satunya model terbaik karena model yang lolos uji diagnostik pada skenario ini hanya satu.

Selanjutnya didapatkan hasil dari proses peramalan untuk 12 periode kedepan. Berikut ditampilkan pada Tabel 6.22 hasil akurasinya untuk masing-masing skenario.

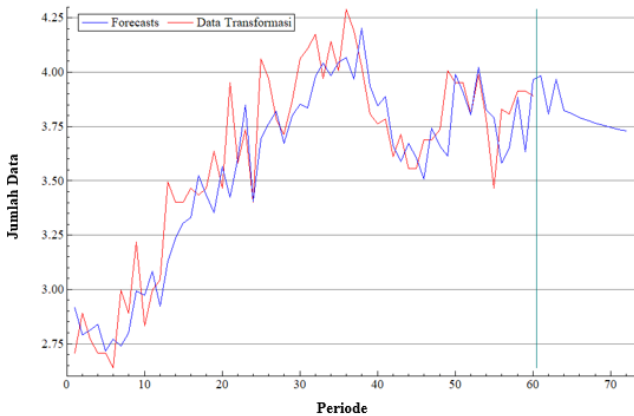
Tabel 6.22 Akurasi hasil peramalan rawat jalan tiap skenario

Skenario Peramalan	Model ARFIMA	MAPE (%)	MSE
1	(0, d , 4)	86%	1132031
2	(0, d , 0)	51%	83.37867
3	(0, d , 0)	30%	1.49017E+29

Dari hasil pada Tabel 6.22 dapat dikatakan bahwa hasil peramalan dengan metode ARFIMA (0, d , 4) untuk data jumlah pasien diabetes rawat jalan (skenario-1) menghasilkan ramalan yang buruk. Lalu dari hasil tersebut dapat dikatakan bahwa hasil peramalan dengan metode ARFIMA (0, d , 0) untuk data jumlah pasien diabetes rawat jalan (skenario-2) menghasilkan ramalan yang buruk. Sementara itu dari hasil tersebut dapat dikatakan bahwa hasil peramalan dengan metode ARFIMA (0, d , 0) untuk

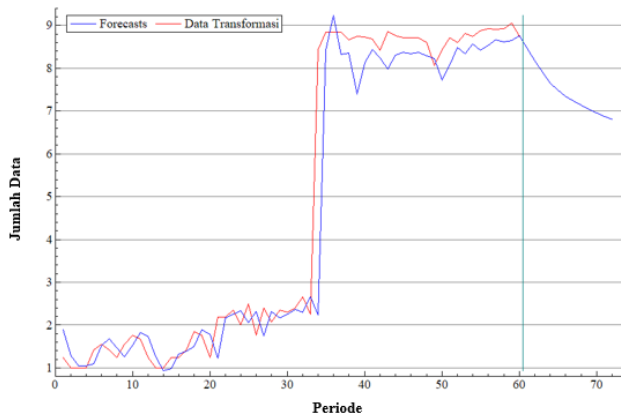
data jumlah pasien diabetes rawat jalan (skenario-3) juga menghasilkan ramalan yang buruk.

Setelah diramalkan dengan model ARFIMA $(0, d, 4)$, untuk kasus rawat inap dapat dilihat hasilnya dari plot pada Gambar 6.15.

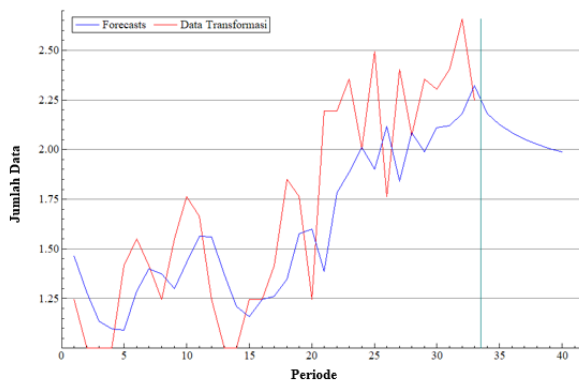


Gambar 6.15 Plot forecast ARFIMA $(0, d, 4)$ kasus rawat inap

Dari plot tersebut dapat dilihat bahwa hasil peramalan dengan model ARFIMA $(0, d, 4)$ dapat mengikuti data aktualnya, meskipun tidak sempurna. Sementara itu untuk kasus rawat jalan dengan model ARFIMA $(0, d, 4)$ pada skenario-1, hasil peramalannya dapat dilihat dari plot pada Gambar 6.16.



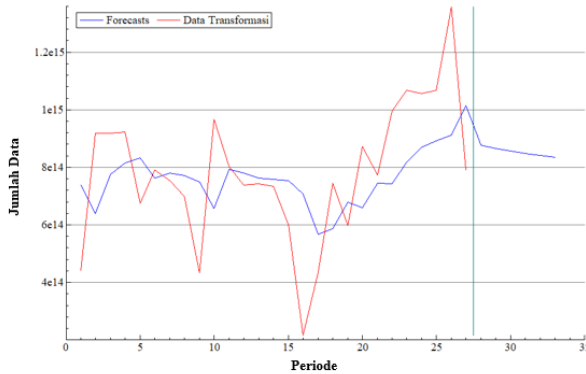
Gambar 6.16 Plot forecast ARFIMA $(0, d, 4)$ kasus rawat jalan skenario-1



Gambar 6.17 Plot forecast ARFIMA $(0, d, 0)$ kasus rawat jalan skenario-2

Dari plot pada Gambar 6.16 dapat dilihat bahwa hasil peramalan dengan model ARFIMA $(0, d, 4)$ untuk skenario-1 berada di bawah data aktualnya. Sementara itu untuk kasus rawat jalan dengan model ARFIMA $(0, d, 0)$ pada skenario-2, hasil peramalannya dapat dilihat dari plot pada Gambar 6.17. Dari plot tersebut dapat dilihat bahwa hasil peramalan dengan model

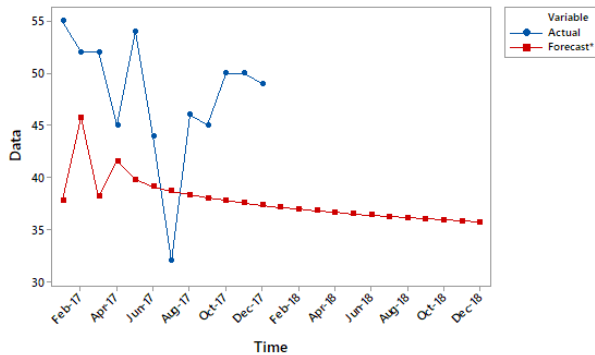
ARFIMA $(0, d, 0)$ untuk skenario-2 juga berada di bawah data aktualnya.



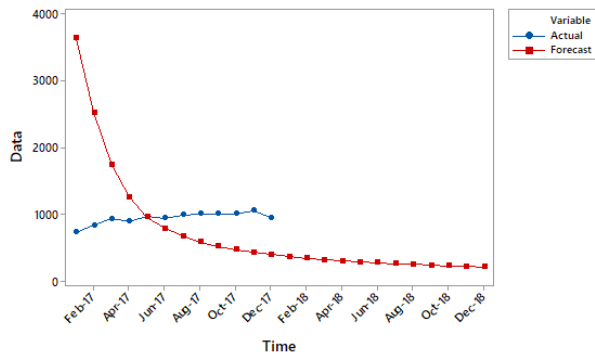
Gambar 6.18 Plot forecast ARFIMA $(0, d, 0)$ kasus rawat jalan skenario-3

Sementara itu untuk kasus rawat jalan dengan model ARFIMA $(0, d, 0)$ pada skenario-3, hasil peramalannya dapat dilihat dari plot pada Gambar 6.18. Dari plot tersebut dapat dilihat bahwa hasil peramalan dengan model ARFIMA $(0, d, 0)$ untuk skenario-3 juga berada di bawah data aktualnya. Keseluruhan hasil grafik tersebut merupakan perbandingan hasil forecast dengan data hasil *transformasi*.

Sementara itu, pada Gambar 6.19 dan Gambar 6.20 merupakan grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktualnya atau data yang sudah dirubah dari bentuk transformasi dikembalikan ke data semula untuk data rawat inap dan data rawat jalan.



Gambar 6.19 Grafik forecast rawat inap dengan data aktual



Gambar 6.20 Grafik forecast rawat jalan dengan data aktual

Dapat dilihat dari Gambar 6.19 dan Gambar 6.20 adanya perbedaan yang cukup signifikan antara data aktual dan data forecast -nya. Dimana nilai forecast tidak dapat mengikuti nilai aktual -nya secara mulus. Berbeda dengan grafik forecast pada saat menggunakan data hasil transformasi dari data aktualnya. Hal ini dapat dibuktikan dari nilai akurasi/tingkat error -nya (MAPE).

Tabel 6.23 Perbandingan MAPE forecast data transformasi dan detransformasi

Data	Model ARFIMA	MAPE (%) Data Transformasi	MAPE (%) Data Detransformasi
Rawat inap	(0, d, 4)	6.1356	20%
Rawat Jalan Skenario-1	(0, d, 4)	30.242	86%
Rawat Jalan Skenario-2	(0, d, 0)	22.715	51%
Rawat Jalan Skenario-3	(0, d, 0)	47.116	30%

Pada Tabel 6.23 dapat dilihat bahwa data pasien penyakit diabetes rawat inap dan rawat jalan menghasilkan peramalan dengan nilai MAPE yang tergolong cukup baik (*reasonable*) karena nilainya di bawah 50%. Sementara itu, terjadi kenaikan error yang signifikan pada saat data transformasi tersebut dirubah kembali bentuknya ke bentuk awal (detransformasi). Terutama pada data rawat jalan yang memiliki lonjakan tren yang tinggi, error -nya menjadi sangat tinggi. Sehingga proses transformasi memiliki pengaruh besar terhadap data yang diramalkan. Karena setelah proses transformasi menggunakan logaritma natural ($\ln$), data aktual berubah secara drastis.

Berdasarkan pengamatan hasil peramalan dari data jumlah pasien rawat inap dan rawat jalan, hanya model ARFIMA pada rawat inap yang hasil peramalan -nya cukup mendekati data aktual dengan akurasi yang baik (dilihat dari nilai MAPE). Sementara itu pada grafik data hasil peramalan rawat jalan, masing-masing dari ketiga skenario yang dilakukan menghasilkan plot ramalan yang berada di bawah data aktualnya.

6.2 Analisa Hasil Peramalan ARFIMA

Berdasarkan penelitian yang mana yaitu meramalkan jumlah pasien penderita penyakit diabetes pada periode kedepan, hasil persentase pertambahan yang terjadi pada periode berikutnya dibandingkan dengan periode sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 6.24. Untuk hasil peramalan periode berikutnya dapat dilihat pada bagian Lampiran D.

Tabel 6.24 Persentase pertambahan hasil peramalan rawat inap

Model ARFIMA	Persentase Pertambahan
(0, d, 4)	-7%

Dari Tabel 6.24, nilai persentase pertambahan jumlah pasien diabetes rawat inap menunjukkan angka -7% dikarenakan hasil peramalan pada periode 2018 mengalami penurunan sebesar 7% dari periode 2017 sebelumnya. Dengan persentase akurasi hasil peramalan (MAPE) sebesar 20%, model ARFIMA (0, d , 4) dapat dinyatakan baik dalam meramalkan data pasien diabetes rawat inap.

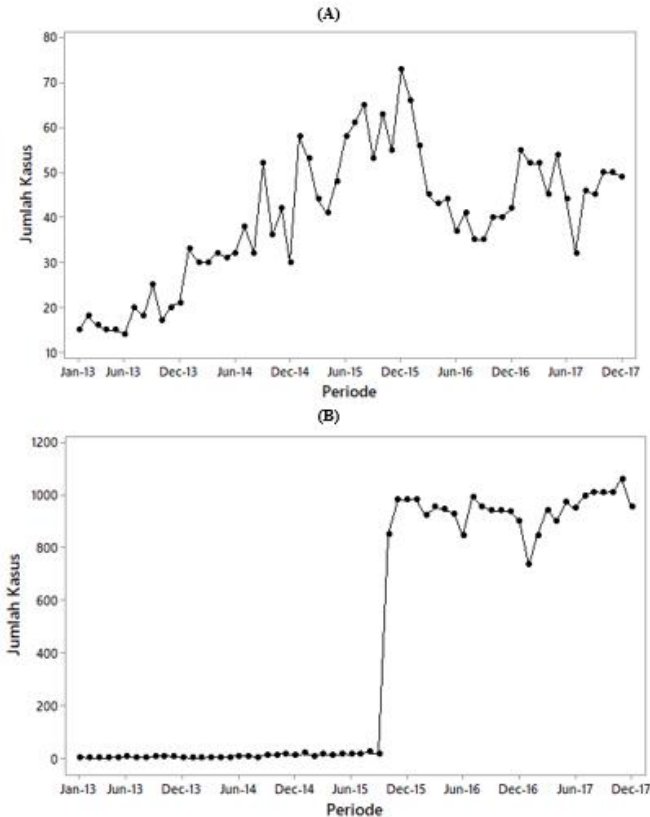
Berbeda halnya dengan kasus rawat inap, untuk kasus rawat jalan, persentase pertambahan jumlah pasien diabetes ditunjukkan pada Tabel 6.25.

Tabel 6.25 Persentase pertambahan hasil peramalan rawat jalan

Model ARFIMA	Persentase Pertambahan
(0, d, 4)	-76%

Berdasarkan Tabel 6.25, nilai persentase pertambahan jumlah pasien diabetes rawat jalan skenario-1 (keseluruhan) menunjukkan angka -76% dikarenakan hasil peramalan pada periode 2018 mengalami penurunan sebesar 76% dari periode 2017 sebelumnya. Dengan persentase akurasi hasil peramalan

(MAPE) sebesar 86%, model ARFIMA (0, d , 4) dapat dikatakan tidak baik dalam meramalkan data pasien diabetes rawat jalan.



Gambar 6.21 Plot rawat inap (A) dan Plot rawat jalan (B)

Apabila dibandingkan dengan skenario-2 dan skenario-3, dengan persentase akurasi hasil peramalan (MAPE) masing-masing sebesar 51% dan 30%, model ARFIMA (0, d , 0) juga tidak baik dalam meramalkan data pasien rawat jalan. Namun hasilnya lebih baik dari penggunaan data rawat jalan

keseluruhan. Hal tersebut disebabkan oleh pembagian data yang dilakukan sehingga data menjadi lebih sedikit dari data awal dan lonjakan tren yang signifikan tidak masuk dalam proses pemodelan.

Pada Gambar 6.21 dapat dilihat perbandingan data jumlah pasien diabetes rawat inap dan rawat jalan yang terlihat jelas perbedaannya dimana data rawat inap lebih stasioner dibandingkan data rawat jalan yang memiliki lonjakan tren (naik) yang signifikan. Untuk data aktual kedua data dapat dilihat pada bagian Lampiran A.

Berdasarkan hasil yang didapatkan, peramalan dengan metode ARFIMA pada kasus ini lebih baik pada data pasien diabetes rawat inap dan tidak baik pada data pasien diabetes rawat jalan (terdapat lonjakan tren naik yang signifikan).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini menjelaskan tentang kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian yang lebih baik.

7.1 Simpulan

Berdasarkan hasil dari uji coba pada tugas akhir ini, dapat ditarik kesimpulan antara lain :

1. Metode ARFIMA dapat digunakan untuk meramalkan jumlah pasien penderita diabetes rawat inap dengan hasil ramalan yang **baik**. Didapatkan satu model ARFIMA terbaik setelah dibandingkan hasil akurasi, yakni model **ARFIMA (0, d, 4)** dengan akurasi nilai MAPE sebesar **20%**. Dihasilkan ramalan periode 2018-2019 yang mengalami penurunan sebesar **7%**, dengan kata lain jumlah persentase pertambahan -nya sebesar -7%.
2. Metode ARFIMA dapat digunakan untuk meramalkan jumlah pasien penderita diabetes rawat jalan namun dengan hasil ramalan yang **tidak baik**. Didapatkan satu model ARFIMA terbaik setelah dibandingkan hasil akurasi, yakni model **ARFIMA (0, d, 4)** dengan akurasi nilai MAPE sebesar **86%**. Dihasilkan ramalan periode 2018-2019 yang mengalami penurunan sebesar **76%**, dengan kata lain jumlah persentase pertambahan -nya sebesar -76%.
3. Proses *Transformasi* memberikan pengaruh besar terhadap hasil ramalan, baik pada data hasil maupun tingkat akurasi. Dari penelitian ini dihasilkan peramalan yang berubah secara signifikan dari data

transformasi dan data yang sudah dirubah ke bentuk awal (aktual).

4. Peramalan dengan metode ARFIMA kurang tepat digunakan untuk data dengan tren yang melonjak (signifikan).

7.1 Saran

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, saran yang dapat penulis berikan untuk penelitian lebih lanjut yaitu:

1. Peramalan jumlah pasien penderita diabetes dengan metode ARFIMA *hybrid* atau gabungan dengan metode lain contohnya GARCH (yang memperhitungkan adanya heteroskedastisitas). Selain itu variabel yang menentukan adanya penambahan jumlah pasien diabetes pada rumah sakit ada banyak sehingga banyak model lain yang memungkinkan untuk digunakan.
2. Data yang digunakan alangkah lebih baik jika melebihi batas data minimal untuk peramalan (50 data). Sehingga apabila diterapkan metode lain dapat diperhitungkan juga variabel-variabel lainnya selain jumlah pasien.
3. Untuk penelitian berikutnya dapat dilakukan proses atau tahapan-tahapan ARFIMA yang sama tanpa melakukan proses *transformasi* pada data aktual. Untuk membuktikan apakah error yang dihasilkan lebih buruk atau bahkan lebih baik dari data aktual yang mengalami transformasi sebelum diramalkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Diabetes - Gejala, penyebab dan mengobati - Alodokter.” [Online]. Available: <http://www.alodokter.com/diabetes>. [Accessed: 22-Feb-2018].
- [2] “Angka Penderita Diabetes di Indonesia Mencengangkan - IndonesianYouth.org | IndonesianYouth.org.” [Online]. Available: <https://indonesiayouth.org/ibnusie/angka-penderita-diabetes-di-indonesia-mencengangkan/>. [Accessed: 22-Feb-2018].
- [3] “Penderita Diabetes di Bali Terus Meningkat, Ini Saran IDI untuk Anda.” [Online]. Available: <https://www.jawapos.com/radarbali/read/2018/02/18/50314/penderita-diabetes-di-bali-terus-meningkat-ini-saran-idi-untuk-anda>. [Accessed: 01-Mar-2018].
- [4] “Pengobatan Diabetes Tipe 1 - Alodokter.” [Online]. Available: <http://www.alodokter.com/diabetes-tipe-1/pengobatan>. [Accessed: 22-Feb-2018].
- [5] “Pengobatan Diabetes Tipe 2 - Alodokter.” [Online]. Available: <http://www.alodokter.com/diabetes-tipe-2/pengobatan>. [Accessed: 22-Feb-2018].
- [6] C. F. Baum and E. C. A. Econometrics, “ARIMA and ARFIMA models ARIMA and ARMAX models,” pp. 1–61, 2013.
- [7] J. Xiu and Y. Jin, “Empirical study of ARFIMA model based on fractional differencing,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 377, no. 1, pp. 138–154, 2007.
- [8] C. O. Omekara, O. E. Okereke, and L. U. Ukaeue, “Forecasting Liquidity Ratio of Commercial Banks in Nigeria,” *Microeconomics Macroecon.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–36, 2016.
- [9] K. Liu, Y. Q. Chen, and X. Zhang, “An evaluation of ARFIMA (autoregressive fractional integral moving average)

- programs,” *Axioms*, vol. 6, no. 2, pp. 1–16, 2017.
- [10] S. G. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications (3rd Edition)*, 3rd ed. 1997.
 - [11] N. Chaâbane, “A hybrid ARFIMA and neural network model for electricity price prediction,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 55, pp. 187–194, 2014.
 - [12] M. Ooms, “Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics Inference and Forecasting for ARFIMA Models With an Application to US and UK Inflation Inference and Forecasting for ARFIMA Models With an Application to US and UK,” vol. 8, no. 2, 2004.
 - [13] O. Vivero and W. P. Heath, *Regularised estimators for ARFIMA processes*, vol. 16, no. PART 1. IFAC, 2012.
 - [14] M. Zevallos and W. Palma, “Minimum distance estimation of ARFIMA processes,” *Comput. Stat. Data Anal.*, vol. 58, no. 1, pp. 242–256, 2013.
 - [15] R. Bourbonnais and M. M. Maftai, “Arfima process: Tests and applications at a white noise process, a random walk process and the stock exchange index cac 40,” *Econ. Comput. Econ. Cybern. Stud. Res.*, vol. 5, 2012.
 - [16] H. J. Sadaei, R. Enayatifar, F. G. Guimarães, M. Mahmud, and Z. A. Alzamil, “Combining ARFIMA models and fuzzy time series for the forecast of long memory time series,” *Neurocomputing*, vol. 175, pp. 782–796, 2016.

BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Singaraja, 7 Juli 1996, dengan nama lengkap Made Juli Dharma Adi. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara.

Riwayat pendidikan penulis yaitu SD Negeri 3 Banjar Jawa, SMP Negeri 1 Singaraja, SMA Negeri 1 Singaraja, dan akhirnya menjadi salah satu mahasiswa di Departemen Sistem Informasi ITS Surabaya angkatan 2014 melalui jalur SNMPTN dengan NRP 5214100016.

Selama kuliah penulis ikut andil dalam kompetisi bidang akademis, salah satunya adalah GEMASTIK 9. Selain itu juga aktif dalam kegiatan organisasi kerohanian Hindu yakni TPKH-ITS. Turut berpartisipasi sebagai anggota dan juga pengurus selama 1 periode kepengurusan sebagai Kepala Departemen Seni dan Minat Bakat.

Penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis (RDIB) di Departemen Sistem Informasi ITS. Penulis dapat dihubungi melalui *email*: julidharma@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A

Lampiran 1 berisi tentang data jumlah pasien penyakit diabetes tiap bulannya dari tahun 2013-2017 beserta data hasil transformasinya pada *software* Minitab.

1. Tabel Rawat Inap

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
13-Jan	15	2.70805
13-Feb	18	2.890372
13-Mar	16	2.772589
13-Apr	15	2.70805
13-May	15	2.70805
13-Jun	14	2.639057
13-Jul	20	2.995732
13-Aug	18	2.890372
13-Sep	25	3.218876
13-Oct	17	2.833213
13-Nov	20	2.995732
13-Dec	21	3.044522
14-Jan	33	3.496508
14-Feb	30	3.401197
14-Mar	30	3.401197
14-Apr	32	3.465736
14-May	31	3.433987
14-Jun	32	3.465736
14-Jul	38	3.637586
14-Aug	32	3.465736
14-Sep	52	3.951244
14-Oct	36	3.583519

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
14-Nov	42	3.73767
14-Dec	30	3.401197
15-Jan	58	4.060443
15-Feb	53	3.970292
15-Mar	44	3.78419
15-Apr	41	3.713572
15-May	48	3.871201
15-Jun	58	4.060443
15-Jul	61	4.110874
15-Aug	65	4.174387
15-Sep	53	3.970292
15-Oct	63	4.143135
15-Nov	55	4.007333
15-Dec	73	4.290459
16-Jan	66	4.189655
16-Feb	56	4.025352
16-Mar	45	3.806662
16-Apr	43	3.7612
16-May	44	3.78419
16-Jun	37	3.610918
16-Jul	41	3.713572
16-Aug	35	3.555348
16-Sep	35	3.555348
16-Oct	40	3.688879
16-Nov	40	3.688879
16-Dec	42	3.73767
17-Jan	55	4.007333
17-Feb	52	3.951244
17-Mar	52	3.951244

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
17-Apr	45	3.806662
17-May	54	3.988984
17-Jun	44	3.78419
17-Jul	32	3.465736
17-Aug	46	3.828641
17-Sep	45	3.806662
17-Oct	50	3.912023
17-Nov	50	3.912023
17-Dec	49	3.89182

2. Tabel Rawat Jalan

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
13-Jan	2	1.245038
13-Feb	1	1
13-Mar	1	1
13-Apr	1	1
13-May	3	1.41534
13-Jun	4	1.55012
13-Jul	3	1.41534
13-Aug	2	1.245038
13-Sep	4	1.55012
13-Oct	6	1.762152
13-Nov	5	1.66344
13-Dec	2	1.245038
14-Jan	1	1
14-Feb	1	1
14-Mar	2	1.245038

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
14-Apr	2	1.245038
14-May	3	1.41534
14-Jun	7	1.850169
14-Jul	6	1.762152
14-Aug	2	1.245038
14-Sep	12	2.193947
14-Oct	12	2.193947
14-Nov	15	2.354334
14-Dec	9	2.003188
15-Jan	18	2.494045
15-Feb	6	1.762152
15-Mar	16	2.402871
15-Apr	10	2.071046
15-May	15	2.354334
15-Jun	14	2.303531
15-Jul	16	2.402871
15-Aug	22	2.657421
15-Sep	13	2.250181
15-Oct	849	8.435109
15-Nov	983	8.835169
15-Dec	983	8.835169
16-Jan	984	8.83801
16-Feb	924	8.663936
16-Mar	954	8.751909
16-Apr	945	8.725718
16-May	931	8.684635
16-Jun	846	8.425674
16-Jul	993	8.86349
16-Aug	957	8.760602

Periode	Jumlah Kasus	Transformasi 1
16-Sep	941	8.714023
16-Oct	942	8.71695
16-Nov	940	8.711094
16-Dec	903	8.601185
17-Jan	736	8.062644
17-Feb	847	8.428821
17-Mar	943	8.719875
17-Apr	902	8.598172
17-May	973	8.806651
17-Jun	950	8.740289
17-Jul	999	8.880389
17-Aug	1013	8.919552
17-Sep	1011	8.91398
17-Oct	1013	8.919552
17-Nov	1063	9.05647
17-Dec	954	8.751909

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN B

Lampiran 2 berisi tentang hasil uji signifikansi masing-masing model ARFIMA dengan *software* OxMetrics.

1. Hasil uji signifikansi data Rawat Inap

a. Model ARFIMA (0, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob|
d parameter      0.488562    0.01573    31.1    0.000
Constant         3.51785     0.7556     4.66    0.000

log-likelihood    5.98436078
no. of observations 60      no. of parameters      3
AIC.T            -5.96872157  AIC              -0.0994786928
mean(trans1)     3.60711    var(trans1)        0.186492
sigma            0.212241    sigma^2           0.0450463

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      3.6071

```

b. Model ARFIMA (0, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient  Std.Error  t-value  t-prob
d parameter      0.483674    0.02252    21.5    0.000
MA-1             0.121000    0.09702     1.25    0.218
Constant         3.51713     0.6966     5.05    0.000

log-likelihood    6.74801167
no. of observations 60      no. of parameters      4
AIC.T            -5.49602333  AIC              -0.0916003889
mean(trans1)     3.60711    var(trans1)        0.186492
sigma            0.209976    sigma^2           0.0440899

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.67600      3.6071

```

c. Model ARFIMA (0, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter    0.458715   0.05380   8.53  0.000
MA-1            0.245283   0.1549    1.58  0.119
MA-2            0.344385   0.1150    2.99  0.004
Constant        3.51810   0.5336    6.59  0.000

log-likelihood    11.1791416
no. of observations    60 no. of parameters    5
AIC.T            -12.3582833 AIC            -0.205971388
mean(trans1)      3.60711 var(trans1)        0.186492
sigma             0.195659 sigma^2          0.0382823

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.31728      0.73630      3.6071

```

d. Model ARFIMA (0, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter    0.464753   0.04767   9.75  0.000
MA-1            0.248194   0.1473    1.69  0.098
MA-2            0.335140   0.1080    3.10  0.003
MA-3           -0.0618104   0.1160   -0.533  0.596
Constant        3.51831   0.5617    6.26  0.000

log-likelihood    11.3200787
no. of observations    60 no. of parameters    6
AIC.T            -10.6401574 AIC            -0.177335957
mean(trans1)      3.60711 var(trans1)        0.186492
sigma             0.194933 sigma^2          0.0379989

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.41194      0.85298      0.26041      3.6071

```

e. Model ARFIMA (0, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
MA-1              0.468823    0.04271     11.0      0.000
MA-2              0.0919644   0.1646      0.559     0.579
MA-3              0.313818    0.1135      2.76      0.008
MA-4              -0.193277   0.1174     -1.65     0.106
MA-4              0.549081    0.1832      3.00      0.004
Constant          3.53118     0.6377      5.54      0.000

log-likelihood    15.846712
no. of observations 60    no. of parameters      7
AIC.T             -17.6934239   AIC                    -0.294890399
mean(trans1)      3.60711     var(trans1)            0.186492
sigma             0.177586    sigma^2                0.0315368

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.11938      0.50359      0.36568      0.62195      3.6071

```

f. Model ARFIMA (1, d, 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1              0.469688    0.04549     10.3      0.000
AR-1              0.248106    0.1545      1.61      0.114
Constant          3.51746     0.5743      6.12      0.000

log-likelihood    7.50323454
no. of observations 60    no. of parameters      4
AIC.T             -7.00646909   AIC                    -0.116774485
mean(trans1)      3.60711     var(trans1)            0.186492
sigma             0.20811     sigma^2                0.04331

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.32571      3.6071

```

g. Model ARFIMA (1, d, 1)


```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter      0.109190   0.2514   0.434   0.666
AR-1              0.968824   0.03615  26.8   0.000
MA-1             -0.519380   0.2468  -2.10   0.040
Constant          3.44131   0.4308   7.99   0.000

log-likelihood    14.4066187
no. of observations      60 no. of parameters      5
AIC.T             -18.8132375 AIC             -0.313553958
mean(trans1)       3.60711 var(trans1)           0.186492
sigma              0.186576 sigma^2             0.0348105

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.32571      -0.18467      3.6071

```

h. Model ARFIMA (1, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter      0.136617   0.3320   0.412   0.682
AR-1              0.960866   0.04827  19.9   0.000
MA-1             -0.582388   0.3464  -1.68   0.098
MA-2              0.0798392   0.1119   0.713   0.479
Constant          3.45932   0.4202   8.23   0.000

log-likelihood    14.6775253
no. of observations      60 no. of parameters      6
AIC.T             -17.3550506 AIC             -0.289250844
mean(trans1)       3.60711 var(trans1)           0.186492
sigma              0.185688 sigma^2             0.0344799

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.29002      -0.14502      5.9884e-005      3.6071

```

i. Model ARFIMA (1, d , 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.00896312      0.2743      0.0327      0.974
AR-1              0.975400      0.03194     30.5      0.000
MA-1             -0.366160      0.3288     -1.11      0.270
MA-2              0.121539      0.1128      1.08      0.286
MA-3             -0.175895      0.1376     -1.28      0.207
Constant          3.44243      0.3852      8.94      0.000

log-likelihood      15.3185217
no. of observations      60   no. of parameters      7
AIC.T              -16.6370434   AIC              -0.277284057
mean(trans1)        3.60711   var(trans1)        0.186492
sigma                0.183945   sigma^2            0.0338356

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.32571      -0.073838      0.25247      -0.093279      3.6071

```

j. Model ARFIMA (1, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.115529      0.2266     -0.510      0.612
AR-1              0.954697      0.06637     14.4      0.000
MA-1             -0.291371      0.1888     -1.54      0.129
MA-2              0.142069      0.1040      1.37      0.178
MA-3             -0.225709      0.1347     -1.68      0.100
MA-4              0.625079      0.2059      3.04      0.004
Constant          3.55280      0.2821     12.6      0.000

log-likelihood      19.8862515
no. of observations      60   no. of parameters      8
AIC.T              -23.7725031   AIC              -0.396208385
mean(trans1)        3.60711   var(trans1)        0.186492
sigma                0.16785   sigma^2            0.0281736

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.48470      -0.22569      0.31531      -0.35999      0.53658
      3.6071

```

k. Model ARFIMA (2, d, 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter    0.00348385    0.1615  0.0216  0.983
AR-1            0.519432    0.1679   3.09  0.003
AR-2            0.429512    0.1384   3.10  0.003
Constant        3.47587    0.3426  10.1  0.000

log-likelihood    15.1710591
no. of observations    60 no. of parameters      5
AIC.T            -20.3421183 AIC                -0.339035305
mean(trans1)      3.60711 var(trans1)           0.186492
sigma             0.184505 sigma^2              0.0340421

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.20449      0.37218      3.6071

```

l. Model ARFIMA (2, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter    -0.100361    0.1387  -0.724  0.472
AR-1            0.221083    0.1680   1.32  0.194
AR-2            0.731832    0.1656   4.42  0.000
MA-1            0.460760    0.2430   1.90  0.063
Constant        3.47246    0.3191  10.9  0.000

log-likelihood    15.9243169
no. of observations    60 no. of parameters      6
AIC.T            -19.8486338 AIC                -0.330810564
mean(trans1)      3.60711 var(trans1)           0.186492
sigma             0.182235 sigma^2              0.0332095

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000     -0.047083      0.45412      0.34901      3.6071

```

m. Model ARFIMA (2, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.113776     0.6736     0.169     0.867
AR-1              0.169878     0.2123     0.800     0.427
AR-2              0.756299     0.1833     4.13      0.000
MA-1              0.234366     0.7151     0.328     0.744
MA-2              -0.240437     0.5982    -0.402     0.689
Constant          3.46508      0.3946     8.78      0.000

log-likelihood    15.9484581
no. of observations      60   no. of parameters      7
AIC.T              -17.8969162   AIC              -0.298281936
mean(trans1)        3.60711   var(trans1)        0.186492
sigma               0.181739   sigma^2            0.0330289

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.20449      0.37218      -0.037690      -0.14565      3.6071

```

n. Model ARFIMA (2, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.0629429     0.2640     0.238     0.813
AR-1              0.339766     0.1940     1.75      0.086
AR-2              0.615588     0.1806     3.41      0.001
MA-1              0.223978     0.2992     0.749     0.458
MA-2              -0.0901278     0.2235    -0.403     0.688
MA-3              -0.254585     0.1527    -1.67      0.101
Constant          3.43651      0.4098     8.39      0.000

log-likelihood    17.2015073
no. of observations      60   no. of parameters      8
AIC.T              -18.4030147   AIC              -0.306716911
mean(trans1)        3.60711   var(trans1)        0.186492
sigma               0.177656   sigma^2            0.0315615

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.21942      0.68271      -0.065954      -0.30486      -0.32036
      3.6071

```

o. Model ARFIMA (2, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\ranap.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter -0.156088  0.4276 -0.365  0.717
AR-1         1.02540  0.6541  1.57  0.123
AR-2        -0.0634537  0.5896 -0.108  0.915
MA-1        -0.319295  0.3247 -0.983  0.330
MA-2         0.155020  0.1560  0.994  0.325
MA-3        -0.212445  0.1801 -1.18  0.244
MA-4         0.629852  0.2019  3.12  0.003
Constant     3.55262  0.2787 12.7  0.000

log-likelihood 19.892681
no. of observations 60 no. of parameters 9
AIC.T         -21.785362 AIC -0.363089367
mean(trans1)  3.60711 var(trans1) 0.186492
sigma         0.167815 sigma^2 0.028162

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.35909 0.32327 -0.23119 -0.099127 -0.63227
0.39926 3.6071

```

2. Hasil uji signifikansi data Rawat Jalan Skenario-1

a. Model ARFIMA (0, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter  0.494857  0.007230  68.4  0.000
Constant     4.91906  6.547  0.751  0.456

log-likelihood -99.3863915
no. of observations 60 no. of parameters 3
AIC.T         204.772783 AIC 3.41287972
mean(trans1)  4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma         1.22064 sigma^2 1.48996

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 4.8610

```

b. Model ARFIMA (0, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter  0.490376  0.01342  36.5  0.000
MA-1         0.480392  0.09390  5.12  0.000
Constant     4.91708  5.984  0.822  0.415

log-likelihood -88.9704431
no. of observations 60 no. of parameters 4
AIC.T         185.940886 AIC 3.09901477
mean(trans1)  4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma         1.02599 sigma^2 1.05265

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.28257 4.8610

```

c. Model ARFIMA (0, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.484708      0.02111    23.0     0.000
MA-1             0.531842      0.1308     4.06     0.000
MA-2             0.344769      0.1009     3.42     0.001
Constant         4.91388      5.469     0.899    0.373

log-likelihood    -84.3098853
no. of observations      60   no. of parameters      5
AIC.T             178.619771   AIC             2.97699618
mean(trans1)      4.86099   var(trans1)      12.3298
sigma             0.949996   sigma^2          0.902493

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.52196      0.21760      4.8610

```

d. Model ARFIMA (0, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.476841      0.03161    15.1     0.000
MA-1             0.554587      0.1364     4.07     0.000
MA-2             0.420929      0.1274     3.30     0.002
MA-3             0.252868      0.1195     2.12     0.039
Constant         4.92278      4.964     0.992    0.326

log-likelihood    -82.1197737
no. of observations      60   no. of parameters      6
AIC.T             176.239547   AIC             2.93732579
mean(trans1)      4.86099   var(trans1)      12.3298
sigma             0.917213   sigma^2          0.841279

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.74393      -0.12350      0.11364      4.8610

```

e. Model ARFIMA (0, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.469659      0.04088    11.5     0.000
MA-1             0.535227      0.1371     3.90     0.000
MA-2             0.468004      0.1439     3.25     0.002
MA-3             0.292530      0.1289     2.27     0.027
MA-4             0.200964      0.1266     1.59     0.118
Constant         4.92521      4.667     1.06     0.296

log-likelihood    -81.0393389
no. of observations      60   no. of parameters      7
AIC.T             176.078678   AIC             2.93464463
mean(trans1)      4.86099   var(trans1)      12.3298
sigma             0.90179   sigma^2          0.813225

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      -0.081216      -0.55194      -0.047485      0.029369      4.8610

```

f. Model ARFIMA (0, d, 5)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,5) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter  0.460783  0.05247  8.78  0.000
MA-1         0.556554  0.1506   3.70  0.001
MA-2         0.441447  0.1693   2.61  0.012
MA-3         0.365810  0.1551   2.36  0.022
MA-4         0.223990  0.1483   1.51  0.137
MA-5         0.183990  0.1342   1.37  0.176
Constant     4.91631   2.063   2.38  0.021

log-likelihood -80.0791478
no. of observations 60 no. of parameters 8
AIC.T         176.158296 AIC         2.93597159
mean(trans1)   4.86099 var(trans1)   12.3298
sigma          0.420418 sigma^2     0.176751

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000  0.81972  0.59543  0.12938  -0.16156  0.39825
4.8610

```

g. Model ARFIMA (1, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter  0.00731049  0.1155  0.0633  0.950
AR-1         0.970309  0.03359  28.9  0.000
Constant     4.93305   2.632   1.87  0.066

log-likelihood -76.9207022
no. of observations 60 no. of parameters 4
AIC.T         161.841404 AIC         2.69735674
mean(trans1)   4.86099 var(trans1)   12.3298
sigma          0.851281 sigma^2     0.724679

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000  0.75213  4.8610

```

h. Model ARFIMA (1, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter  0.0066607  0.2301  0.377  0.708
AR-1         0.961856  0.04594  20.9  0.000
MA-1        -0.105019  0.2404  -0.437  0.664
Constant     4.92926   2.782   1.77  0.082

log-likelihood -76.8135693
no. of observations 60 no. of parameters 5
AIC.T         163.627139 AIC         2.72711898
mean(trans1)   4.86099 var(trans1)   12.3298
sigma          0.849077 sigma^2     0.720932

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000  0.86698  -0.29770  4.8610

```

i. Model ARFIMA (1, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0470118 0.2706 0.174 0.863
AR-1 0.964640 0.04513 21.4 0.000
MA-1 -0.0693556 0.2768 -0.251 0.803
MA-2 0.0397165 0.1632 0.243 0.809
Constant 4.93100 2.674 1.84 0.071

log-likelihood -76.7841863
no. of observations 60 no. of parameters 6
AIC.T 165.568373 AIC 2.75947288
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.848999 sigma^2 0.720799

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.86118 -0.28755 0.012263 4.8610

```

j. Model ARFIMA (1, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0574363 0.3182 0.180 0.857
AR-1 0.964130 0.04609 20.9 0.000
MA-1 -0.0796443 0.3217 -0.248 0.895
MA-2 0.0365954 0.1688 0.217 0.829
MA-3 -0.00992668 0.1556 -0.0638 0.949
Constant 4.93077 2.705 1.82 0.074

log-likelihood -76.7821548
no. of observations 60 no. of parameters 7
AIC.T 167.56431 AIC 2.79273849
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.848874 sigma^2 0.720587

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.89745 -0.33085 -0.019272 -0.058181 4.8610

```

k. Model ARFIMA (1, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0492492 0.3431 0.144 0.886
AR-1 0.964266 0.04638 20.8 0.000
MA-1 -0.0720300 0.3428 -0.210 0.834
MA-2 0.0406038 0.1821 0.223 0.824
MA-3 -0.00901943 0.1571 -0.0574 0.954
MA-4 0.0100367 0.1583 0.0634 0.950
Constant 4.92960 2.677 1.84 0.071

log-likelihood -76.7801417
no. of observations 60 no. of parameters 8
AIC.T 169.560283 AIC 2.82600472
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.848919 sigma^2 0.720663

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.91822 -0.35810 -0.036259 -0.073766 -0.026797
4.8610

```

l. Model ARFIMA (1, d, 5)


```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,5) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1              0.00760966   0.3701      0.0207    0.984
MA-1              0.965141     0.04707     20.5      0.000
MA-2              -0.0287522   0.3719     -0.0773    0.939
MA-3              0.0519971    0.1938      0.268     0.789
MA-4              0.0184030    0.1933      0.0952     0.925
MA-5              0.00288410   0.1705      0.0169     0.987
Constant          0.0458406    0.1678      0.273     0.786
                  4.92481     2.547       1.93      0.059

log-likelihood    -76.7424523
no. of observations 60   no. of parameters 9
AIC.T            171.484905   AIC                2.85808174
mean(trans1)     4.86099   var(trans1)        12.3298
sigma            0.848673   sigma^2            0.720246

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000      0.87611      -0.30914      -0.0070033      -0.049903      -0.00040057
0.051577      4.8610

```

m. Model ARFIMA (2, d, 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1              0.0855513    0.2010      0.426     0.672
AR-2              0.853818     0.2335      3.66      0.001
Constant          0.103529     0.1996      0.519     0.606
                  4.92923     2.760       1.79      0.080

log-likelihood    -76.7993983
no. of observations 60   no. of parameters 5
AIC.T            163.598797   AIC                2.72664661
mean(trans1)     4.86099   var(trans1)        12.3298
sigma            0.848886   sigma^2            0.720607

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000      0.60254      0.19889      4.8610

```

n. Model ARFIMA (2, d, 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1              0.0672875    0.1973      0.341     0.734
AR-2              0.639079     1.133       0.564     0.575
AR-3              0.312149     1.102       0.283     0.778
MA-1              0.234168     1.241       0.189     0.851
Constant          4.92999     2.726       1.81      0.076

log-likelihood    -76.7854296
no. of observations 60   no. of parameters 6
AIC.T            165.570859   AIC                2.75951432
mean(trans1)     4.86099   var(trans1)        12.3298
sigma            0.848841   sigma^2            0.720532

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000      0.82320      0.032927      -0.29709      4.8610

```

o. Model ARFIMA (2, d, 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient      Std.Error      t-value      t-prob
d parameter      0.0536118      0.2706      0.198      0.844
AR-1      0.764520      2.469      0.310      0.758
AR-2      0.192641      2.374      0.0812      0.936
MA-1      0.123791      2.387      0.0519      0.959
MA-2      0.0231015      0.3009      0.0768      0.939
Constant      4.93070      2.693      1.83      0.073

log-likelihood      -76.7823453
no. of observations      60      no. of parameters      7
AIC.T      167.564691      AIC      2.79274484
mean(trans1)      4.86099      var(trans1)      12.3298
sigma      0.848912      sigma^2      0.720651

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.60254      0.19889      -0.070355      -0.063103      4.8610

```

p. Model ARFIMA (2, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient      Std.Error      t-value      t-prob
d parameter      -0.446699      0.3007      -1.49      0.143
AR-1      1.98832      0.009168      217.      0.000
AR-2      -0.993423      0.009480      -105.      0.000
MA-1      -0.736831      0.2733      -2.70      0.009
MA-2      -0.105981      0.2008      -0.528      0.600
MA-3      -0.157188      0.1709      -0.920      0.362
Constant      4.90080      0.5489      8.93      0.000

log-likelihood      -75.0248675
no. of observations      60      no. of parameters      8
AIC.T      166.049735      AIC      2.76749558
mean(trans1)      4.86099      var(trans1)      12.3298
sigma      0.796045      sigma^2      0.633687

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      1.4114      -0.44257      -0.79772      0.14322      -0.045186
      4.8610

```

q. Model ARFIMA (2, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (927): Covar

      Coefficient      Std.Error      t-value      t-prob
d parameter      0.0583485      0.3535      0.165      0.870
AR-1      0.753485      2.036      0.370      0.713
AR-2      0.203072      1.959      0.104      0.918
MA-1      0.130152      1.949      0.0668      0.947
MA-2      0.0191192      0.3390      0.0564      0.955
MA-3      -0.00229904      0.1798      -0.0128      0.990
MA-4      -0.00347281      0.2461      -0.0141      0.989
Constant      4.93090      2.708      1.82      0.075

log-likelihood      -76.7821193
no. of observations      60      no. of parameters      9
AIC.T      171.564239      AIC      2.85940398
mean(trans1)      4.86099      var(trans1)      12.3298
sigma      0.848065      sigma^2      0.720572

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.60254      0.19889      -0.072207      -0.063903      -0.024058
      -0.00060877      4.8610

```

r. Model ARFIMA (2, d, 5)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(2,d,5) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.00117962 0.3401 0.00347 0.997
AR-1         0.132830 0.1271 1.04 0.304
AR-2         0.805778 0.1161 6.94 0.000
MA-1         0.889327 0.3478 2.56 0.014
MA-2         0.0233325 0.4605 0.0507 0.968
MA-3         0.0722112 0.2812 0.257 0.798
MA-4         0.0212797 0.2474 0.0860 0.932
MA-5         0.0830731 0.1659 0.501 0.619
Constant     4.94408 2.543 1.94 0.058

log-likelihood -75.3566897
no. of observations 60 no. of parameters 10
AIC.T 170.717379 AIC 2.84528966
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.816999 sigma^2 0.667487

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000 0.00254 0.19889 -0.072032 -0.062822 -0.021432
      0.0019351 0.039636 4.8610

```

s. Model ARFIMA (3, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0514915 0.2768 0.186 0.853
AR-1         0.890388 0.3117 2.86 0.006
AR-2         0.104796 0.2052 0.511 0.612
AR-3        -0.0322569 0.1786 -0.181 0.857
Constant     4.93071 2.676 1.84 0.071

log-likelihood -76.7826536
no. of observations 60 no. of parameters 6
AIC.T 165.565307 AIC 2.75942179
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.848937 sigma^2 0.720695

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000 0.59345 0.17136 0.045696 4.8610

```

t. Model ARFIMA (3, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0558430 0.2870 0.195 0.846
AR-1         0.775877 3.200 0.242 0.809
AR-2        -0.203527 2.730 0.0745 0.941
AR-3        -0.0212455 0.3757 -0.0566 0.955
MA-1         0.110044 3.066 0.0359 0.972
Constant     4.93054 2.699 1.83 0.073

log-likelihood -76.7829121
no. of observations 60 no. of parameters 7
AIC.T 167.565824 AIC 2.79276374
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.848902 sigma^2 0.720634

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000 0.59345 0.17136 0.045696 -0.066295 4.8610

```

u. Model ARFIMA (3, d , 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0622906 0.1518 0.410 0.683
AR-1 -0.719678 0.3126 -2.30 0.025
AR-2 0.892181 0.08329 10.7 0.000
AR-3 0.702997 0.2735 2.57 0.013
MA-1 1.68181 0.4050 4.15 0.000
MA-2 0.681811 0.4019 1.70 0.096
Constant 4.95816 2.716 1.83 0.074

log-likelihood -75.2162944
no. of observations 60 no. of parameters 8
AIC.T 166.432589 AIC 2.77387648
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.811985 sigma^2 0.65932

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.59345 0.17136 0.045696 -0.067380 -0.031727
4.8610

```

v. Model ARFIMA (3, d, 3)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,3) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0434494 0.2300 0.189 0.851
AR-1 -0.700616 0.3629 -1.93 0.059
AR-2 0.892510 0.07993 11.2 0.000
AR-3 0.691250 0.2983 2.32 0.025
MA-1 1.68670 0.4065 4.15 0.000
MA-2 0.715384 0.5153 1.39 0.171
MA-3 0.0286849 0.2683 0.107 0.915
Constant 4.95629 2.680 1.85 0.070

log-likelihood -75.2108662
no. of observations 60 no. of parameters 9
AIC.T 168.421732 AIC 2.80702887
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.812166 sigma^2 0.659614

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.59345 0.17136 0.045696 -0.069697 -0.034879
-0.051587 4.8610

```

w. Model ARFIMA (3, d, 4)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,4) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (927): Covar

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter 0.0567536 0.3211 0.177 0.860
AR-1 0.692545 5.291 0.131 0.896
AR-2 0.0763639 4.655 0.0164 0.987
AR-3 0.170686 2.148 0.0832 0.934
MA-1 0.192395 5.278 0.0365 0.971
MA-2 0.201142 2.113 0.0952 0.925
MA-3 -0.0173221 0.2554 -0.0670 0.947
MA-4 0.0080376 0.1938 0.0454 0.964
Constant 4.93000 2.701 1.83 0.074

log-likelihood -76.7793999
no. of observations 60 no. of parameters 10
AIC.T 173.5588 AIC 2.89264666
mean(trans1) 4.86099 var(trans1) 12.3298
sigma 0.84884 sigma^2 0.720529

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.40000 0.59345 0.17136 0.045696 -0.070771 -0.035373
-0.052780 -0.016754 4.8610

```

x. Model ARFIMA (3, d, 5)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(3,d,5) model ----
The estimation sample is: 1 - 60
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajal.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      -0.576849      0.3740     -1.54     0.129
AR-1              1.13397      0.1832     11.0     0.000
AR-2              0.708274      0.2052      3.45     0.001
AR-3             -0.852051      0.1030     -8.27     0.000
MA-1              0.305942      0.3585      0.853    0.398
MA-2             -0.731330      0.2501     -2.92     0.005
MA-3             -0.259094      0.2500     -1.04     0.305
MA-4             -0.268669      0.2258     -1.19     0.240
MA-5             -0.046849      0.1885     -0.249    0.805
Constant          4.91963      0.4809     10.2     0.000

log-likelihood    -73.5899708
no. of observations      60   no. of parameters      11
AIC.T             169.179942   AIC                  2.81966569
mean(trans1)       4.86899   var(trans1)       12.3298
sigma              0.760831   sigma^2          0.578864

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      0.59345      0.17136      0.045696      -0.069995      -0.033709
      -0.051669      -0.014828      0.029830      4.8610

```

3. Hasil uji signifikansi data Rawat Jalan Skenario-2

a. Model ARFIMA (0, d, 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv1.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.463347      0.04652      9.96     0.000
Constant         1.72524      0.6203      2.78     0.009

log-likelihood    -11.3519081
no. of observations      33   no. of parameters      3
AIC.T             28.7038161   AIC                  0.86981261
mean(trans1)       1.70601   var(trans1)          0.266372
sigma              0.329043   sigma^2              0.108269

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000      1.7060

```

b. Model ARFIMA (0, d, 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv1.csv

      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
d parameter      0.447766      0.06767      6.62     0.000
MA-1              0.100026      0.1496      0.669    0.509
Constant         1.72394      0.5490      3.14     0.004

log-likelihood    -11.1273913
no. of observations      33   no. of parameters      4
AIC.T             30.2547827   AIC                  0.916811596
mean(trans1)       1.70601   var(trans1)          0.266372
sigma              0.328188   sigma^2              0.107708

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.00000      -0.41108      1.7060

```

c. Model ARFIMA (0, d, 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajalddiv1.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
MA-1             0.395347    0.1249      3.16      0.004
MA-2             0.195440    0.2350      0.831     0.413
Constant         0.241026    0.1526      1.58      0.125
                 1.72442    0.4283      4.03      0.000

log-likelihood    -9.89797803
no. of observations 33      no. of parameters 5
AIC.T            29.7959561    AIC            0.90290776
mean(trans1)     1.70601      var(trans1)     0.266372
sigma            0.318146    sigma^2         0.101217

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.00000    -0.25774    -0.17447    1.7060

```

d. Model ARFIMA (1, d, 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajalddiv1.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1             -0.345137    0.1465      -2.36     0.025
Constant         0.963154    0.05916     16.3      0.000
                 1.72573    0.2684      6.43      0.000

log-likelihood    -9.28903305
no. of observations 33      no. of parameters 4
AIC.T            26.5780661    AIC            0.805395942
mean(trans1)     1.70601      var(trans1)     0.266372
sigma            0.315944    sigma^2         0.0998204

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.00000    0.74900    1.7060

```

e. Model ARFIMA (1, d, 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajalddiv1.csv

d parameter      Coefficient   Std.Error   t-value   t-prob
AR-1             -0.0531093    0.4014      -0.132    0.896
MA-1             0.942502     0.08400     11.2      0.000
Constant         -0.366028     0.4019     -0.911    0.370
                 1.73157     0.3490      4.96      0.000

log-likelihood    -8.72050969
no. of observations 33      no. of parameters 5
AIC.T            27.4410194    AIC            0.831546042
mean(trans1)     1.70601      var(trans1)     0.266372
sigma            0.309243    sigma^2         0.0956312

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.00000    0.86838    -0.69397    1.7060

```

f. Model ARFIMA (1, d, 2)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,2) model ----
The estimation sample is: 1 - 33
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv1.csv

      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter    -0.139293    0.5164   -0.270   0.789
AR-1           0.940761    0.09624    9.78   0.000
MA-1           -0.290608    0.5359   -0.542   0.592
MA-2           0.0811486    0.1820    0.446   0.659
Constant       1.73077     0.3126    5.54   0.000

log-likelihood   -8.61341568
no. of observations   33   no. of parameters   6
AIC.T            29.2268314   AIC            0.885661556
mean(trans1)     1.70601     var(trans1)     0.266372
sigma            0.308555   sigma^2        0.0952061

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.00000    0.76317   -0.24702    0.29990    1.7060

```

4. Hasil uji signifikansi data Rawat Jalan Skenario-3

a. Model ARFIMA (0, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 27
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv2.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (941): Covar
      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter      0.317680    0.1405    2.26   0.033
Constant       7.91980e+014  1.300e+014    6.09   0.000

log-likelihood   -929.469353
no. of observations   27   no. of parameters   3
AIC.T            1864.93871   AIC            69.0718039
mean(trans1)     7.81638e+014  var(trans1)    5.49768e+028
sigma            2.13183e+014  sigma^2        4.54471e+028

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.40000    7.8164e+014

```

b. Model ARFIMA (0, d , 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(0,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 27
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv2.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (941): Covar
      Coefficient Std.Error t-value t-prob
d parameter      0.191923    0.2413    0.795   0.434
MA-1           0.206749    0.2785    0.742   0.465
Constant       7.81945e+014  9.158e+013    8.54   0.000

log-likelihood   -929.212136
no. of observations   27   no. of parameters   4
AIC.T            1866.42427   AIC            69.1268249
mean(trans1)     7.81638e+014  var(trans1)    5.49768e+028
sigma            2.12565e+014  sigma^2        4.5184e+028

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
      0.00000    4.3261e-026    7.8164e+014

```

c. Model ARFIMA (1, d , 0)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,0) model ----
The estimation sample is: 1 - 27
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv2.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (941): Covar

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d parameter	-0.419100	0.3294	-1.27	0.216
AR-1	0.784110	0.2362	3.32	0.003
Constant	7.71093e+014	5.266e+013	14.6	0.000

```

log-likelihood -928.306728
no. of observations 27 no. of parameters 4
AIC.T 1864.61346 AIC 69.0597576
mean(trans1) 7.81638e+014 var(trans1) 5.49768e+028
sigma 2.05252e+014 sigma^2 4.21282e+028

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.00000 0.43223 7.8164e+014

```

d. Model ARFIMA (1, d, 1)

```

---- Maximum likelihood estimation of ARFIMA(1,d,1) model ----
The estimation sample is: 1 - 27
The dependent variable is: trans1
The dataset is: D:\Campus\SI\Smt 8\TA\RDIB\data fix\2\Oxmetrics\rajaldiv2.csv

Warning: invertgen: invertsym failed, proceeding with generalized p.s.d. inverse
../arfima/arfima.ox (941): Covar

```

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
d parameter	-0.408174	0.5311	-0.769	0.450
AR-1	0.782862	0.2408	3.25	0.004
MA-1	-0.0115056	0.4379	-0.0263	0.979
Constant	7.71405e+014	5.325e+013	14.5	0.000

```

log-likelihood -928.30638
no. of observations 27 no. of parameters 5
AIC.T 1866.61276 AIC 69.1338059
mean(trans1) 7.81638e+014 var(trans1) 5.49768e+028
sigma 2.05291e+014 sigma^2 4.21443e+028

BFGS using numerical derivatives (eps1=0.0001; eps2=0.005):
Strong convergence
Used starting values:
0.00000 0.68386 -2.7674e-026 7.8164e+014

```


Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN C

Lampiran 3 berisi tentang nilai *t-tabel* yang dipergunakan pada uji signifikansi masing-masing model ARFIMA dengan *software* OxMetrics.

d.f.	TINGKAT SIGNIFIKANSI				
dua sisi	20%	10%	5%	2%	1%
satu sisi	10%	5%	2,5%	1%	0,5%
1	3,078	6,314	12,706	31,821	63,657
2	1,886	2,920	4,303	6,965	9,925
3	1,638	2,353	3,182	4,541	5,841
4	1,533	2,132	2,776	3,747	4,604
5	1,476	2,015	2,571	3,365	4,032
6	1,440	1,943	2,447	3,143	3,707
7	1,415	1,895	2,365	2,998	3,499
8	1,397	1,860	2,306	2,896	3,355
9	1,383	1,833	2,262	2,821	3,250
10	1,372	1,812	2,228	2,764	3,169
11	1,363	1,796	2,201	2,718	3,106
12	1,356	1,782	2,179	2,681	3,055
13	1,350	1,771	2,160	2,650	3,012
14	1,345	1,761	2,145	2,624	2,977
15	1,341	1,753	2,131	2,602	2,947
16	1,337	1,746	2,120	2,583	2,921
17	1,333	1,740	2,110	2,567	2,898
18	1,330	1,734	2,101	2,552	2,878
19	1,328	1,729	2,093	2,539	2,861
20	1,325	1,725	2,086	2,528	2,845
21	1,323	1,721	2,080	2,518	2,831
22	1,321	1,717	2,074	2,508	2,819
23	1,319	1,714	2,069	2,500	2,807

d.f.	TINGKAT SIGNIFIKANSI				
dua sisi	20%	10%	5%	2%	1%
satu sisi	10%	5%	2,5%	1%	0,5%
24	1,318	1,711	2,064	2,492	2,797
25	1,316	1,708	2,060	2,485	2,787
26	1,315	1,706	2,056	2,479	2,779
27	1,314	1,703	2,052	2,473	2,771
28	1,313	1,701	2,048	2,467	2,763
29	1,311	1,699	2,045	2,462	2,756
30	1,310	1,697	2,042	2,457	2,750
31	1,309	1,696	2,040	2,453	2,744
32	1,309	1,694	2,037	2,449	2,738
33	1,308	1,692	2,035	2,445	2,733
34	1,307	1,691	2,032	2,441	2,728
35	1,306	1,690	2,030	2,438	2,724
36	1,306	1,688	2,028	2,434	2,719
37	1,305	1,687	2,026	2,431	2,715
38	1,304	1,686	2,024	2,429	2,712
39	1,304	1,685	2,023	2,426	2,708
40	1,303	1,684	2,021	2,423	2,704
41	1,303	1,683	2,020	2,421	2,701
42	1,302	1,682	2,018	2,418	2,698
43	1,302	1,681	2,017	2,416	2,695
44	1,301	1,680	2,015	2,414	2,692
45	1,301	1,679	2,014	2,412	2,690
46	1,300	1,679	2,013	2,410	2,687
47	1,300	1,678	2,012	2,408	2,685
48	1,299	1,677	2,011	2,407	2,682
49	1,299	1,677	2,010	2,405	2,680
50	1,299	1,676	2,009	2,403	2,678
51	1,298	1,675	2,008	2,402	2,676

d.f.	TINGKAT SIGNIFIKANSI				
dua sisi	20%	10%	5%	2%	1%
satu sisi	10%	5%	2,5%	1%	0,5%
52	1,298	1,675	2,007	2,400	2,674
53	1,298	1,674	2,006	2,399	2,672
54	1,297	1,674	2,005	2,397	2,670
55	1,297	1,673	2,004	2,396	2,668
56	1,297	1,673	2,003	2,395	2,667
57	1,297	1,672	2,002	2,394	2,665
58	1,296	1,672	2,002	2,392	2,663
59	1,296	1,671	2,001	2,391	2,662
60	1,296	1,671	2,000	2,390	2,660
61	1,296	1,670	2,000	2,389	2,659
62	1,295	1,670	1,999	2,388	2,657
63	1,295	1,669	1,998	2,387	2,656
64	1,295	1,669	1,998	2,386	2,655
65	1,295	1,669	1,997	2,385	2,654
66	1,295	1,668	1,997	2,384	2,652
67	1,294	1,668	1,996	2,383	2,651
68	1,294	1,668	1,995	2,382	2,650
69	1,294	1,667	1,995	2,382	2,649
70	1,294	1,667	1,994	2,381	2,648
71	1,294	1,667	1,994	2,380	2,647
72	1,293	1,666	1,993	2,379	2,646
73	1,293	1,666	1,993	2,379	2,645
74	1,293	1,666	1,993	2,378	2,644
75	1,293	1,665	1,992	2,377	2,643
76	1,293	1,665	1,992	2,376	2,642
77	1,293	1,665	1,991	2,376	2,641
78	1,292	1,665	1,991	2,375	2,640
79	1,292	1,664	1,990	2,374	2,640

d.f.	TINGKAT SIGNIFIKANSI				
dua sisi	20%	10%	5%	2%	1%
satu sisi	10%	5%	2,5%	1%	0,5%
80	1,292	1,664	1,990	2,374	2,639
81	1,292	1,664	1,990	2,373	2,638
82	1,292	1,664	1,989	2,373	2,637
83	1,292	1,663	1,989	2,372	2,636
84	1,292	1,663	1,989	2,372	2,636
85	1,292	1,663	1,988	2,371	2,635
86	1,291	1,663	1,988	2,370	2,634
87	1,291	1,663	1,988	2,370	2,634
88	1,291	1,662	1,987	2,369	2,633
89	1,291	1,662	1,987	2,369	2,632
90	1,291	1,662	1,987	2,368	2,632
91	1,291	1,662	1,986	2,368	2,631
92	1,291	1,662	1,986	2,368	2,630
93	1,291	1,661	1,986	2,367	2,630
94	1,291	1,661	1,986	2,367	2,629
95	1,291	1,661	1,985	2,366	2,629
96	1,290	1,661	1,985	2,366	2,628
97	1,290	1,661	1,985	2,365	2,627
98	1,290	1,661	1,984	2,365	2,627
99	1,290	1,660	1,984	2,365	2,626
100	1,290	1,660	1,984	2,364	2,626

LAMPIRAN D

Lampiran 4 berisi tentang hasil dari peramalan jumlah pasien penyakit diabetes baik rawat inap dan rawat jalan dengan model ARFIMA terbaik masing-masing untuk periode 2018.

1. Hasil peramalan data rawat inap dengan model ARFIMA $(0, d, 4)$

Time	Actual	Forecast
Jan-17	55	37.83168
Feb-17	52	45.75164
Mar-17	52	38.18991
Apr-17	45	41.56948
May-17	54	39.78006
Jun-17	44	39.13525
Jul-17	32	38.69505
Aug-17	46	38.3459
Sep-17	45	38.05091
Oct-17	50	37.79305
Nov-17	50	37.56282
Dec-17	49	37.3543
Jan-18		37.16351
Feb-18		36.98756
Mar-18		36.82431
Apr-18		36.6721
May-18		36.52961
Jun-18		36.39574
Jul-18		36.26962
Aug-18		36.15047
Sep-18		36.03767

Time	Actual	Forecast
Oct-18		35.93065
Nov-18		35.82894
Dec-18		35.7321

2. Hasil peramalan data rawat jalan dengan model ARFIMA (0, d , 4)

Time	Actual	Forecast
Jan-17	736	3644.412
Feb-17	847	2528.011
Mar-17	943	1747.508
Apr-17	902	1269.519
May-17	973	963.8931
Jun-17	950	793.9533
Jul-17	999	678.385
Aug-17	1013	593.8457
Sep-17	1011	529.1694
Oct-17	1013	478.0863
Nov-17	1063	436.7451
Dec-17	954	402.6319
Jan-18		374.0302
Feb-18		349.7262
Mar-18		328.8365
Apr-18		310.7027
May-18		294.8244
Jun-18		280.814
Jul-18		268.3674
Aug-18		257.2422
Sep-18		247.2431

Time	Actual	Forecast
Oct-18		238.2111
Nov-18		230.0155
Dec-18		222.5477