

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS DI
KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

**FORECASTING THE NUMBER OF
TUBERCULOSIS IN MALANG REGENCY USING
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

**SLAMET WIDODO
NRP 5213 100 086**

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

**JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017**



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS
DI KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN
METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE - AUTOREGRESSIVE
CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-
ARCH)**

SLAMET WIDODO
NRP 5213 100 086

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

JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS 141501

**FORECASTING THE NUMBER OF
TUBERCULOSIS IN MALANG REGENCY USING
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

SLAMET WIDODO
NRP 5213 100 086

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

JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS DI KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)

TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelara Sarjana Komputer
Pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Slamet Widodo
NRP 5213 100 086

Surabaya, Januari 2017



NIP. 19650310 199102 1 001

LEMBAR PERSETUJUAN

**PERAMALAN JUMLAH KASUS
TUBERKULOSIS DI KABUPATEN
MALANG MENGGUNAKAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE -
AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

TUGAS AKHIR

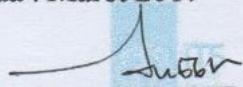
Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

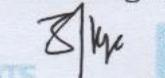
Slamet Widodo
NRP 5213 100 086

Disetujui Tim Pengujii : Tanggal Ujian : 11 Januari 2017
Periode Widua : Maret 2017

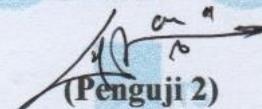
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.


(Pembimbing 1)

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


(Penguji 1)

Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng


(Penguji 2)

**PERAMALAN JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS DI
KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

Nama Mahasiswa : Slamet Widodo
NRP : 5213 100 086
Jurusan : SISTEM INFORMASI FTIF-ITS
Dosen Pembimbing : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRAK

Tuberculosis (TB atau TBC) adalah salah satu jenis penyakit infeksi pernafasan kronis yang disebabkan oleh bakteri. Infeksi TB adalah jenis infeksi penyakit yang berbahaya jika tidak ditangani dengan tepat waktu . Penyakit ini sudah menjadi permasalahan kesehatan utama di Indonesia, termasuk kabupaten Malang .

Di kabupaten Malang, terdapat 1720 kasus pada tahun 2013 dan 1801 Kasus pada tahun 2014. Cukup tingginya angka penderita TB di kabupaten Malang ini mengisyaratkan bahwa sangat penting untuk dilakukan pencegahan dan pengendalian. Dan dalam upaya pencegahan dan pengendalian TB, dalam penelitian ini akan diramalkan jumlah penderita Tuberkulosis di kabupaten Malang , Jawa timur . Dimana hasil peramalan dan prediksi yang akurat dari perkiraan situasi TB di masa depan dapat memberikan dasar ilmiah untuk merumuskan perencanaan kontrol yang benar.

Pada penelitian ini, digunakan metode ARIMA-ARCH untuk meramalkan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang. Penggunaan ARIMA-ARCH sendiri karena pada Model ARIMA masih ditemukan rangkaian residual yang memiliki heteroskedastisitas . Dan Autoregressive Conditional

Heteroskedastisitas (ARCH) adalah model yang lazim untuk digunakan dalam menangani time series heteroskedastisitas .

Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) adalah model yang terbaik untuk meramalkan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) yang di gunakan pada tugas akhir ini menghasilkan nilai peramalan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang yang sangat baik, dimana menghasilkan nilai MAPE 1,88 % yang berarti tingkat keakuratan dari hasil peramalan sangat bagus.

Kata kunci :;ARIMA, ARIMA-ARCH,Heteroskedastisitas, Peramalan, Tuberkulosis

**FORECASTING THE NUMBER OF TUBERCULOSIS
IN MALANG REGENCY USING AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE -
AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL
HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**

Name : Slamet Widodo
NRP : 5213 100 086
Department : INFORMATION SYSTEM FTIF-ITS
Supervisor : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRACT

Tuberculosis (TB or TBC) is one of serious infectious respiratory diseases caused by bacteria or a virus. This disease will create a dangerous infection if it is not handle appropriately. Tuberculosis or TBC had became a major healht problem in Indonesia, including Malang regency.

In Malang regency, there were 1720 tuberculosis cases in 2013 and 1801 cases in 2014. The higher amount of tuberculosis sufferer in Malang regency indicates that it is very important to take any action of prevention. In this case, the purpose of this research is to forecast the amount of tuberculosis sufferer in Malang regency. The result of the accurate forecasting of Tuberculosis cases hopefully can provide a scientific basis to formulate the best plan for prevention in the future.

In this research, the researcher used ARIMA-ARCH method to forecast the amount of tuberculosis case in Malang Regency. The reason why used this method is because we can still find a series of residual which has heteroskedastisitas in ARIMA model. Autogressive Conditional heteroskedastisitas (ARCH) is a common model used to handle a time series of heteroskedastisitas.

The result of the analysis showed that ARIMA (0,1,3) ARCH (1) was the best model to forecast the amount of tuberculosis cases in Malang regency. ARIMA (0,1,3) ARCH (1) model which is used in this final project produced an excellent value of prediction about the amount of tuberculosis case in Malang Regency. The result showed that the precentage of MAPE was 18% which indicated that the degree of the accuracy was so excellent.

Keywords : ARIMA, ARIMA-ARCH, Forecast, Heteroskedastisitas, Tuberculosis

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan rahmat-Nya lah penulis dapat menyelesaikan buku tugas akhir dengan judul “**PERAMALAN JUMLAH KASUS TUBERKULOSIS DI KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE - AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (ARIMA-ARCH)**” sebagai salah satu syarat kelulusan pada Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Secara khusus penulis akan menyampaikan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada:

1. Allah SWT yang telah memberi segala rahmat dan pencerahan untuk dapat menyelesaikan tugas belajar selama di Sistem Informasi ITS dan telah memberikan kemudahan serta kesehatan selama pengerjaan Tugas Akhir ini.
2. Kedua orang tua serta keluarga penulis yang selalu memberikan doa, dukungan, dan motivasi.
3. Dinas Kesehatan Kabupaten Malang, Jawa Timur yang telah mengizinkan penulis untuk melakukan penelitian tugas akhir menggunakan data kasus TBC daerah kabupaten Malang
4. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing yang telah mengarahkan, membimbing, memberikan nasihat, dan dukungan kepada penulis dalam mengerjakan tugas akhir ini hingga selesai.
5. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T. dan Bapak Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng. selaku dosen penguji penulis yang selalu memberikan masukan yang meningkatkan kualitas dari Tugas Akhir ini.

6. Bapak Rully Agus Hendrawan S.Kom., M.Eng selaku dosen wali penulis yang selalu memberikan motivasi dan saran selama penulis menempuh pendidikan S1.
7. Seluruh dosen pengajar, staff, dan karyawan di Jurusan Sistem Informasi, FTIF ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis selama ini.
8. Teman-teman dari RDIB dan Beltranis (SI-2013) yang menjadi rekan seperjuangan penulis dalam Tugas Akhir dan membantu penulis selama kuliah di Sistem Informasi
9. Serta semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yang belum mampu penulis sebutkan diatas.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doanya. Semoga Tuhan senantiasa memberkati dan membalas kebaikan-kebaikan yang telah diberikan kepada penulis.

Penulis pun menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna dengan segala kekurangan di dalamnya. Oleh karena itu penulis memohon maaf atas segala kekurangan yang ada di dalam Tugas Akhir ini dan bersedia menerima kritik dan saran. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, Januari 2017

DAFTAR ISI

ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Permasalahan.....	3
1.3 Batasan Permasalahan	4
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Relevansi	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Studi Sebelumnya.....	7
2.2 Dasar Teori	9
2.2.1 Tuberkulosis	9
2.2.2 Kabupaten Malang.....	10
2.2.3 Peramalan	10
2.2.4 Metode ARIMA.....	11
2.2.5 Uji Heterokedastisitas.....	16
2.2.6 Metode Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)	17
2.2.7 Evaluasi hasil peramalan	17
BAB III METODE PENELITIAN	19
3.1 Identifikasi Permasalahan dan Studi Literatur	20
3.2 Pengumpulan dan Pra-Processing Data.....	20
3.3 Uji Stasioner Data	20
3.4 Pemodelan ARIMA.....	21
3.5 Uji Heterokedastisitas.....	22
3.6 Pemodelan ARCH.....	22
3.7 Peramalan Data.....	23
3.8 Analisa Hasil Peramalan	23
3.9 Penyusunan Buku Laporan Tugas Akhir.....	24

BAB IV PERANCANGAN.....	27
4.1 Pengumpulan dan Pra-processing Data.....	27
4.1.1. Pengumpulan data.....	27
4.1.2. Pra-processing data.....	27
4.1.3. Menentukan data pelatihan dan data pengujian.....	28
4.2 Gambaran data masukan (input).....	28
4.3 Uji Stasioner	29
4.3.1 Uji Stasioner Ragam	29
4.3.2 Transformasi Data.....	30
4.3.3 Uji Stasioner Rataan	30
4.3.4 Differencing Data.....	30
4.4 Pemodelan ARIMA	31
4.4.1 Estimasi Parameter	31
4.4.2 Uji Signifikan Parameter.....	31
4.4.3 Uji Diagnostik Parameter.....	32
4.4.4 Pemilihan model terbaik	33
4.5 Uji Heterokedastisitas	33
4.6 Pemodelan ARCH	33
4.6.1 Estimasi Parameter.....	33
4.6.2 Uji Signifikan Parameter.....	34
4.6.3 Uji Diagnostik Model	34
4.6.4 Pemilihan model terbaik	35
4.7 Analisa Hasil peramalan	35
4.8 Gambaran data keluaran (output).....	36
BAB V IMPLEMENTASI	37
5.1 Pra-processing Data	37
5.2 Uji Stasioner	39
5.2.1 Uji Stasioner Ragam	39
5.2.2 Transformasi	39
5.2.3 Uji Stasioner Rataan	40
5.2.4 Differencing	41
5.3 Pemodelan ARIMA	43
5.3.1 Estimasi parameter.....	43
5.3.2 Uji Signifikan parameter.....	45
5.3.3 Uji Diagnostik model	48
5.3.4 Pemilihan model terbaik	51

5.3 Uji Heteroskedastisitas	52
5.4 Pemodelan ARIMA-ARCH	54
5.4.1 Estimasi parameter.....	54
5.4.2 Uji signifikan parameter	55
5.4.3 Uji diagnostic model.....	56
5.4.4 Pemilihan model terbaik.....	59
5.6 Analisa Hasil Peramalan Model Terbaik.....	60
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN	63
6.1 Hasil Uji Coba Model.....	63
6.2 Validasi Model	67
6.3 Hasil dan Analisis peramalan	71
6.4 Perbandingan model ARIMA terbaik dengan semua model.....	73
6.5 Perbandingan model ARIMA ARCH terbaik dengan semua model	76
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	79
7.1 Kesimpulan.....	79
7.2 Saran.....	80
DAFTAR PUSTAKA	83
BIODATA PENULIS	87
LAMPIRAN A : Uji signifikan model ARIMA.....	89
LAMPIRAN B : Uji Diagnostik model ARIMA	103
LAMPIRAN C : Uji Heteroskedastisitas model ARIMA	109
LAMPIRAN D : Uji Signifikan model ARIMA-ARCH.....	111
LAMPIRAN E : Uji Diagnostik model ARIMA-ARCH.....	115
LAMPIRAN F : Hasil uji coba dan validasi model	117
LAMPIRAN G : Perhitungan MAPE menggunakan semua data.....	135
LAMPIRAN H : Hasil Peramalan Model ARIMA (0,1,3) ARCH (1).....	153

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram aliran pengerjaan tugas akhir.....	19
Gambar 4 1 Grafik data bulanan jumlah kasus tuberculosis ..	29
Gambar 5 1 Hasil uji outlier dengan Boxplot	38
Gambar 5 2 Uji Stasioner Ragam.....	39
Gambar 5 3 Grafik data tranformasi	40
Gambar 5 4 Hasil uji stasioner ragam	41
Gambar 5 5 Hasil differencing level 1	42
Gambar 5 6 Hasil differencing level 2	42
Gambar 5 7 Plot ACF dan PACF , d=1	43
Gambar 5 8 Plot ACF dan PACF, d=2.....	44
Gambar 5 9 Uji signifikan ARIMA (0,1,3).....	46
Gambar 5 10 Uji Diagnostik 1	49
Gambar 5 11 Hasil uji diagnostik 2.....	50
Gambar 5 12 Hasil uji diagnostik 1 model ARCH.....	57
Gambar 5 13 Hasil uji diagnostik 2 model ARCH.....	58
Gambar 6 1 Perbandingan pola data actual dan peramalan metode ARIMA (0,1,3)	64
Gambar 6 2 Perbandingan pola data actual dan peramalan metode ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	65
Gambar 6 3 Pola perbandingan data actual dan peramalan metode ARIMA (2,2,0).....	66
Gambar 6 4 Pola perbandingan data actual dan peramalan metode ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	67
Gambar 6 5 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA(0,1,3).....	69
Gambar 6 6 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	69
Gambar 6 7 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA (2,2,0).....	70
Gambar A 1 Uji signifikan ARIMA (0,1,1)	89
Gambar A 2 Uji signifikan ARIMA (0,1,2)	89

Gambar A 3 Uji signifikan ARIMA (1,1,0)	90
Gambar A 4 Uji signifikan ARIMA (1,1,1)	90
Gambar A 5 Uji signifikan ARIMA (1,1,2)	91
Gambar A 6 Uji signifikan ARIMA (1,1,3)	91
Gambar A 7 Uji signifikan ARIMA (2,1,0)	92
Gambar A 8 Uji signifikan ARIMA (2,1,1)	92
Gambar A 9 Uji signifikan ARIMA (2,1,2)	93
Gambar A 10 Uji signifikan ARIMA (2,1,3)	93
Gambar A 11 Uji signifikan ARIMA (3,1,0)	94
Gambar A 12 Uji signifikan ARIMA (3,1,1)	94
Gambar A 13 Uji signifikan ARIMA (3,1,2)	95
Gambar A 14 Uji signifikan ARIMA (3,1,3)	95
Gambar A 15 Uji signifikan ARIMA (0,2,1)	96
Gambar A 16 Uji signifikan ARIMA (0,2,2)	96
Gambar A 17 Uji signifikan ARIMA (0,2,3)	97
Gambar A 18 Uji signifikan ARIMA (0,2,3)	97
Gambar A 19 Uji signifikan ARIMA (1,2,1)	98
Gambar A 20 Uji signifikan ARIMA (1,2,2)	98
Gambar A 21 Uji signifikan ARIMA (1,2,3)	99
Gambar A 22 Uji signifikan ARIMA (1,2,4)	99
Gambar A 23 Uji signifikan ARIMA (1,2,0)	100
Gambar A 24 Uji signifikan ARIMA (2,2,1)	100
Gambar A 25 Uji signifikan ARIMA (2,2,2)	101
Gambar A 26 Uji signifikan ARIMA (2,2,3)	101
Gambar A 27 Uji signifikan ARIMA (2,2,4)	102
Gambar A 28 Uji signifikan ARIMA (2,2,0)	102
Gambar B 1 Uji diagnostic 1 ARIMA (3,1,0)	103
Gambar B 2 Uji diagnostik 2 ARIMA (3,1,0)	103
Gambar B 3 Uji diagnostik 1 ARIMA (0,2,3)	104
Gambar B 4 Uji diagnostik 2 ARIMA (0,2,3)	104
Gambar B 5 Uji diagnostik 1 ARIMA (1,2,0)	105
Gambar B 6 Uji diagnostik 2 ARIMA (1,2,0)	105
Gambar B 7 Uji diagnostik 1 ARIMA (1,2,3)	106
Gambar B 8 Uji diagnostik 2 ARIMA (1,2,3)	106
Gambar B 9 Uji diagnostik 1 ARIMA (2,2,0)	107
Gambar B 10 Uji diagnostik 2 ARIMA (2,2,0)	107

Gambar C 1 Uji Heteroskedastisitas ARIMA (0,2,3)	109
Gambar C 2 Uji Heteroskedastisitas ARIMA (2,2,0)	109
Gambar D 1 Uji Signifikan ARIMA (0,1,3) ARCH (2).....	111
Gambar D 2 Uji Signifikan ARIMA (0,2,3) ARCH (1).....	112
Gambar D 3 Uji Signifikan ARIMA (0,2,3) ARCH (2).....	112
Gambar D 4 Uji Signifikan ARIMA (2,2,0) ARCH (1).....	113
Gambar D 5 Uji Signifikan ARIMA (2,2,0) ARCH (2).....	113
Gambar E 1 Uji diagnostik 1 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	115
Gambar E 2 Uji diagnostik 2 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	116
Gambar E 3 Uji diagnostik 3 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	116

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Paper acuan 1	7
Tabel 2.2 Paper Acuan 2	8
Tabel 2.3 Pola ACF dan PACF	13
Tabel 2.4 Hasil Parameter berdasarkan nilai MAPE.....	18
Tabel 5 1 Hasi uji outlier dengan Grubb test.....	37
Tabel 5 2 Estimasi parameter, $d=1$	44
Tabel 5 3 Estimasi Parameter, $d=2$	45
Tabel 5 4 Rangkuman hasil uji signifikan, $d =1$	46
Tabel 5 5 Rangkuman hasil uji signifikan, $d=2$	47
Tabel 5 6 Model lolos uji signifikan	48
Tabel 5 7 Rangkuman uji diagnostik.....	51
Tabel 5 8 Perbandingan nilai AIC dan SIC.....	52
Tabel 5 9 hasil uji heteroscedasticity ARIMA (0,1,3)	52
Tabel 5 10 Rangkuman uji heteroskedastisitas	53
Tabel 5 11 Estimasi parameter ARCH	54
Tabel 5 12 hasil uji signifikan ARIMA (0,1,3) (1)	55
Tabel 5 13 Rangkuman uji signifikan model ARCH	55
Tabel 5 14 Hasil uji diagnostic ARIMA (0.1.3) ARCH (1) ...	58
Tabel 5 15 Rangkuman uji diagnostik model ARCH.....	59
Tabel 5 16 Perbandingan nilai AIC dan SIC model ARCH...	60
Tabel 5 17 nilai MAPE model terbaik dengan menggunakan data pelatihan	60
Tabel 5 18 nilai MAPE model terbaik dengan menggunakan data pengujian	61
Tabel 6 1 Perbandingan nilai MAPE model uji coba.....	63
Tabel 6 2 Kemampuan model dalam mengikuti pola data actual	64
Tabel 6 3 Perbandingan MAPE validasi model	68
Tabel 6 4 Kemampuan model dalam mengikuti data actual ..	68
Tabel 6 5 Perbandingan MAPE semua data.....	71
Tabel 6 6 Kemampuan model dalam mengikuti data actual ..	72
Tabel 6 7 Perbandingan MAPE semua model ARIMA	74

Tabel F 1 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (0,1,3)	117
Tabel F 2 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	121
Tabel F 3 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (2,2,0)	125
Tabel F 4 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	130
Tabel G 1 Perhitungan MAPE ARIMA (0,1,3)	135
Tabel G 2 Perhitungan MAPE ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	139
Tabel G 3 Perhitungan MAPE ARIMA (2,2,0)	143
Tabel G 4 Perhitungan MAPE ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	148

BAB I

PENDAHULUAN

Dalam bab pendahuluan ini akan menjelaskan mengenai latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, dan manfaat kegiatan tugas akhir. Berdasarkan uraian pada bab ini, diharapkan mampu memberi gambaran umum permasalahan dan pemecahan masalah pada tugas akhir.

1.1 Latar Belakang

Tuberculosis (TB atau TBC) adalah salah satu jenis penyakit infeksi pernafasan kronis yang disebabkan oleh bakteri. Bakteri yang menyebabkan TB adalah *Mycrobacterium tuberculosis* yang penyebarannya melalui udara disaat orang yang terinfeksi TB batuk atau bersin [1]. TB biasanya akan menyerang paru-paru, setelah pasien teridentifikasi menderita TB, pasien harus segera diberikan perawatan menyeluruh karena apabila pasien tidak diberikan perawatan tepat waktu maka dapat mengancam kesehatan mereka [2]. Infeksi TB adalah jenis infeksi penyakit yang berbahaya jika tidak ditangani dengan tepat waktu [3].

Menurut data World Health Organization (WHO) pada tahun 2014 diperkirakan terdapat total 9,6 juta orang terinfeksi TB dan 1.5 juta orang meninggal karena penyakit ini [4]. TB adalah salah satu penyebab kematian wanita dewasa terbanyak direntang umur 20-59 tahun dimana hampir 480000 wanita meninggal karena TB pada tahun 2014. Untuk kasus pada pria, 890000 orang meninggal akibat TB dan 5.4 juta pria menderita penyakit ini. Sedangkan pada Anak-anak diperkirakan 1 juta anak menjadi penderita penyakit TB dan 140.000 anak meninggal karena TB pada tahun 2014 [4]. Banyak upaya yang telah dilakukan untuk bisa mengontrol penyakit ini. Antara tahun 2000 dan 2014 hampir 43 juta jiwa diselamatkan melalui diagnosis dan perawatan yang efektif [4], Namun tetap

saja TB masih menjadi isu kesehatan masyarakat yang utama dengan beban kesehatan global yang tinggi, terutama di negara berkembang [5].

Tuberkulosis juga menjadi permasalahan kesehatan utama di Indonesia. Dimana memiliki tingkat penderita TB yang tinggi. Menurut data WHO Global Report 2014, kasus TB di Indonesia mencapai 460.000 kasus baru per tahun, dimana pada tahun 2014 terdapat 183 kasus per 100.000 penduduk dimana ini mengalami penurunan dibanding tahun 2013 yang mana mencapai 297 per 100.000 penduduk [4]. India, Indonesia dan china memiliki jumlah kasus terbesar dimana masing masing terdapat 23 %, 10%, dan 10% dari total kasus global [4]. Jadi tuberkulosis di Indonesia adalah terbanyak kedua di dunia.

Di Jawa Timur sendiri menurut data Kementerian Kesehatan RI tercatat ada 112 kasus per 100.000 penduduk [6], dimana jika pada tahun 2014 Jawa Timur berpenduduk 38.610.202 jiwa [7], maka jika dihitung akan terdapat 43291 kasus pada tahun 2014. Sedangkan di kabupaten Malang, dimana penelitian ini dilakukan terdapat 1720 kasus TB pada tahun 2013 dan mengalami kenaikan pada tahun 2014 menjadi 1801 kasus [8]. Cukup tingginya angka penderita TB di kabupaten Malang ini mengisyaratkan bahwa sangat penting untuk dilakukan pencegahan dan pengendalian. Dan dalam upaya pencegahan dan pengendalian TB, dalam penelitian ini akan diramalkan jumlah penderita Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur. Dimana hasil peramalan dan prediksi yang akurat dari perkiraan situasi TB di masa depan dapat memberikan dasar ilmiah untuk merumuskan perencanaan kontrol yang benar.

Metode yang paling populer digunakan dalam prediksi mordibitas penyakit menular adalah Autoregressive Moving Average (ARIMA) [9]. Peramalan pada Tuberkulosis pernah dilakukan sebelumnya di Xinjiang, China dan Zimbabwe. Kedua penelitian ini membandingkan antara penggunaan metode ARIMA dan ARIMA-ARCH [2] [3]. Dimana

perbandingan kedua metode ini untuk menentukan metode yang paling cocok untuk peramalan Tuberkulosis. Dan berdasarkan hasil kedua penelitian ini didapatkan hasil bahwa metode ARIMA-ARCH lebih cocok pada peramalan Tuberkulosis [2] [3]. Hasil dari penelitian ini mendasari penggunaan metode ARIMA-ARCH dalam penelitian Peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang.

Penggunaan ARIMA-ARCH sendiri karena pada Model ARIMA masih ditemukan rangkaian residual yang memiliki heteroskedastisitas [2]. Dan Autoregressive heteroskedastisitas bersyarat (ARCH) adalah model yang lazim untuk digunakan dalam menangani time series heteroskedastisitas. [10].

Hasil dari penelitian ini bisa digunakan oleh Dinas Kesehatan kabupaten Malang sebagai sarana untuk deteksi dini pergerakan kasus Tuberkulosis dimana informasi tersebut bisa membentuk suatu kebijakan kesehatan sehingga dapat meminimalisir peningkatan kasus Tuberkulosis. Selain itu bisa sebagai perencanaan peningkatan kebutuhan layanan kesehatan, dimana dengan mempersiapkan pengobatan yang dibutuhkan dimasa mendatang untung menangani kasus Tuberkulosis. [11] [12].

1.2 Rumusan Permasalahan

Perumusan masalah yang diangkat pada tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana penerapan metode ARIMA-ARCH untuk meramalkan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang ,Jawa Timur?
2. Bagaimana bentuk model ARIMA-ARCH terbaik yang dapat digunakan untuk untuk meramalkan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang ,Jawa Timur?
3. Bagaimana hasil akurasi peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang ,Jawa Timur menggunakan metode ARIMA-ARCH ?

4. Bagaimana pengaruh uji heteroskedastisitas pada hasil peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur ?

1.3 Batasan Permasalahan

Batasan permasalahan dalam tugas akhir ini adalah :

1. Penelitian ini hanya berfokus pada pembuatan model peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang.
2. Data yang digunakan adalah data bulanan pada tahun 2007 – 2016 dari Dinas Kesehatan kabupaten Malang
3. Peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang dilakukan pada periode tahun 2016-2017

1.4 Tujuan

Tujuan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah :

1. Menerapkan Model *ARIMA-ARCH* untuk mendapatkan hasil peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur.
2. Mendapatkan Model *ARIMA-ARCH* terbaik untuk peramalan jumlah Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur.
3. Mengetahui seberapa akurat hasil peramalan dengan *ARIMA-ARCH*.
4. Mengetahui pengaruh uji heteroskedastisitas pada hasil peramalan jumlah Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur

1.5 Manfaat

Manfaat yang diberikan dari tugas akhir ini adalah membantu pihak Dinas Kesehatan kabupaten Malang dalam hal pengambilan keputusan terkait kasus Tuberkulosis agar dapat melakukan tindakan pencegahan untuk meminimalisir kasus

Tuberkulosis dan untuk peningkatan pelayanan penanganan pasien dimasa mendatang. Bagi akademisi dapat memanfaatkan keilmuannya di bidang ICT untuk diterapkan pada dunia kelistrikan.

1.6 Relevansi

Indonesia adalah Negara ke 2 dengan kasus Tuberkulosis terbesar di dunia. Setiap tahunnya ribuan orang menderita tuberkulosis dan banyak dari mereka meninggal akibat penyakit ini. Untuk memudahkan pencegahan dan antisipasi tuberkulosis perlu untuk memprediksi jumlah penderita tuberkulosis di masa mendatang. Penerapan Metode ARIMA-ARCH dalam peramalan kasus tuberkulosis akan menghasilkan angka yang mendekati data aktual, sehingga hasil penelitian ini bisa digunakan sebagai bahan pengambilan keputusan terkait kasus Tuberkulosis agar dapat melakukan tindakan pencegahan untuk meminimalisir kasus Tuberkulosis. Pengembangan dari penelitian ini dapat menciptakan sebuah sistem pendeteksi dini jumlah kasus penderita tuberculosiis di tiap daerah di tiap tahunnya, sehingga dinas kesehatan, lembaga masyarakat, dan seluruh elemen yang peduli kesehatan bisa melakukan tindakan pencegahan dini terhadap penyakit tuberculosiis

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

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

2.1 Studi Sebelumnya

Beberapa penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir disajikan dalam tabel berikut

Tabel 2.1 Paper acuan 1

Judul Paper	Forecast Model Analysis for the Morbidity of Tuberculosis in Xinjiang, China
Penulis; Tahun	Yan-Ling Zheng, Li-Ping Zhang, Xue-Liang Zhang, Kai Wang, Yu-Jian Zheng; 2014
Deskripsi Umum Penelitian	Pada penelitian pertama membahas mengenai peramalan kasus Tuberkulosis di Xianjiang, China. Peneletian ini menggunakan 2 metode yaitu ARIMA dan ARIMA-ARCH. Dan didapatkan hasil bahwa penggunaan metode ARIMA-ARCH memiliki hasil yang lebih akurat karena memiliki nilai RMSE, MAE dan MAPE yang lebih kecil dibandingkan metode ARIMA.
Keterkaitan Penelitian	Penelitian ini dapat menjadi referensi penelitian yang pernah dilakukan terkait peramalan menggunakan metode ARIMA-ARCH dalam mengerjakan tugas akhir.

Tabel 2.1 merupakan penelitian yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir ini, dengan melakukan identifikasi keterkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Hasil

identifikasi menjelaskan bahwa penelitian ini bisa digunakan sebagai acuan pada tugas akhir ini karena memiliki keterkaitan pada metode yang digunakan.

Tabel 2.2 Paper Acuan 2

Judul Paper	Application and Comparison of Time Series Methods on Tuberculosis Incidence Data : A case study of Zimbabwe 1990-2013
Penulis; Tahun	Nothabo Dube; 2015
Deskripsi Umum Penelitian	Pada penelitian kedua membahas mengenai peramalan kasus Tuberkulosis di Zimbabwe menggunakan data pada tahun 1990-2013. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah ARIMA, ARIMA-ARCH, Holt Winter Algorithm. Dan dari ketiga metode didapatkan hasil bahwa metode ARIMA memiliki nilai MAE,MAPE, dan RMSE yang paling kecil di ikuti oleh ARIMA-ARCH lalu Holt Winter Algoritm. Namun baik ARIMA maupun ARIMA-ARCH memberikan plot yang bagus pada perbandingan actual actual dan hasil peramalannya.
Keterkaitan Penelitian	Penerapan metode ARIMA-ARCH dalam penelitian ini digunakan sebagai bahan acuan untuk tahapan metodologi yang akan digunakan pada tugas akhir.

Tabel 2.2 merupakan penelitian yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir ini, dengan melakukan identifikasi keterkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Hasil identifikasi menjelaskan bahwa penelitian ini bisa digunakan sebagai acuan pada tugas akhir ini karena memiliki keterkaitan pada metode yang digunakan.

2.2 Dasar Teori

Berisi teori-teori yang mendukung serta berkaitan dengan tugas akhir yang sedang dikerjakan.

2.2.1 Tuberkulosis

Tuberculosis (TB atau TBC) adalah salah satu jenis penyakit infeksi pernafasan kronis yang disebabkan oleh bakteri. Bakteri yang menyebabkan TB adalah *Mycrobacterium tuberculosis* yang penyebarannya melalui udara disaat orang yang terinfeksi TB batuk atau bersin [1]. Daya penularan TB ditentukan dengan banyaknya kuman yang dikeluarkan penderita dari parunya, semakin tinggi derajat kopositifan hasil pemeriksaan dahak, makin menular pasien tersebut [13]. TB biasanya akan menyerang paru-paru, setelah pasien teridentifikasi menderita TB, pasien harus segera diberikan perawatan menyeluruh karena apabila pasien tidak diberikan perawatan tepat waktu maka dapat mengancam kesehatan mereka [2] . Infeksi TB adalah jenis infeksi penyakit yang berbahaya jika tidak ditangani dengan tepat waktu [3].

Berdasarkan riwayat alamiah pasien TB, apabila pasien tidak diobati setelah 5 tahun maka 50% meninggal, 25% akan sembuh sendiri dengan daya tahan tubuh yang tinggi, dan 25% menjadi kasus kronis yang teteap menular [13].

Di Indonesia sendiri pengendalian TB sudah dilakukan sejak 1969, dan dilakukan secara nasional melalui puskesmas, menggunakan Obat Anti Tuberkulosis (OAT) yaitu Panduan standar INH, PAS, dan Streptomisin selama satu sampai dua tahun. Dan sejak tahun 1977 mulai menggunakan panduan OAT jangka pendek yaitu INH, Rifampisin, Pirazinamid dan Ethambutol. Pada tahun 2000 menggunakan strategi DOTS dan dilaksanakan secara nasional diseluruh puskesmas yang di integrasikan dalam pelayanan kesehatan dasar [13].

Penanganan terhadap TB sudah dilakukan sejak dulu, namun tiap tahun selalu ada peningkatan kasus tuberkulosis. Peningkatan gejala Tuberkulosis bisa dideteksi dini dengan membuat sebuah model peramalan yang bisa menghitung jumlah kasus tuberkulosis dimasa mendatang. Model peramalan ini bisa digunakan sebagai pembentuk kebijakan kesehatan untuk meminimalisir peningkatan kasus Tuberkulosis. Dan juga bisa sebagai perencanaan peningkatan kebutuhan layanan kesehatan, dimana dengan mempersiapkan pengobatan yang dibutuhkan dimasa mendatang untuk menangani kasus Tuberkulosis

2.2.2 Kabupaten Malang

Kabupaten Malang adalah salah satu Kabupaten di Indonesia yang terletak di Propinsi Jawa Timur dan merupakan Kabupaten yang terluas kedua wilayahnya setelah Kabupaten Banyuwangi dari 38 Kabupaten/ Kota yang ada di Jawa Timur. Hal ini didukung dengan luas wilayahnya 3.534,86 km² atau sama dengan 353.486 ha dan jumlah penduduk sesuai Data Pusat Statistik sebanyak 2.544.315 jiwa (tahun 2015) yang tersebar di 33 kecamatan, 378 Desa, 12 Kelurahan. Kabupaten Malang juga dikenal sebagai daerah yang kaya akan potensi diantaranya dari pertanian, perkebunan, tanaman obat keluarga dan lain sebagainya. Disamping itu juga dikenal dengan obyek-obyek wisatanya. [14]

2.2.3 Peramalan

Peramalan bisa menjadi hal yang penting dalam pengambilan keputusan, ada beberapa faktor yang bisa menyebabkan efektif atau tidaknya suatu keputusan, yaitu faktor-faktor yang tidak kita lihat ketika keputusan itu diambil [15]. Peramalan juga bisa digunakan dalam aktivitas bisnis dimana bisa memperkirakan jumlah penjualan dan penggunaan produk di periode yang akan datang, sehingga produk dapat dibuat dalam kuantitas yang tepat sesuai dengan hasil peramalan. Peramalan merupakan perkiraan

dari permintaan yang akan datang berdasarkan pada beberapa variabel peramal yang didasarkan pada data history. Peramalan bisa menggunakan teknik-teknik peramalan yang bersifat baik formal maupun informal [16]

Dalam peramalan, untuk mendapatkan hasil yang akurat dan bermanfaat, terdapat dua hal yang harus diperhatikan [17]

1. Data yang dikumpulkan haruslah berupa informasi yang relevan sehingga dapat menghasilkan peramalan yang akurat.
2. Penggunaan metode peramalan yang tepat.

2.2.4 Metode ARIMA

ARIMA adalah metode peramalan untuk menyelesaikan deret berkala untuk menganalisis runtun waktu. ARIMA jika digunakan dalam peramalan dengan jangka waktu pendek akan menghasilkan permalan yang sangat baik, namun ketepatan peramalannya akan berkurang ketika digunakan untuk peramalan jangka panjang. Model Box-Jenkins dikelompokkan ke dalam tiga kelompok, yaitu : model AR, MA, ARMA, ARIMA.

1. Model Autoregressive (AR)

Model AR menunjukkan bahwa nilai peubah Z_t merupakan fungsi linier dari peubah Z_t sebelumnya [18]. Jadi model AR adalah nilai data sekarang tergantung dengan nilai data masa lalu . Bentuk umum dari model AR dengan ordo p (AR(p)) atau model ARIMA($p,0,0$) adalah sebagai berikut

$$Z_t = \mu' + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \quad (1)$$

2. Model Moving Average (MA)

Model MA menunjukkan bahwa nilai peubah Z_t dipengaruhi oleh sisaan pada periode sebelumnya [18]. Jadi model MA dipengaruhi oleh unsur kesalahan saat ini dan kesalahan terbobot pada masa lalu. Bentuk umum model MA dengan ordo q (MA(q)) atau ARIMA(0,0, q) dinyatakan dengan

$$Z_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2)$$

3. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ini adalah gabungan dari model AR, dan Model MA. Model ARMA telah stasioner tanpa proses *differencing* ($d = 0$) yang dinotasikan dengan ARMA(p,q). Merupakan kombinasi AR dan MA . Jika suatu model mengikuti proses ARMA (p,q) , p variabel autoregressive dan q variabel moving average. Model umum dari ARMA(p,q) adalah

$$Z_t = \mu' + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

4. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Apabila data tidak stasioner, maka model disebut ARIMA. Model ARIMA dinotasikan dengan ARIMA (p,d,q) dimana d adalah banyaknya proses differencing unntuk membuat data stasioner.

Sebelum menentukan model yang tepat, kita harus memastikan data sudah stasioner karena data yang stasioner adalah syarat untuk membuat model ARIMA . Jika data tidak stasioner dalam hal varian maka bisa dilakukan transformasi pangkat agar bisa berubah menjadi data yang stasioner [19] . Dan untuk membuktikan bahwa data sudah stasioner dalam hal varian maka bisa dilihat nilai P-value, jika sama dengan satu berarti data tersebut sudah stasioner dalam varian. Dan apabila

dalam mean ternyata data tidak stasioner, maka dapat dilakukan differencing [17].

ARIMA cocok digunakan apabila observasi dari deret waktu secara statistik tidak terdapat hubungan satu sama lain [20] . Dalam model ARIMA terdapat tiga langkah dasar, yaitu tahap awal adalah identifikasi, selanjutnya tahap penaksiran dan pengujian parameter, dan yang terakhir pemeriksaan diagnostik sebelum akhirnya dilakukan peramalan.

a. Identifikasi Model

Untuk memilih Model AR dan atau MA maka perlu untuk melihat unsur P (pada AR) dan q (MA), yang bisa kita lihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.3 Pola ACF dan PACF

Model	Grafik ACF	Grafik PACF
AR	Turun Ekspensial	Cut off (Berubah drastis) setelah lag ke p
MA	Cut off setelah lag ke q	Turun ekspensial
ARMA	Turun ekspensial	Turun ekspensial

Jika ACF secara eksponensial menurun menjadi nol, maka terjadi proses AR. Jika PACF menurun secara eksponensial, maka terjadi proses MA. Jika keduanya menurun berarti terjadi proses ARIMA [21] .

b. Estimasi parameter

Estimasi parameter dapat dilakukan dengan melihat *correlogram* (plot ACF dan PACF). Nilai koefisien ACF yang melebihi interval batas penerimaan dapat digunakan untuk menentukan model dari MA. Nilai koefisien PACF yang melebihi interval batas penerimaan pada *lag-p* dapat digunakan untuk menentukan model dari proses AR [22]

c. Uji signifikansi parameter

Model ARIMA yang baik yang dapat menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa estimasi parameter-parameternya signifikan berbeda dengan nol. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak. Model dikatakan layak dan signifikan apabila memiliki probabilitas $\leq 0,05$

d. Uji diagnostik model

Uji diagnostik model dilakukan untuk menyelidiki kelayakan dari model. Ada beberapa pengujian yang bisa dilakukan, yaitu :

1. Uji keacakan sisaan

Untuk mengetahui apakah sisaan mempunyai autokorelasi atau tidak (*white noise*), dapat diketahui melalui *correlogram of residuals*. Jika *correlogram* menunjukkan adanya plot ACF dan PACF yang signifikan pada lag-lag awal, maka sisaan memiliki autokorelasi. Jika sebaliknya, maka sisaan tidak memiliki autokorelasi

Atau bisa juga menggunakan Uji Ljung-Box :

$$Q = n'(n' + 2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{(n' - k)} \quad (4)$$

dimana:

n' : $n - (d + SD)$

- d :ordo perbedaan bukan faktor musiman
 D :ordo perbedaan faktor musiman
 S :jumlah periode per musim
 m :lag waktu maksimum
 rk : autokorelasi untuk time lag 1, 2, 3, 4,..., k

Kriteria pengujian:

- Jika $Q \leq \chi^2(\alpha)$ atau nilai $P_value \geq \alpha$, berarti nilai error bersifat random (model dapat diterima).
- Jika $Q > \chi^2(\alpha)$, atau nilai $P_value < \alpha$ berarti: nilai error tidak bersifat random (model tidak dapat diterima). [23]

2. Uji Homogenitas sisaan

Untuk mengetahui apakah varian dari sisaan homogen atau tidak, dapat dilihat melalui *correlogram of residuals sward*. Jika *correlogram* menunjukkan adanya plot ACF dan PACF yang signifikan pada lag-lag awal, maka varian sisaan tidak konstan. Jika sebaliknya, maka varian sisaan konstan. Hasil $p > 0,05$ pada *correlogram of residuals sward* menandakan bahwa sisaan telah homogen [23].

e. Pemilihan Model Terbaik

Untuk menentukan model yang terbaik dapat dengan melihat nilai SIC dan AIC :

1. Uji Akaike Information Criterion (AIC)

Model dengan nilai AIC terkecil merupakan model yang lebih baik. Persamaan AIC adalah :

$$AIC = \left(e^{\frac{2k}{n}} \right) \left(\frac{SSE}{n} \right) \quad (5)$$

dimana nilai $e = 2,718$, k merupakan jumlah parameter dalam model, n adalah jumlah observasi (sampel), dan ε_i adalah sisaan (residual).

2. Uji *Schwarz Information Criterion* (SIC)
Model dengan nilai SIC terkecil merupakan model yang lebih baik. Persamaan SIC adalah

$$SIC = \left(e^{\frac{k}{n}} \right) \left(\frac{SSE}{n} \right) \quad (6)$$

dimana nilai $e = 2,718$, k merupakan jumlah parameter dalam model, dan n adalah jumlah observasi (sampel).

2.2.5 Uji Heterokedastisitas

Uji Lagrange Multiplier (LM) merupakan salah satu uji yang digunakan untuk menguji apakah varian dipengaruhi oleh kuadrat sisaan sebelumnya [24] Uji Lagrange Multiplier disebut juga sebagai uji ARCH-LM karena selain mendeteksi adanya heteroskedastisitas pada data, juga menunjukkan adanya efek ARCH. Statistik uji LM adalah :

$$F = \frac{SSR_0 - SSR_1/p}{SSR_1/T - 2p - 1} \quad (7)$$

Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah

$H_0: \alpha_1 = \dots = \alpha_p$ (tidak ada pengaruh dari kuadrat sisaan)

$H_1: \alpha_p \neq 0$; paling sedikit ada satu p)

Keputusan H_0 ditolak jika statistik uji LM (F) $> \chi^2(\alpha)$ atau $p - value < \alpha$ (0,05) sehingga ada pengaruh dari kuadrat sisaan (terdapat efek ARCH) [24]

2.2.6 Metode Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

Metode ARCH dikembangkan oleh Robert Engle yang mana dia adalah ahli ekonometrika yang pertama kali menganalisis masalah heteroscedasticity dari varian sisaan pada data deret waktu [25] ARCH dikembangkan karena adanya asumsi bahwa pada model ARIMA sering terjadi homoskedastisitas sehingga model memiliki efek ARCH. Heteroskedastisitas terjadi karena data deret waktu menunjukkan unsur pola keragaman yang dihasilkan dari varian sisaan sebelumnya [24]

Persamaan ARCH (p) secara umum dinyatakan dengan

$$\sigma^2_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 \quad (8)$$

Dari persamaan di atas disimpulkan bahwa ARCH memiliki dua komponen, yaitu konstanta dan sisaan yang berasal dari periode lalu yang diasumsikan dengan kuadrat dari sisaan periode lalu. Model sisaan e_t merupakan heteroskedastisitas bersyarat (*Conditional Heteroscedasticity*) pada sisaan e_{t-p} . Model persamaan di atas merupakan model persamaan non linear, sehingga persamaan model tersebut diestimasi dengan *Maximum Likelihood Estimator* [24]. Fungsi *log likelihood* untuk ARCH(1) adalah

$$\ln L = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - 0,5 \sum_{t=1}^T \ln h_t - 0,5 \sum_{t=1}^T \frac{\varepsilon_t^2}{h_t} \quad (9)$$

dengan $h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2$ dan T adalah jumlah observasi.

2.2.7 Evaluasi hasil peramalan

2.2.7.1 Mean Absolute Percentage Error

Untuk Mengetahui keakuratan hasil peramalan dilakukan evaluasi dengan melihat nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE merupakan perhitungan yang menunjukkan

nilai absolut rata-rata perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Hasil peramalan dikatakan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil. Rumus MAPE secara umum dituliskan :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{xt-ft}{xt} \right|}{n} \times 100\% \quad (10)$$

Dimana:

MAPE = *Mean Absolute Percentage Error*

n = Jumlah Sampel

xt = Nilai Aktual Indeks pada period ke-t

ft = Nilai Prediksi Indeks pada period ke-t

Tabel 2.4 menunjukkan perbandingan tingkat akurasi hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE [17]. Dimana ketika hasil peramalan menunjukkan nilai MAPE < 10 % menunjukkan bahwa model peramalan yang digunakan sudah akurat.

Tabel 2.4 Hasil Parameter berdasarkan nilai MAPE

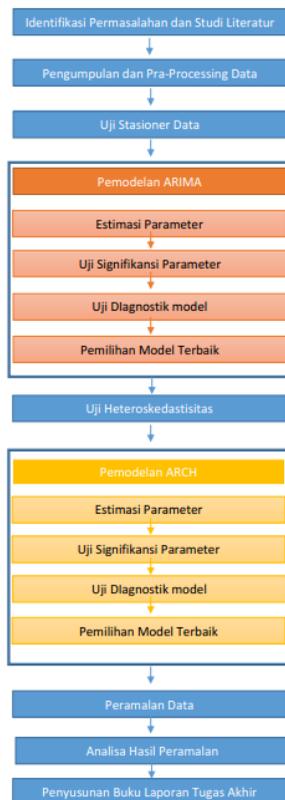
MAPE	Hasil Peramalan
<10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Layak/ Cukup
>50%	Buruk

2.2.7.2 Kemampuan dalam mengikuti pola data actual

Untuk mengetahui keakuratan dari model dan juga pengaruh dari uji heteroskedastisitas terhadap model, bisa di lihat dari seberapa tepat hasil peramalan mengikuti pola dari data actual, dengan menghitung nilai selisih antar bulan (*Nilai Bulan_n - Nilai Bulan_{n-1}*) dari data actual, dan juga nilai selisih antar bulan dari data hasil peramalan, lalu menghitung nilai yang sama dari data actual dan data hasil peramalan.

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai langkah-langkah sistematis yang dilakukan dalam tugas akhir agar terlaksana dengan terstruktur. Diagram alur metodologi tugas akhir dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram aliran pengerjaan tugas akhir

Gambar 3.1 menjelaskan alur metodologi yang digunakan dalam tugas akhir ini agar pengerjaan tugas akhir bisa berjalan dengan terstruktur dan sistematis

3.1 Identifikasi Permasalahan dan Studi Literatur

Pada proses ini dilakukan identifikasi masalah untuk lebih memahami permasalahan yang terjadi terkait kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang, dengan memahami permasalahan dapat digunakan untuk menentukan solusi yang akan diusulkan. Sedangkan tahapan Studi Literatur digunakan untuk mencari metode penyelesaian yang akan digunakan dalam pengerjaan tugas akhir. Dengan melihat penelitian-penelitian yang memiliki hubungan dengan tugas akhir.

3.2 Pengumpulan dan Pra-Processing Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data-data yang akan digunakan dalam tugas akhir ini. Data yang digunakan adalah data jumlah kasus Tuberkulosis kabupaten Malang pada tahun 2007 – 2016. Data disiapkan dalam tahap Pra-Processing Data dimana data dibagi dalam dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian dengan presentase 70 % : 30 %. Lalu data disimpan dalam format yang siap untuk diolah

3.3 Uji Stasioner Data

Pada tahap ini data harus dipastikan stasioner dalam ragam maupun rata-rata. Jika data sudah stasioner dalam ragam maupun rata-rata bisa dilanjutkan ke pemodelan ARIMA, namun apabila data tidak stasioner dalam ragam harus dilakukan transformasi data, sedang apabila data tidak stasioner dalam rata-rata harus dilakukan Differencing data

3.4 Pemodelan ARIMA

Apabila data sudah stasioner baik dalam ragam maupun rata-rata maka tahap selanjutnya adalah pemodelan ARIMA. Dimana dalam tahap pemodelan ARIMA terdapat beberapa tahapan, yaitu :

3.4.1. Estimasi Parameter

Dalam Tahap Estimasi Parameter dilakukan penentuan model yang digunakan apakah AR, MA, ARMA, atau ARIMA. Untuk menentukan model yang akan digunakan dilihat dari lag pada ACF dan PACF.

3.4.2. Uji Signifikan Parameter

Tahap ini untuk menguji model yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak. Model dikatakan layak dan signifikan apabila memiliki probabilitas variable $\leq 0,05$

3.4.3. Uji Diagnostik Model

Pada tahap Uji Diagnostik model untuk mengetahui apakah Model yang didapat bersifat acak dan homogen. Ketika model tidak homogenitas maka model dianggap tidak layak, sehingga harus dilakukan dalam tahap ARCH.

3.4.4. Pemilihan Model Terbaik

Tahap ini dilakukan ketika model yang didapat pada tahap sebelumnya lebih dari 1 model. Penentuan Model Terbaik bisa

dilihat dari nilai AIC dan SIC dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah Model Terbaik

3.5 Uji Heterokedastisitas

Tahap ini dilakukan untuk menguji apakah varian dipengaruhi oleh kuadrat sisaan sebelumnya. Jika pada pengujian menunjukkan bahwa model memiliki pengaruh dari kuadrat sisaan sebelumnya maka model ARIMA harus dilanjutkan dengan metode ARCH.

3.6 Pemodelan ARCH

Pemodelan ARCH dilakukan apabila ditemukan efek ARCH pada model ARIMA. Pemodelan ini juga dapat dilakukan apabila ingin melakukan perbandingan antara model ARIMA dan model ARIMA-ARCH.

3.6.1. Estimasi Parameter

Model ARIMA yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya bisa digunakan dalam model ARIMA-ARCH, sedang untuk menentukan model ARCH dapat dilakukan dengan trial and error.

3.6.2. Uji Signifikan Parameter

Tahap ini untuk menguji model ARIMA-ARCH yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak. Model dikatakan layak dan signifikan apabila memiliki probabilitas variable $\leq 0,05$

3.6.3. Uji Diagnostik Model

Pada tahap Uji Diagnostik model untuk mengetahui apakah Model ARIMA-ARCH yang didapat bersifat acak ,homogen, dan tidak memiliki sifat ARCH.

3.6.4. Pemilihan Model Terbaik

Tahap ini dilakukan ketika model yang didapat pada tahap sebelumnya lebih dari 1 model. Penentuan Model Terbaik bisa dilihat dari nilai AIC dan SIC dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah Model Terbaik.

3.7 Peramalan Data

Tahap ini dilakukan ketika sudah mendapatkan Model ARIMA dan ARIMA-ARCH terbaik . Model ARIMA dan ARIMA-ARCH akan digunakan untuk melakukan peramalan pada data kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang, Jawa Timur.

3.8 Analisa Hasil Peramalan

Tahapan ini untuk menguji tingkat keakuratan dari hasil peramalan dengan melihat nilai MAPE, yaitu dengan membandingkan hasil peramalan dengan data aktual sehingga akan didapatkan keakuratan dari hasil peramalan. Selain itu pada tahapan ini juga untuk menganalisis pengaruh uji heteroskedastisitas pada hasil peramalan dengan membandingkan hasil peramalan menggunakan metode arima dan metode arima-arch dengan melihat bagaimana kemampuan model peramalan dalam mengikuti pola dari data actual.

3.9 Penyusunan Buku Laporan Tugas Akhir

Tahapan terakhir adalah pembuatan laporan tugas akhir sebagai bentuk dokumentasi atas terlaksananya tugas akhir ini. Didalam laporan tersebut mencakup :

a. Bab I Pendahuluan

Dalam bab ini dijelaskan mengenai latar belakang, rumusan dan batasan masalah, tujuan dan manfaat pengerjaan tugas akhir ini.

b. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Dijelaskan mengenai penelitian-penelitian serupa yang telah dilakukan serta teori – teori yang menunjang permasalahan yang dibahas pada tugas akhir ini

c. Bab III Metodologi

Dalam bab ini dijelaskan mengenai tahapan – tahapan apa saja yang harus dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir

d. Bab IV Perancangan

Bab ini menjelaskan tentang rancangan penelitian tugas akhir untuk membuat model peramalan. Bab ini berisikan proses pengumpulan data, gambaran data masukan dan keluaran, serta pengolahan data

e. Bab V Implementasi

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

f. Bab VI Hasil dan Pembahasan

Bab ini berisikan hasil dan pembahasan setelah melakukan implementasi. Hasil yang akan dijelaskan adalah hasil uji coba model, validasi model, hasil peramalan untuk periode yang akan datang.

g. Bab VII Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini dibahas mengenai kesimpulan dari semua proses yang telah dilakukan dan saran yang dapat diberikan untuk pengembangan yang lebih baik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan rancangan penelitian tugas akhir dalam proses pengumpulan data, gambaran input dan output, serta proses pengolahan data menggunakan aplikasi minitab 17 dan Eviews 9. Hasil pengolahan akan berupa model peramalan.

4.1 Pengumpulan dan Pra-processing Data

4.1.1. Pengumpulan data

Bahan penelitian untuk tugas akhir ini adalah jumlah penderita penyakit TBC di kabupaten Malang, Jawa Timur. Data jumlah penderita penyakit TBC di kabupaten Malang didapatkan dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang. Data yang didapatkan mulai dari periode 2007 – 2016, dimana data tahun 2007,2010,2011,2012,2013,2014 merupakan data kuartal sedangkan data tahun 2008,2009,2015,2016 adalah data tahunan

4.1.2. Pra-processing data

Pra-processing data adalah tahapan pengolahan dari data yang telah didapatkan. Dikarenakan data yang didapatkan berupa data kuartal dan tahunan, sedangkan data yang dibutuhkan adalah data bulanan, sehingga perlu untuk melakukan proses interpolasi untuk mengubah data tahunan dan kuartal menjadi data bulanan. Setelah dilakukan interpolasi, tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian outlier.

Pengujian outlier dilakukan dengan menggunakan metode *Grubbs* dengan tingkat signifikan 95% menggunakan fungsi

yang terdapat pada minitab yaitu *outlier test*. Data tidak mengandung outlier jika nilai probabilitas =1.

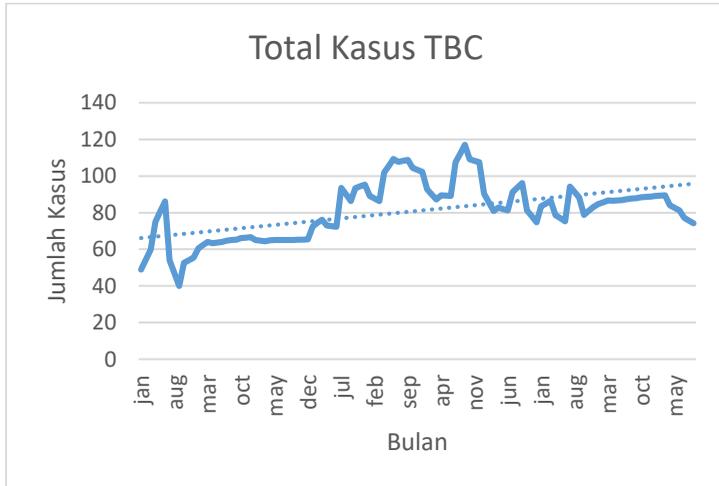
Selain menggunakan Grubbs, untuk mengecek outlier juga menggunakan fungsi Boxplot pada minitab. Data tidak mengandung outlier jika tidak ditemukan tanda outlier di hasil tes boxplot.

4.1.3. Menentukan data pelatihan dan data pengujian

Pada tahap ini, data akan dibagi menjadi dua kelompok data, yaitu data pelatihan(training) dan data pengujian(testing). Data pelatihan digunakan dalam proses untuk menentukan model peramalan yang akan digunakan. Sedangkan data pengujian digunakan untuk melakukan validasi dari model yang telah didapatkan untuk menguji apakah model yang didapatkan dapat diterapkan pada data yang lain. Pembagian data pelatihan dan pengujian adalah 70 : 30.

4.2 Gambaran data masukan (input)

Gambaran data masukan dapat dilihat pada gambar ..., dimana data awal telah dilakukan proses pra processing, data awal dirubah ke dalam data bulanan dengan menggunakan interpolasi.



Gambar 4.1 Grafik data bulanan jumlah kasus tuberculosis

Gambar 4. 1 Menunjukkan bahwa grafik dari data actual kasus tuberculosis di kabupaten malang memiliki trend yang terus mengalami kenaikan.

4.3 Uji Stasioner

4.3.1 Uji Stasioner Ragam

Uji stasioner ragam dilakukan dengan menggunakan uji *Barlett* dengan menggunakan fungsi *Box-Cox Transformation pada minitab*. Data di katakan sudah stasioner dalam ragam apabila *rounded value = 1*, Uji ini dilakukan dengan tingkat signifikansi 95%. Jika nilai *rounded value* $\neq 1$ menandakan bahwa data tidak stasioner dalam ragam, yang berarti data tidak dapat langsung digunakan untuk langkah berikutnya. Untuk membuat data menjadi stasioner dalam ragam dapat dilakukan transformasi data.

4.3.2 Transformasi Data

Transformasi data dilakukan apabila dalam tahap sebelumnya data dinyatakan tidak stasioner dalam ragam. Untuk melakukan transformasi data bisa menggunakan fungsi *log* pada *Eviews*. Untuk melakukan transformasi data bisa memasukkan persamaan *data transformasi* = $\log(\text{data aktual})$.

4.3.3 Uji Stasioner Rataan

Setelah dipastikan bahwa data sudah stasioner dalam rataaan, langkah selanjutnya adalah memastika bahwa data stasioner dalam rataaan. Untuk melakukan uji stasioner dalam rataaan menggunakan *unit root test* pada *Eviews*. Data dikatakan sudah stasioner dalam rataaan apabila hasil uji unit root test menunjukkan bahwa nilai probabilitas $\leq 0,05$ dan juga nilai $|t - statistic| \geq |test critical values|$. Apabila data tidak stasioner dalam rataaan harus dilakukan Differencing untuk membuat data menjadi stasioner dalam rataaan.

4.3.4 Differencing Data

Differencing data dilakukan apabila setelah dilakukan uji stasioner rataaan, data dinyatakan tidak stasioner dalam rataaan. Differencing dilakukan dengan menggunakan *uji unit root test* pada *Eviews*. Langkah pertama yang dilakukan adalah mencoba differencing data pada tingkat pertama. Data dikatakan sudah stasioner dalam rataaan apabila dalam differencing menghasilkan nilai probabilitas $\leq 0,05$ dan $|t - statistic| \geq |test critical values|$. Namun apabila nilai tersebut belum tercapai, harus dilanjutkan ke differencing data tingkat kedua sampai data dikatakan sudah stasioner dalam rataaan. Apabila baik pada tingkat pertama atau kedua data sudah stasioner dalam rataaan, kedua level differencing bisa digunakan dalam

pembuatan estimasi model dengan tujuan untuk memperbanyak kemungkinan model yang bisa digunakan.

Pemodelan ARIMA digunakan untuk menentukan model ARIMA yang akan digunakan dalam penelitian ini. Data yang akan dimodelkan adalah data yang sudah stasioner dalam ragam maupun rata-rata.

4.4 Pemodelan ARIMA

4.4.1 Estimasi Parameter

Dalam Tahap Estimasi Parameter dilakukan untuk menentukan model yang digunakan AR, MA, ARMA, atau ARIMA. Untuk menentukan model yang akan digunakan dilihat dari lag pada ACF dan PACF. Untuk melihat fungsi ACF dan PACF bisa menggunakan *Correlogram* pada *Eviews*.

4.4.2 Uji Signifikan Parameter

Uji Signifikan Parameter dilakukan untuk menguji model yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak. Pengujian signifikan bisa dilakukan dengan menggunakan fungsi *Quick estimation* pada *Eviews*. Persamaan yang digunakan apabila level differencing 1 adalah $d(\text{DataTransformasi}) ar(p)ma(q)$. dimana DataTransformasi adalah data aktual yang telah dilakukan transformasi pada tahap sebelumnya.

Apabila level differencing 2 maka persamaannya adalah $d(d(\text{DataTransformasi})) ar(p) ma(q)$. Model dikatakan signifikan apabila memiliki nilai probabilitas dari semua variabel $\leq 0,05$ dan juga $|t - statistic| \text{ dari semua variabel} \geq t - \text{tabel}$.

Apabila model tidak signifikan berarti model tidak layak digunakan, dan tidak bisa dilanjutkan kedalam tahap selanjutnya.

4.4.3 Uji Diagnostik Parameter

Setelah dipastikan bahwa model sudah signifikan, langkah selanjutnya adalah melakukan uji diagnostik terhadap model yang telah ditemukan sebelumnya. Uji Diagnostik parameter digunakan untuk mengetahui apakah Model yang didapat bersifat acak dan homogen.

Uji diagnostik parameter bisa dilakukan dengan menggunakan *Eviews*. Untuk melihat apakah sisaan mempunyai autokorelasi atau tidak (white noise) dilakukan dengan menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* → *correlogram – Q statistic* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$ yang berarti sisaan tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak. Uji kedua adalah untuk melihat apakah varian dari sisaan homogeny atau tidak. Untuk menguji bisa dilakukan dengan fungsi *Residual Diagnostic* → *correlogram squared residuals* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$.

Model ARIMA yang didapatkan dikatakan dapat diterima apabila memenuhi kedua uji, apabila model tidak memenuhi dalam salah uji maka model dikatakan tidak layak dan model arima harus dilanjutkan dengan pemodelan ARCH

4.4.4 Pemilihan model terbaik

Tahap ini dilakukan ketika model yang didapat pada tahap sebelumnya lebih dari 1 model. Penentuan Model Terbaik bisa dilihat dari nilai AIC dan SIC dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah Model Terbaik

4.5 Uji Heterokedastisitas

Tahap ini dilakukan untuk menguji apakah varian dipengaruhi oleh kuadrat sisaan sebelumnya. Untuk melakukan Uji Heterokedastisitas bisa menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* → *ARCH LM test* pada *Eviews*. Apabila nilai probabilitas $\geq 0,05$ maka model sudah tidak memiliki pengaruh dari kuadrat sisaan sebelumnya, namun sebaliknya apabila nilai probabilitas $\leq 0,05$ maka menandakan model memiliki pengaruh kuadrat sisaan sebelumnya (Memiliki efek ARCH) maka model ARIMA harus dilanjutkan dengan pemodelan ARCH.

4.6 Pemodelan ARCH

Pemodelan ARCH dilakukan apabila ditemukan efek ARCH pada model ARIMA. Pemodelan ini juga dapat dilakukan apabila ingin melakukan perbandingan antara model ARIMA dan model ARIMA-ARCH.

4.6.1 Estimasi Parameter

Model ARIMA yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya bisa digunakan dalam model ARIMA-ARCH, sedang untuk menentukan model ARCH dapat dilakukan dengan trial and error.

4.6.2 Uji Signifikan Parameter

Tahap ini untuk menguji signifikansi dari model ARIMA-ARCH yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak. Pengujian bisa dilakukan menggunakan fungsi *Quick Estimation* pada *Eviews*. Metode Estimasi yang digunakan adalah ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity). Dengan memasukkan persamaan model ARIMA seperti pada tahap sebelumnya. $d(\text{DataTransformasi}) ar(p)ma(q)$ untuk differencing level 1 dan $d(d(\text{DataTransformasi})) ar(p)ma(q)$ untuk differencing level 2, Lalu tambahkan ordo dari model ARCHnya.

Pengujian Signifikan digunakan untuk melihat apakah model ARIMA ARCH yang telah didapat dapat diterima atau tidak, Model dikatakan signifikan apabila memiliki nilai probabilitas dari semua variabel $\leq 0,05$. Apabila model tidak signifikan berarti model tidak layak digunakan, dan tidak bisa dilanjutkan kedalam tahap selanjutnya.

4.6.3 Uji Diagnostik Model

Uji Diagnostik model untuk mengetahui apakah Model ARIMA-ARCH yang didapat bersifat acak, homogen, dan tidak memiliki sifat ARCH. Uji diagnostik model bisa dilakukan dengan menggunakan *Eviews*. Untuk melihat apakah sisaan mempunyai autokorelasi atau tidak (white noise) dilakukan dengan menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* \rightarrow *correlogram* – *Q statistic* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$ yang berarti sisaan tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak. Uji kedua adalah untuk melihat apakah varian dari sisaan homogen atau tidak. Untuk menguji bisa dilakukan

dengan fungsi *Residual Diagnostic* → *correlogram squared residuals* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$.

Yang ketiga adalah untuk melihat apakah model memiliki efek ARCH atau tidak dengan menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* → *ARCH LM test* pada *Eviews*. Apabila nilai probabilitas $\geq 0,05$ maka model sudah tidak memiliki pengaruh dari kuadrat sisaan sebelumnya. Model ARIMA ARCH dikatakan layak dan dapat diterima jika lulus pada semua tes diagnostik.

4.6.4 Pemilihan model terbaik

Tahap ini dilakukan ketika model yang didapat pada tahap sebelumnya lebih dari 1 model. Penentuan Model ARIMA ARCH terbaik bisa dilihat dari nilai AIC dan SIC dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah model terbaik

4.7 Analisa Hasil peramalan

Tahapan ini untuk menguji tingkat keakuratan dari hasil peramalan dengan melihat nilai MAPE, yaitu dengan membandingkan hasil peramalan dengan data aktual sehingga akan didapatkan keakuratan dari hasil peramalan. Dan juga menganalisis pengaruh uji heteroskedastisitas pada hasil peramalan dengan melihat bagaimana kemampuan model peramalan dalam mengikuti pola dari data actual.

4.7.1 Hasil uji coba model

Menguji tingkat keakuratan dari model peramalan yang terbaik dengan melihat nilai MAPE dan bagaimana model peramalan dalam mengikuti pola dari data actual. Data yang digunakan

dalam tahapan ini adalah data pelatihan dari data jumlah kasus tuberculosis dikabupaten Malang.

4.7.2 Validasi model

Menguji tingkat keakuratan dari model peramalan yang terbaik dengan melihat nilai MAPE dan bagaimana model peramalan dalam mengikuti pola dari data actual. Data yang digunakan dalam tahapan ini adalah data pengujian dari data jumlah kasus tuberculosis dikabupaten Malang.

4.8 Gamabaran data keluaran (output)

Data keluaran berupa hasil peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di Kabupaten Malang pada periode tahun 2016-2017 dengan menggunakan metode ARIMA dan ARIMA ARCH terbaik dan juga perhitungan tingkat keakuratan dari model peramalan (MAPE) dan bagaimana model dalam mengikuti pola dari data actual.

BAB V IMPLEMENTASI

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

5.1 Pra-processing Data

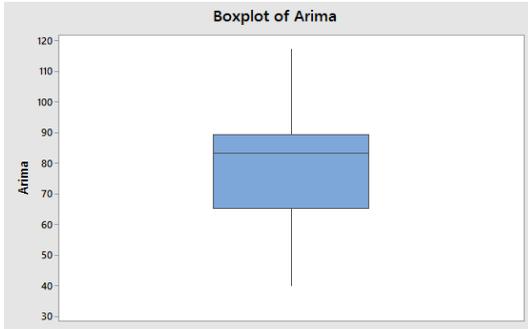
5.1.1 Pengujian Outlier

Pengujian outlier dilakukan dengan menggunakan metode *Grubbs* dengan tingkat signifikan 95% menggunakan fungsi yang terdapat pada minitab yaitu *outlier test*, dan juga menggunakan fungsi *Boxplot* pada minitab. Tabel 5.1 menunjukkan hasil pengujian outlier dengan menggunakan *outlier test*, dan gambar 5.2 menunjukkan hasil pengujian outlier dengan menggunakan *Boxplot*.

Tabel 5 1 Hasi uji outlier dengan Grubb test

Grubbs' Test							
Variable	N	Mean	StDev	Min	Max	G	P
Arima	117	81.02	15.79	39.99	117.13	2.6	0.994
NOTE No outlier at the 5 % level of significance							

Tabel 5.1 menunjukkan bahwa hasil uji outlier menggunakan Grubb Test dengan tingkat signifikan 95% menunjukan bahwa data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang tidak ditemukan adanya outlier.



Gambar 5 1 Hasil uji outlier dengan Boxplot

Gambar 5.1 menunjukkan hasil uji outlier dengan menggunakan *Boxplot* dimana menunjukkan bahwa tidak ditemukan adanya outlier pada data kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Dibuktikan dengan tidak ditemukannya tanda bintang diluar kota yang menandakan bahwa data tidak memiliki outlier.

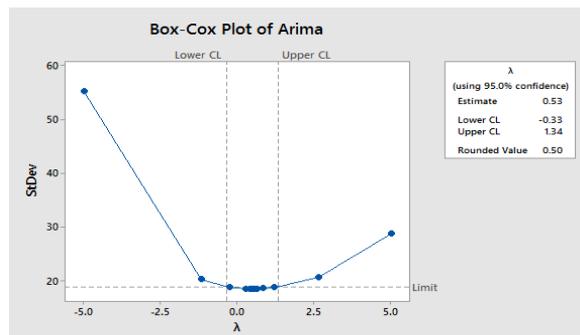
5.1.2. Menentukan data pelatihan dan pengujian

Pada tahap ini, data akan dibagi menjadi dua kelompok data, yaitu data pelatihan(training) dan data pengujian(testing). Pembagian data pelatihan dan pengujian adalah 70 : 30. Total data yang didapatkan adalah 117 data (januari 2007 – September 2016), sehingga data yang akan digunakan sebagai data pelatihan berjumlah 82 (januari 2007 – Oktober 2013) dan data yang digunakan sebagai data pengujian berjumlah 35 (November 2013 – September 2016). Data pelatihan digunakan dalam proses untuk menentukan model peramalan yang akan digunakan. Sedangkan data pengujian digunakan untuk melakukan validasi dari model yang telah didapatkan untuk menguji apakah model yang didapatkan dapat diterapkan pada data yang lain

5.2 Uji Stasioner

5.2.1 Uji Stasioner Ragam

Uji stasioner Ragam dilakukan pada data pelatihan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Gambar 5.2 menunjukkan hasil uji stasioner dalam ragam terhadap data kasus tuberculosis di kabupaten Malang.



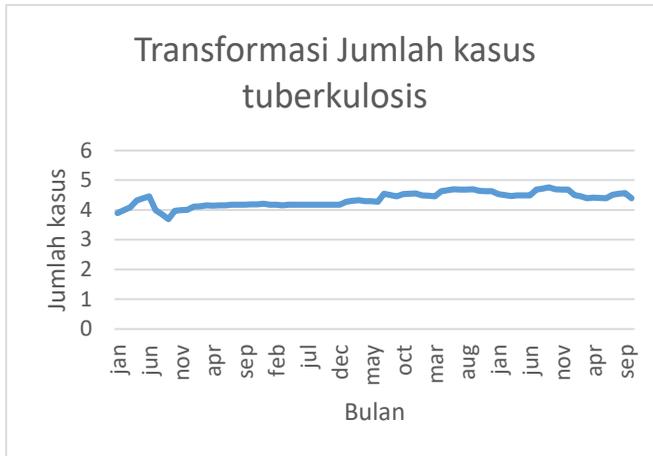
Gambar 5.2 Uji Stasioner Ragam

Gambar 5.2 menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam ragam karena nilai rounded value $\neq 1$.

5.2.2 Transformasi

Transformasi data dilakukan apabila dalam tahap sebelumnya data dinyatakan tidak stasioner dalam ragam. Untuk melakukan transformasi data bisa menggunakan fungsi *log* pada *Eviews*.

Untuk melakukan transformasi data bisa memasukkan persamaan $data\ transformasi = \log (data\ aktual)$. Gambar 5.3 menunjukkan hasil transformasi data kasus tuberculosis di kabupaten Malang.



Gambar 5 3 Grafik data tranformasi

Gambar 5.3 menunjukkan grafik dari data kasus tuberculosis di kabupaten malang setelah dilakukan proses transformasi. Terlihat dari grafik menunjukkan bahwa data hasil transformasi sudah stasioner.

5.2.3 Uji Stsioner Rataan

Untuk melakukan uji stasioner dalam rataaan menggunakan *unit root test* pada *Eviews*. Data dikatakan sudah stasioner dalam rataaan apabila hasil uji unit root test menunjukkan bahwa nilai probabilitas $\leq 0,05$ dan juga nilai $|t - statistic| \geq |test critical values|$. Uji stasioner rataaan dilakukan pada data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Gambar 5.4 menunjukkan hasil uji stasioner rataaan pada kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

Null Hypothesis: TARIMA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.780831	0.2086
Test critical values:		
1% level	-4.075340	
5% level	-3.466248	
10% level	-3.159780	

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

Gambar 5 4 Hasil uji stasioner ragam

Gambar 5.4 menunjukkan bahwa nilai Probabilitas $> 0,05$ dan juga nilai $|t\text{-Statistic}| < |\text{Test Critical Values}|$ yang mana menandakan bahwa data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang tidak stasioner dalam Rataan.

5.2.4 Differencing

Differencing dilakukan dengan menggunakan *uji unit root test* pada *Eviews*. Differencing dilakukan pada data kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Gambar 5.5 menunjukkan hasil differencing level 1 pada data kasus tuberculosis di kabupaten malang. Gambar 5.6 menunjukkan hasil differencing level 2 pada data kasus tuberculosis di kabupaten malang.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(TARIMA)		
Null Hypothesis: D(TARIMA) has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.658141	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.076860	
5% level	-3.466966	
10% level	-3.160198	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.		

Gambar 5 5 Hasil differencing level 1

Gambar 5.5 menunjukkan bahwa nilai probabilitas $\leq 0,05$ dan juga nilai $|t - statistic| \geq |test\ critical\ values|$. Ini menunjukkan bahwa dengan differencing 1 data kasus tuberculosis di kabupaten Malang sudah stasioner dalam rataa.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(TARIMA,2)		
Null Hypothesis: D(TARIMA,2) has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.30398	0.0001
Test critical values:		
1% level	-4.078420	
5% level	-3.467703	
10% level	-3.160627	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.		

Gambar 5 6 Hasil differencing level 2

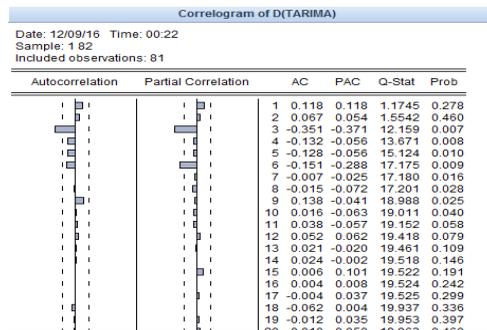
Gambar 5.6 menunjukkan bahwa nilai probabilitas $\leq 0,05$ dan juga nilai $|t - statistic| \geq |test\ critical\ values|$. Ini menunjukkan bahwa dengan differencing 2 data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang juga sudah stasioner dalam rataa.

Sehingga dalam menentukan parameter arima bisa menggunakan baik differencing 1 maupun differencing 2 untuk menambah kemungkinan model ARIMA yang didapatkan.

5.3 Pemodelan ARIMA

5.3.1 Estimasi parameter

Untuk menentukan model yang akan digunakan dilihat dari lag pada ACF dan PACF. Untuk melihat fungsi ACF dan PACF bisa menggunakan *Correlogram* pada *Eviews*. ACF digunakan untuk menentukan parameter dari MA(Moving Average) sedangkan PACF digunakan untuk menentukan parameter dari AR (Autoregressive). Grafik ACF dan PACF akan dijelaskan pada gambar 5.7 dan gambar 5.8



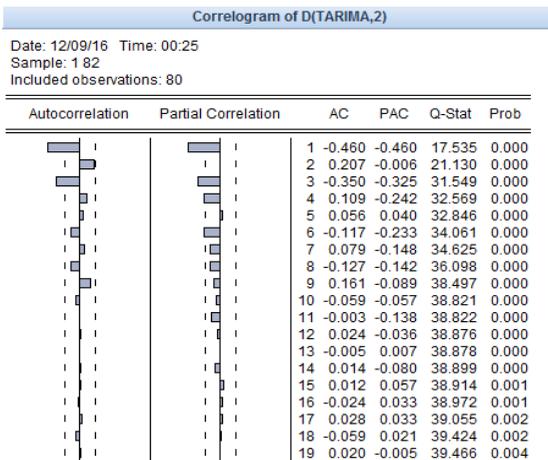
Gambar 5.7 Plot ACF dan PACF , d=1

Gambar 5.7 menunjukkan plot dari ACF dan PACF menggunakan nilai differencing 1. Plot PACF menunjukkan bahwa estimasi parameter AR = 0,1,2,3 dan estimasi parameter MA = 0,1,2,3

Tabel 5 2 Estimasi parameter, d=1

Estimasi Parameter
ARIMA (0,1,1)
ARIMA (0,1,2)
ARIMA (0,1,3)
ARIMA (1,1,0)
ARIMA (1,1,1)
ARIMA (1,1,2)
ARIMA (1,1,3)
ARIMA (2,1,0)
ARIMA (2,1,1)
ARIMA (2,1,2)
ARIMA (2,1,3)
ARIMA (3,1,0)
ARIMA (3,1,1)
ARIMA (3,1,2)
ARIMA (3,1,3)

Tabel 5.2 menunjukkan model model ARIMA yang terbentuk dengan menggabungkan estimasi parameter dari AR=0,1,2,3 dan MA=0,1,2,3 dengan nilai d=1



Gambar 5 8 Plot ACF dan PACF, d=2

Gambar 5.8 menunjukkan plot dari ACF dan PACF menggunakan nilai differencing 2. Plot PACF menunjukkan bahwa estimasi parameter AR = 0,1,2 dan estimasi parameter MA = 0,1,2,3,4

Tabel 5 3 Estimasi Parameter,d=2

Estimasi Parameter
ARIMA (0,2,1)
ARIMA (0,2,2)
ARIMA (0,2,3)
ARIMA (0,2,4)
ARIMA (1,2,1)
ARIMA (1,2,2)
ARIMA (1,2,3)
ARIMA (1,2,4)
ARIMA (1,2,0)
ARIMA (2,2,1)
ARIMA (2,2,2)
ARIMA (2,2,3)
ARIMA (2,2,4)
ARIMA (2,2,0)

Tabel 5.3 menunjukkan model model ARIMA yang terbentuk dengan menggabungkan estimasi parameter dari AR=0,1 dan MA=0,1,2,3,4 dengan nilai d=1

5.3.2 Uji Signifikan parameter

Uji Signifikan parameter digunakan untuk menguji model ARIMA yang telah didapatkan pada tahap sebelumnya untuk menilai kelayakan dari model yang didapatkan. Model dikatakan signifikan dan layak apabila memiliki nilai probabilitas dari semua variabel $\leq 0,05$ dan juga $|t - statistic| \text{ dari semua variabel} \geq t - tabel$. Gambar 5.9 adalah hasil analisa signifikansi dari model ARIMA (0,1,3).

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/26/16 Time: 13:36
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 20 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.466709	0.069033	-6.760614	0.0000
SIGMASQ	0.007096	0.000620	11.44961	0.0000

Gambar 5 9 Uji signifikan ARIMA (0,1,3)

Gambar 5.9 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menunjukkan bahwa model signifikan karena nilai semua variabel $\leq 0,05$ dan juga $|t - statistic|$ dari semua variabel $\geq t - tabel$. T-tabel untuk uji signifikansi parameter adalah 1,98

Hasil uji signifikan untuk setiap model terdapat pada Lampiran A, dan tabel 5.4 adalah rangkuman dari uji signifikan dari semua model ARIMA dengan nilai differencing=1.

Tabel 5 4 Rangkuman hasil uji signifikan, d =1

Model	Uji Signifikan
ARIMA (0,1,1)	Tidak Lolos
ARIMA (0,1,2)	Tidak Lolos
ARIMA (0,1,3)	Lolos
ARIMA (1,1,0)	Tidak Lolos
ARIMA (1,1,1)	Tidak Lolos
ARIMA (1,1,2)	Tidak Lolos
ARIMA (1,1,3)	Tidak lolos
ARIMA (2,1,0)	Tidak Lolos

Model	Uji Signifikan
ARIMA (2,1,1)	Tidak Lolos
ARIMA (2,1,2)	Tidak Lolos
ARIMA (2,1,3)	Tidak Lolos
ARIMA (3,1,0)	Lolos
ARIMA (3,1,1)	Tidak Lolos
ARIMA (3,1,2)	Tidak Lolos
ARIMA (3,1,3)	Tidak Lolos

Tabel 5.4 menunjukkan bahwa hanya model yang dikatakan signifikan adalah model ARIMA (0,1,3) dan ARIMA (3,1,0) karena memiliki nilai semua variabel $\leq 0,05$ dan juga $|t - statistic|$ dari semua variabel $\geq t - tabel$. Dua model ini dapat digunakan pada tahap selanjutnya.

Tabel 5.5 menunjukkan rangkuman dari uji signifikansi dari semua model ARIMA dengan nilai differencing=2

Tabel 5 5 Rangkuman hasil uji signifikan, d=2

Model	Uji signifikan
ARIMA (0,2,1)	Tidak Lolos
ARIMA (0,2,2)	Tidak Lolos
ARIMA (0,2,3)	Lolos
ARIMA (0,2,4)	Tidak Lolos
ARIMA (1,2,1)	Tidak Lolos
ARIMA (1,2,2)	Tidak Lolos
ARIMA (1,2,3)	Lolos
ARIMA (1,2,4)	Tidak Lolos
ARIMA (1,2,0)	Lolos

Model	Uji signifikan
ARIMA (2,2,1)	Tidak Lolos
ARIMA (2,2,2)	Tidak Lolos
ARIMA (2,2,3)	Tidak Lolos
ARIMA (2,2,4)	Tidak Lolos
ARIMA (2,2,0)	Lolos

Tabel 5.5 menunjukkan bahwa model ARIMA(0,2,3) , ARIMA (1,2,3), ARIMA (1,2,0) dan ARINA (2,2,0) dikatakan sebagai model yang signifikan karena memiliki nilai semua variabel $\leq 0,05$ dan juga $|t - statistic| \text{ dari semua variabel } \geq t - \text{tabel}$. Dua model ini dapat digunakan pada tahap selanjutnya. Model-model ini dapat digunakan pada tahap selanjutnya.

Tabel 5 6 Model lolos uji signifikan

Model
ARIMA (0,1,3)
ARIMA (3,1,0)
ARIMA (0,2,3)
ARIMA (1,2,0)
ARIMA (1,2,3)
ARIMA (2,2,0)

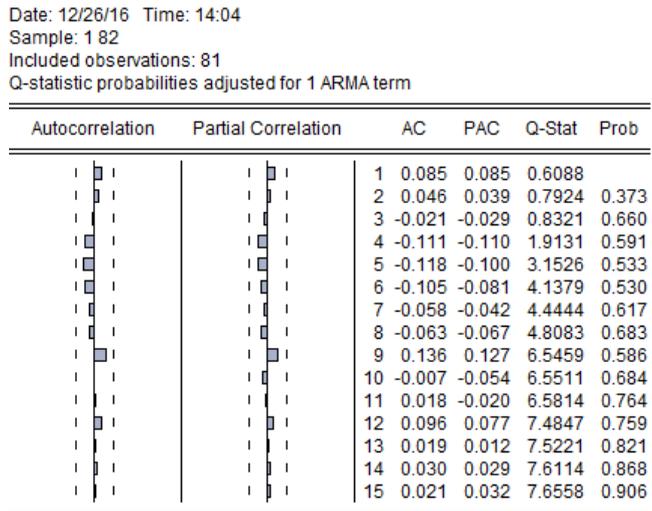
Tabel 5.6 menunjukkan seluruh model ARIMA yang lolos uji signifikansi baik dengan nilai differencing 1 maupun nilai differencing 2. Model ini yang akan digunakan dalam tahap selanjutnya. Dimana terdapat 6model yang lolos uji signifikan.

5.3.3 Uji Diagnostik model

Uji Diagnostik parameter digunakan untuk mengetahui apakah Model yang didapat bersifat acak dan homogen. Dengan

menggunakan *correlogram – Q statistic* pada *Eviews*, model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$ yang berarti sisaan tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak. Uji kedua adalah untuk melihat apakah varian dari sisaan homogen atau tidak. Untuk menguji bisa dilakukan dengan *correlogram squared residuals* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$.

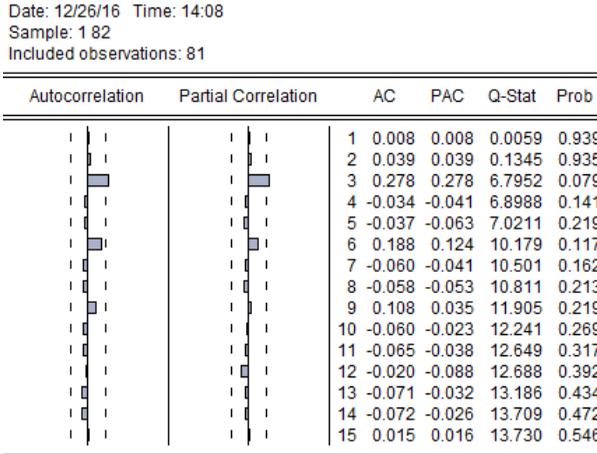
Gambar 5.10 adalah hasil uji diagnostic untuk melihat sisa keacakan pada data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang.



Gambar 5 10 Uji Diagnostik 1

Gambar 5.10 menunjukkan bahwa rata-rata nilai probabilitas $> 0,05$ sehingga model ARIMA (0,1,3) sisaan bersifat acak.

Gambar 5.11 adalah hasil uji diagnostic untuk melihat varian dari sisaan homogen atau tidak pada data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang,



Gambar 5 11 Hasil uji diagnostik 2

Gambar 5.11 menunjukkan bahwa rata-rata nilai probabilitas > 0,05 sehingga model ARIMA (0,1,3) sisaan telah bersifat homogen.

Dari dua pengujian menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) bersifat acak dan homogen sehingga model ARIMA (0,1,3) lolos dalam uji diagnostic dan bisa digunakan dalam melakukan peramalan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

Hasil uji diagnostic untuk semua model terdapat pada lampiran B, dan rangkuman uji diagnostic dari semua model terdapat pada tabel 5.7

Tabel 5 7 Rangkuman uji diagnostik

Model	Uji keacakan sisaan	Homogenitas
ARIMA (3,1,0)	Lolos	Lolos
ARIMA (0,1,3)	Lolos	Lolos
ARIMA (0,2,3)	Tidak Lolos	Lolos
ARIMA (1,2,0)	Lolos	Lolos
ARIMA (1,2,3)	Lolos	Lolos
ARIMA (2,2,0)	Tidak Lolos	Tidak Lolos

Tabel 5.7 menunjukkan hasil rangkuman uji diagnostic pada model-model yang sebelumnya telah lolos dalam uji signifikan, didapatkan hasil bahwa ada 3 model yang lolos uji diagnostic yaitu ARIMA (3,1,0), ARIMA (0,1,3), ARIMA (1,2,0) , dan ARIMA (2,2,0). Model – model ini bisa langsung digunakan dalam proses peramalan data kasus tuberculosis dikabupaten malang. Sedangkan model ARIMA(0,2,3) dan model ARIMA (2,2,0) tidak lolos uji diagnostic sehingga bisa di identifikasi memiliki effect arch,sehingga tidak bisa digunakan langsung dalam proses peramalan, dan harus dilanjutkan kedalam proses ARCH.

5.3.4 Pemilihan model terbaik

Penentuan Model Terbaik bisa dilihat dari nilai AIC dan SIC dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah Model Terbaik. Tabel 5.8 Adalah rangkuman nilai AIC dan SIC dari semua model ARIMA yang telah lolos uji diagnostik.

Tabel 5 8 Perbandingan nilai AIC dan SIC

Model	AIC	SIC
ARIMA (3,1,0)	- 1.993609	- 1.934486
ARIMA (0,1,3)	- 2.051842	- 1.99272
ARIMA (0,2,3)	- 1.479888	- 1.420338
ARIMA (1,2,0)	- 1.546181	- 1.48663
ARIMA (1,2,3)	-1.702458	-1.613132
ARIMA (2,2,0)	- 1.34909	- 1.289539

Tabel 5.8 menunjukkan bahwa Model ARIMA (0,1,3) adalah model terbaik karena memiliki nilai AIC dan SIC terkecil dibandingkan dengan model lainnya yaitu memiliki nilai AIC = -2.051842 dan SIC = -1.99272

5.3 Uji Heteroskedastisitas

Uji Heteroskedastisitas dilakukan untuk menguji apakah varian dipengaruhi oleh kuadrat sisaan sebelumnya. Model ARIMA yang akan digunakan untuk tahap Uji Heteroskedastisitas adalah ARIMA (0,1,3), ARIMA (0,2,3) dan ARIMA (2,2,0). Tabel 5.9 adalah hasil uji heteroskedastisitas untuk ARIMA (0,1,3)

Tabel 5 9 hasil uji heteroscedasticity ARIMA (0,1,3)

Heteroskedasticity test ARCH			
F-statistic	0,0055	Prob F(1,78)	0,9409
Obs*R-square	0,0056	Prob Chi-square (1)	0,9399

Tabel 5.9 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) tidak memiliki sifat ARCH karena memiliki nilai probabilitas > 0,05.

Sehingga model ARIMA (0,1,3) bisa langsung digunakan dalam peramalan tanpa perlu untuk dilakukan ARCH. Sedangkan untuk model yang memiliki sifat arch perlu untuk dilanjutkan kedalam pemodelan ARIMA-ARCH, namun karena salah satu tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui efek uji heteroskedastisitas pada model yang sudah ditemukan. sehingga harus membandingkan model yang sudah lulus uji heteroskedastisitas dan yang tidak lulus uji heteroskedastisitas.

Hasil uji heteroskedastisitas untuk model lainnya akan terdapat pada lampiran C Hasil rangkuman untuk seluruh model ditunjukkan pada tabel 5.10

Tabel 5 10 Rangkuman uji heteroskedastisitas

Model	Prob. F	Prob. Chi Square	Efek ARCH
ARIMA (0,1,3)	0.9409	0.9399	Tidak ada
ARIMA (0,2,3)	0.0326	0.0324	Ada
ARIMA (2,2,0)	0.0034	0.0038	Ada

Tabel 5.10 menunjukkan hasil rangkuman dari uji heteroskedastisitas dari model yang ditemukan, dimana terdapat 1 model yang tidak memiliki efek ARCH yaitu model ARIMA (0,1,3) karena memiliki nilai probabilitas $> 0,05$ sehingga model ARIMA (0,1,3) bisa langsung digunakan dalam peramalan kasus tuberculosis di kabupaten Malang, sedang untuk model ARIMA (0,2,3) dan ARIMA (2,2,0) memiliki nilai probabilitas $< 0,05$ sehingga tidak bisa digunakan dalam peramalan, harus dilanjut kedalam model ARCH.

5.4 Pemodelan ARIMA-ARCH

5.4.1 Estimasi parameter

Model ARIMA yang telah ditemukan pada tahap sebelumnya bisa digunakan dalam model ARIMA-ARCH. Tabel 5.11 Menunjukkan model ARIMA ARCH yang bisa digunakan.

Tabel 5 11 Estimasi parameter ARCH

Model
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)
ARIMA (0,1,3) ARCH (2)
ARIMA (0,2,3) ARCH (1)
ARIMA (0,2,3) ARCH (2)
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)
ARIMA (2,2,0) ARCH (2)

Tabel 5.11 menunjukkan model model ARIMA ARCH yang akan digunakan pada pemodelan ARIMA-ARCH, dengan mengkombinasikan antara model ARIMA yang telah didapat pada tahap sebelumnya dengan model ARCH (1) dan ARCH (2).

5.4.2 Uji signifikan parameter

Pengujian Signifikan digunakan untuk melihat apakah model ARIMA ARCH yang telah didapat dapat diterima atau tidak, Model dikatakan signifikan apabila memiliki nilai probabilitas dari semua variabel $\leq 0,05$. Tabel 5.12 menunjukkan hasil uji signifikan parameter pada model ARIMA (0,1,3) (1)

Tabel 5 12 hasil uji signifikan ARIMA (0,1,3) (1)

Variable	Coefficient	Std.Error	z-Statistic	Prob
MA(3)	-0,417	0.075	-5.541	0.000
C	0.005211	0.000622	8.37	0.000
RESID(-1)^2	0.490887	0.1857	2.642	0.0082

Tabel 5.12 menunjukkan bahwa nilai probabilitas dari semua variable $\leq 0,05$ sehingga model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki parameter yang signifikan.

Hasil uji signifikan untuk semua model akan dilampirkan pada Lampiran D, Untuk rangkuman uji signifikan untuk semua model terdapat pada tabel 5.13

Tabel 5 13 Rangkuman uji signifikan model ARCH

Model	Uji Signifikan
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	lolos
ARIMA (0,1,3) ARCH (2)	Tidak Lolos
ARIMA (0,2,3) ARCH (1)	Tidak Lolos
ARIMA (0,2,3) ARCH (2)	Tidak Lolos

Model	Uji Signifikan
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	Lolos
ARIMA (2,2,0) ARCH (2)	Tidak Lolos

Dari tabel 5.13 menunjukkan bahwa model yang signifikan dan layak digunakan adalah model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) dan ARIMA (2,2,0) ARCH (1) dan model model ini bisa digunakan untuk tahap selanjutnya, sedang untuk model yang tidak lolos dalam tahap uji signifikansi tidak bisa digunakan dalam tahap selanjutnya.

5.4.3 Uji diagnostic model

Uji Diagnostik model untuk mengetahui apakah Model ARIMA-ARCH yang didapat bersifat acak ,homogen, dan tidak memiliki sifat ARCH.

Untuk melihat apakah sisaan mempunyai autokorelasi atau tidak (white noise) dilakukan dengan menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* \rightarrow *correlogram* – *Q statistic* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$ yang berarti sisaan tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak. Uji kedua adalah untuk melihat apakah varian dari sisaan homogen atau tidak. Untuk menguji bisa dilakukan dengan fungsi *Residual Diagnostic* \rightarrow *correlogram squared r-residuals* pada *Eviews*. Model dikatakan layak dan dapat diterima apabila rata-rata nilai Probabilitas $\geq 0,05$.

Yang ketiga adalah untuk melihat apakah model memiliki efek ARCH atau tidak dengan menggunakan fungsi *Residual Diagnostic* \rightarrow *ARCH LM test* pada *Eviews*. Apabila nilai probabilitas $\geq 0,05$ maka model sudah tidak memiliki pengaruh dari kuadrat sisaan sebelumnya. Gambar 5.14 menunjukkan hasil uji diagnostic ARIMA (0,1,3) ARCH (1) untuk melihat

sisanya keacakan pada data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			-0.005	-0.005	0.0017	
2			0.075	0.075	0.4860	0.486
3			0.025	0.026	0.5401	0.763
4			-0.091	-0.097	1.2661	0.737
5			-0.058	-0.064	1.5619	0.816
6			-0.134	-0.123	3.1621	0.675
7			-0.045	-0.035	3.3461	0.764
8			-0.085	-0.075	4.0148	0.778
9			0.170	0.176	6.7188	0.567
10			-0.008	-0.017	6.7252	0.666
11			0.009	-0.033	6.7338	0.750
12			0.116	0.076	8.0371	0.710
13			0.016	0.033	8.0634	0.780
14			0.025	0.008	8.1283	0.835
15			0.019	0.047	8.1655	0.881

Gambar 5.12 Hasil uji diagnostik 1 model ARCH

Gambar 5.14 menunjukkan bahwa rata-rata nilai probabilitas $> 0,05$ yang menunjukkan bahwa ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki sisaan bersifat acak.

Gambar 5.15 menunjukkan hasil uji diagnostik ARIMA (0,1,3) ARCH (1) untuk melihat varian dari sisaan homogen atau tidak pada data jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.088	-0.088	0.6553	0.418
		2 -0.053	-0.062	0.8978	0.638
		3 0.206	0.198	4.5486	0.208
		4 -0.075	-0.046	5.0459	0.283
		5 -0.092	-0.086	5.7872	0.327
		6 0.255	0.209	11.629	0.071
		7 -0.087	-0.042	12.315	0.091
		8 -0.087	-0.059	13.008	0.112
		9 0.176	0.084	15.895	0.069
		10 -0.079	-0.031	16.482	0.087
		11 -0.086	-0.042	17.198	0.102
		12 -0.011	-0.139	17.211	0.142
		13 -0.088	-0.059	17.983	0.158
		14 -0.091	-0.049	18.814	0.172
		15 0.062	-0.005	19.200	0.205

Gambar 5 13 Hasil uji diagnostik 2 model ARCH

Gambar 5.15 menunjukkan bahwa rata-rata nilai probabilitas $> 0,05$ yang menunjukkan bahwa ARIMA (0,1,3) ARCH (1) sisan telah bersifat homogen.

Tabel 5.14 menunjukkan hasil uji diagnostic ARIMA (0,1,3) ARCH(1) untuk melihat apakah model memiliki sifat ARCH atau tidak.

Tabel 5 14 Hasil uji diagnostic ARIMA (0.1.3) ARCH (1)

Heteroscedasticity Test ARCH			
F-statistic	0.618811	Prob F(1.78)	0.4339
Obs*R-squared	0.62966	Prob Chi-Square	0.4275

Tabel 5.14 menunjukkan hasil bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) tidak memiliki sifat ARCH karena memiliki nilai probabilitas $> 0,05$

Dari ketiga hasil pengujian menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) bersifat acak, homogen, dan tidak memiliki sifat ARCH sehingga model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) layak untuk digunakan dalam peramalan.

Hasil pengujian diagnostic untuk model lainnya akan dilampirkan pada lampiran E, Tabel 5.15 menunjukkan hasil rangkuman uji diagnostic untuk semua model.

Tabel 5 15 Rangkuman uji diagnostik model ARCH

Model	Uji keacakan	Homogenitas	Heterokedastisitas
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	Lolos	Lolos	Lolos
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	Lolos	Lolos	Lolos

Table 5.15 menunjukkan bahwa baik Model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) maupun ARIMA (2,2,0) ARCH (1) bisa digunakan dalam peramalan karena kedua model lulus dari ketiga uji diagnostic, dimana model bersifat acak, homogen, dan tidak memiliki sifat ARCH.

5.4.4 Pemilihan model terbaik

Penentuan Model ARIMA ARCH terbaik bisa dilihat dari nilai AIC dan SIC, dimana model yang memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil adalah model terbaik

Tabel 5.16 menunjukkan perbedaan nilai AIC dan SIC pada semua model ARIMA ARCH yang didapatkan

Tabel 5 16 Perbandingan nilai AIC dan SIC model ARCH

Model	AIC	SIC
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	-2.043650	-1.954967
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	-1.682676	-1.593350

Tabel 5.16 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) adalah model terbaik karena memiliki nilai AIC dan SIC yang paling kecil.

5.6 Analisa Hasil Peramalan Model Terbaik

5.6.1 Hasil Uji Coba Model

Model terbaik yang sudah didapatkan pada tahap sebelumnya dilakukan perhitungan nilai MAPE untuk menguji keakuratan peramalan dari model tersebut. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data pelatihan.

Tabel 5 17 nilai MAPE model terbaik dengan menggunakan data pelatihan

Model	MAPE
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	2.09 %

Tabel 5 17 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki nilai MAPE 2,09 % yang menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki tingkat keakuratan yang sangat bagus karena memiliki nilai MAPE < 10%

5.6.2 Validasi Model

Model terbaik yang sudah didapatkan juga dilakukan pengujian dengan menggunakan data pengujian untuk melihat apakah model terbaik bisa diterapkan pada data yang lain

Tabel 5 18 nilai MAPE model terbaik dengan menggunakan data pengujian

Model	MAPE
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	1.41 %

Tabel 5 18 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki nilai MAPE 1,41 % yang menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki tingkat keakuratan yang sangat bagus karena memiliki nilai MAPE < 10% yang berarti bahwa model terbaik yang didapatkan bisa diterapkan pada data yang lain.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB VI

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisikan hasil dan pembahasan setelah melakukan implementasi. Hasil yang akan dijelaskan adalah hasil uji coba model, validasi model, hasil peramalan untuk periode yang akan datang.

6.1 Hasil Uji Coba Model

Pada tahap ini model yang sudah didapatkan dilakukan uji coba peramalan pada data pelatihan untuk melakukan pengecekan tingkat keakuratan dari model yang didapatkan. Tabel 6.1 adalah hasil uji coba peramalan untuk data pelatihan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Karena salah satu tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui efek uji heteroskedastisitas pada model yang sudah ditemukan, sehingga harus membandingkan model ARIMA dan ARIMA ARCH yang telah didapatkan. Hasil peramalan tiap model akan di lampirkan pada Lampiran F

Tabel 6 1 Perbandingan nilai MAPE model uji coba

Model	MAPE
ARIMA (0,1,3)	2.31 %
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	2.09 %
ARIMA (2,2,0)	5.69 %
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	9.29 %

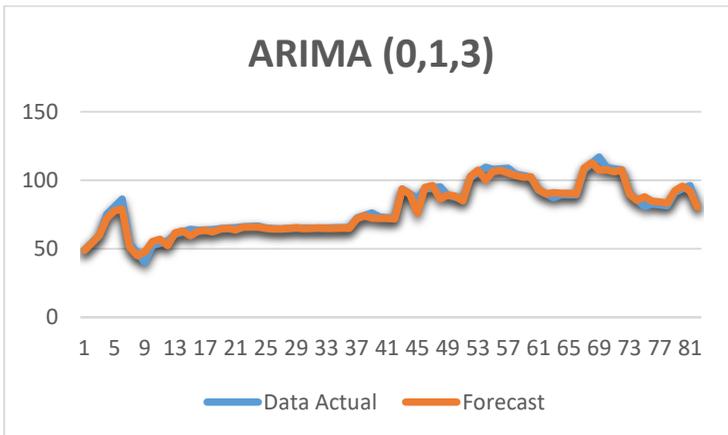
Pada Tabel 6.1 didapatkan hasil bahwa MAPE dari semua model ≤ 10 % sehingga model dikatakan memiliki tingkat keakuratan peramalan yang baik.

Tabel 6 2 Kemampuan model dalam mengikuti pola data actual

Model	Kemampuan model dalam mengikuti pola data actual
ARIMA (0,1,3)	28/81
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	28/81
ARIMA (2,2,0)	13/78
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	14/78

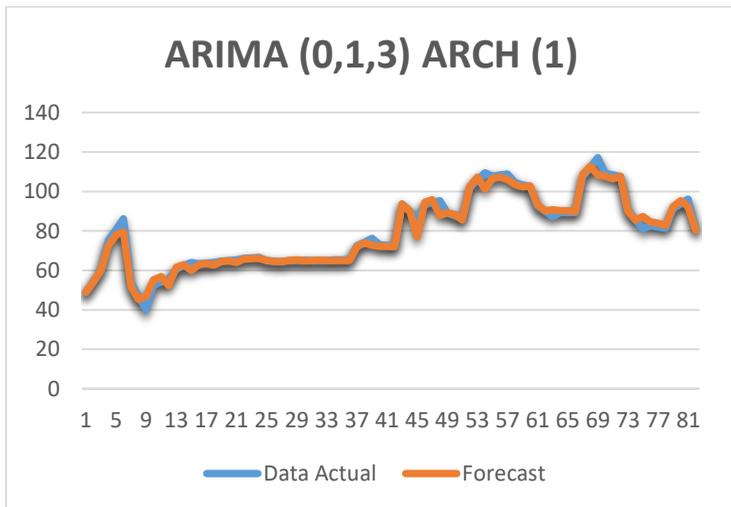
Tabel 6.2 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) dan ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki kemampuan yang sama, namun model ARIMA (2,2,0) ARCH (1) memiliki tingkat kemampuan yang lebih baik dari pada model ARIMA (2,2,0).

Gambar 6.1 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (0,1,3) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data actual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus



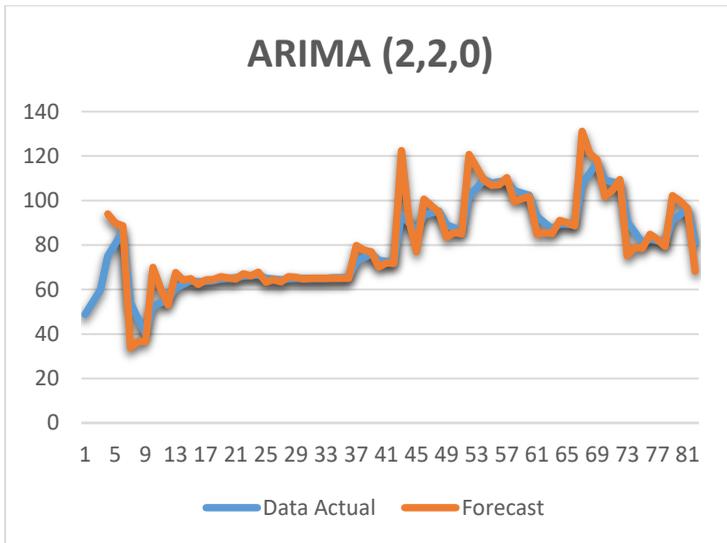
Gambar 6 1 Perbandingan pola data actual dan peramalan metode ARIMA (0,1,3)

Gambar 6.2 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (0,1,3) ARCH (1) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus.



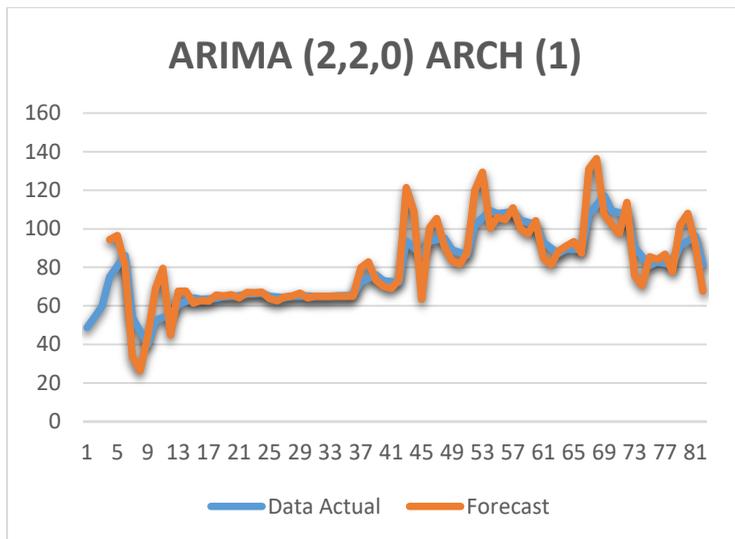
Gambar 6 2 Perbandingan pola data actual dan peramalan metode ARIMA (0,1,3) ARCH (1)

Gambar 6.3 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (2,2,0) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang tidak begitu berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang kurang bagus namun masih bisa diterima.



Gambar 6 3 Pola perbandingan data actual dan peramalan metode ARIMA (2,2,0)

Gambar 6.4 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (2,2,0) ARCH (1) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang tidak begitu berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang kurang bagus namun masih bisa diterima.



Gambar 6 4 Pola perbandingan data actual dan peramalan metode ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

6.1.1 Perbandingan model terbaik dengan model –model yang tidak signifikan

6.2 Validasi Model

Validasi model digunakan untuk menguji apakah model yang didapatkan bisa diterapkan pada data yang lain. Data pengujian akan digunakan dalam melakukan validasi model. Tabel 6.2 menunjukkan hasil validasi model untuk data pengujian jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

Tabel 6 3 Perbandingan MAPE validasi model

Model	MAPE
ARIMA (0,1,3)	1.21 %
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	1.41 %
ARIMA (2,2,0)	3.30 %
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	4.72 %

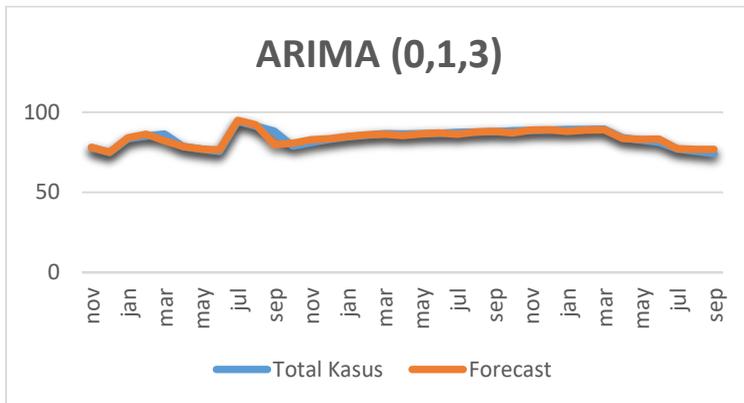
Pada Tabel 6.3 didapatkan hasil bahwa MAPE dari semua model ≤ 10 % sehingga model dikatakan memiliki tingkat keakuratan peramalan yang baik.dan bisa disimpulkan bahwa model peramalan cocok untuk diterapkan di data yang lain. Hasil peramalan tiap model akan di lampirkan pada Lampiran F

Tabel 6 4 Kemampuan model dalam mengikuti data actual

Model	Kemampuan model dalam mengikuti data actual
ARIMA (0,1,3)	11/34
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	12/34
ARIMA (2,2,0)	6/31
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	4/31

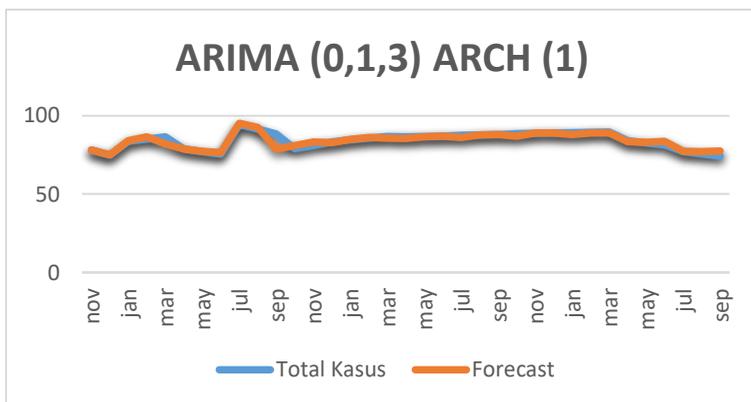
Tabel 6.4 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti pola data actual disbanding dengan ARIMA (0,1,3), sedangkan ARIMA (2,2,0) memiliki kemampuan yang lebih baik daripada ARIMA (2,2,0) ARCH (1).

Gambar 6.5 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data actual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (0,1,3) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data actual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus.



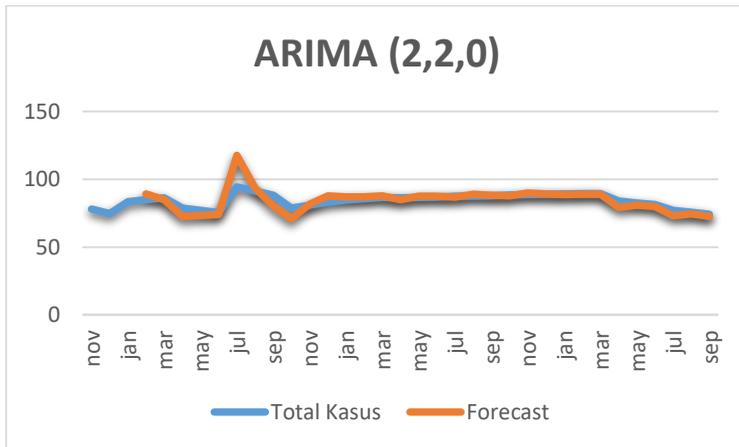
Gambar 6 5 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA(0,1,3)

Gambar 6.6 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (0,1,3) ARCH (1) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus.



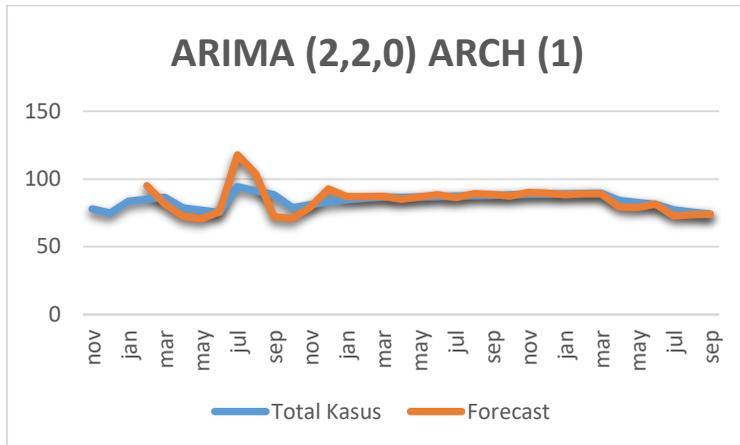
Gambar 6 6 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA (0,1,3) ARCH (1)

Gambar 6.7 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (2,2,0) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus.



Gambar 6 7 Pola perbandingan data actual dan peramalan ARIMA (2,2,0)

Gambar 6.8 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (2,2,0) yang dimana menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang berhimpit , yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus.



6.3 Hasil dan Analisis peramalan

Model yang telah didapatkan dan telah divalidasi digunakan untuk meramalkan semua data jumlah kasus tuberculosis dikabupaten malang. Peramalan menggunakan data mulai dari januari 2007 – September 2016. Hasil peramalan dari model yang didapatkan akan dibandingkan dengan menghitung nilai kesalahan (MAPE). Model dengan nilai kesalahan (MAPE) paling kecil dan bernilai $\leq 10\%$ akan digunakan dalam meramalan jumlah kasus tuberculosis dikabupaten malang pada periode Oktober 2016 – Desember 2017. Tabel 6.3 merupakan hasil MAPE dari ramalan kasus tuberculosis kabupaten malang periode januari 2007- September 2016. Hasil peramalan tiap model akan di lampirkan pada Lampiran G.

Tabel 6 5 Perbandingan MAPE semua data

Model	MAPE
ARIMA (0,1,3)	2.09 %
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	1.88 %
ARIMA (2,2,0)	5.05 %
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	8.08 %

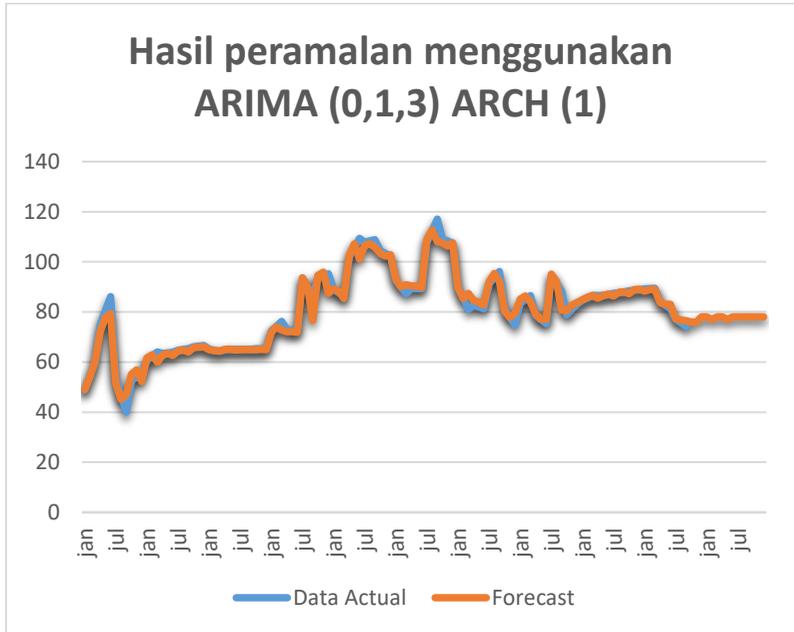
Tabel 6.5 menunjukkan bahwa Model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) merupakan model terbaik karena memiliki nilai MAPE paling kecil dibandingkan model lainnya, oleh karena itu model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) akan digunakan dalam peramalan jumlah kasus Tuberkulosis di kabupaten Malang pada periode Oktober 2016 – Desember 2017.

Tabel 6 6 Kemampuan model dalam mengikuti data actual

Model	Kemampuan model dalam mengikuti pola data actual
ARIMA (0,1,3)	40/116
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	40/116
ARIMA (2,2,0)	20/113
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	18/113

Tabel 6.5 menunjukkan hasil bahwa baik model ARIMA (0,1,3) dan ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki kemampuan yang sama dalam mengikuti pola data actual, sedangkan ARIMA (2,2,0) memiliki kemampuan yang lebih baik dari pada ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Gambar 6.8 menunjukkan pola perbandingan hasil peramalan dan data aktual jumlah kasus tuberculosi di kabupaten malang menggunakan metode ARIMA (0,1,3) ARCH (1), dan hasil peramalan periode Oktober 2016 – Desember 2017 menggunakan model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) akan dilampirkan pada Lampiran H.



Gambar 6.8 menunjukkan perbandingan pola data aktual dan data forecast yang berhimpit, yang menandakan bahwa hasil peramalan memiliki nilai peramalan yang bagus. Hasil ramalan pada bulan Oktober 2016 – Desember 2017 menunjukkan pola kenaikan yang kecil dan cenderung sama tiap bulannya, ini dikarenakan pada bulan-bulan sebelumnya yaitu mulai tahun 2015 – 2016 menunjukkan pola dengan kenaikan tiap bulan juga cenderung kecil.

6.4 Perbandingan model ARIMA terbaik dengan semua model

Perbandingan model ARIMA terbaik dengan semua model digunakan untuk membuktikan bahwa model terbaik yang sudah ditemukan pada tahap sebelumnya benar-benar memiliki tingkat keakuratan yang terbaik untuk peramalan kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Perbandingan dilakukan dengan melihat nilai MAPE dan juga melihat nilai AIC dan SIC.

Hasil perbandingan model ARIMA terbaik dengan semua model terdapat pada tabel 6.7

Tabel 6 7 Perbandingan MAPE, AIC, dan SIC semua model ARIMA

Model	Uji Signifikan	Mape	AIC	SIC
ARIMA (0,1,1)	Tidak Lolos	0.7	-1.861541	-1.802418
ARIMA (0,1,2)	Tidak Lolos	0.6	-1.855356	-1.796234
ARIMA (0,1,3)	Lolos	2.3	- 2.0518	-1.992720
ARIMA (1,1,0)	Tidak Lolos	0.8	-1.864287	-1.805165
ARIMA (1,1,1)	Tidak Lolos	0.8	-1.840077	-1.751394
ARIMA (1,1,2)	Tidak Lolos	1.3	-1.852841	-1.764158
ARIMA (1,1,3)	Tidak lolos	2.4	-2.037414	-1.948730
ARIMA (2,1,0)	Tidak Lolos	0.5	-1.853659	-1.794537
ARIMA (2,1,1)	Tidak Lolos	1.3	-1.850933	-1.762250
ARIMA (2,1,2)	Tidak Lolos	0.6	-1.833247	-1.744564
ARIMA (2,1,3)	Tidak Lolos	2.4	-2.029752	-1.941068
ARIMA (3,1,0)	Lolos	2.1	-1.993609	-1.934486
ARIMA (3,1,1)	Tidak Lolos	2.2	-1.980848	-1.892165
ARIMA (3,1,2)	Tidak Lolos	2.1	-1.974497	-1.885814
ARIMA (3,1,3)	Tidak Lolos	2.5	-2.028457	-1.939774
ARIMA (0,2,1)	Tidak Lolos	1.7	-1.784860	-1.725309

Model	Uji Signifikan	Mape	AIC	SIC
ARIMA (0,2,2)	Tidak Lolos	5.7	-1.340901	-1.281350
ARIMA (0,2,3)	Lolos	5.4	-1.479888	-1.420338
ARIMA (0,2,4)	Tidak Lolos	5.4	-1.321839	-1.262289
ARIMA (1,2,1)	Tidak Lolos	1.8	-1.778035	-1.688709
ARIMA (1,2,2)	Tidak Lolos	1.6	-1.761812	-1.672486
ARIMA (1,2,3)	Lolos	4.8	-1.702458	-1.613132
ARIMA (1,2,4)	Tidak Lolos	4.5	-1.521233	-1.431907
ARIMA (1,2,0)	Lolos	4.5	-1.546181	-1.486630
ARIMA (2,2,1)	Tidak Lolos	1.6	-1.766489	-1.677163
ARIMA (2,2,2)	Tidak Lolos	5.7	-1.325987	-1.236661
ARIMA (2,2,3)	Tidak Lolos	5.5	-1.458168	-1.368842
ARIMA (2,2,4)	Tidak Lolos	5.6	-1.33713	-1.247811
ARIMA (2,2,0)	Lolos	5.7	-1.349090	-1.289539

Tabel 6.7 menunjukkan bahwa semua model ARIMA yang teridentifikasi memiliki MAPE < 10% yang menunjukkan bahwa semua model memiliki tingkat keakuratan peramalan yang bagus. Model dengan MAPE terkecil adalah model ARIMA (0,1,2) dan ARIMA (2,1,2) dengan nilai MAPE 0,6%, kedua model ini diidentifikasi sebagai model yang tidak signifikan namun memiliki nilai MAPE yang lebih bagus daripada model ARIMA (0,1,3) yang mana merupakan model terbaik. Namun ketika melihat dari nilai AIC dan SIC model ARIMA (0,1,3) memiliki nilai AIC dan SIC terkecil dari semua

model, ini membuktikan bahwa model ARIMA (0,1,3) memang merupakan model terbaik untuk peramalan kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

6.5 Perbandingan model ARIMA ARCH terbaik dengan semua model

Perbandingan model ARIMA-ARCH terbaik dengan semua model digunakan untuk membuktikan bahwa model terbaik yang sudah ditemukan pada tahap sebelumnya benar-benar memiliki tingkat keakuratan yang terbaik untuk peramalan kasus tuberculosis di kabupaten Malang. Perbandingan dilakukan dengan melihat nilai MAPE dan juga melihat nilai AIC dan SIC. Hasil perbandingan model ARIMA-ARCH terbaik dengan semua model terdapat pada tabel 6.8

Tabel 6 8 Perbandingan MAPE,AIC dan SIC semua model ARIMA-ARCH

Model	Uji Signifikan	MAPE	AIC	SIC
ARIMA (0,1,3) ARCH (1)	lolos	2.09	-2.043650	-1.954967
ARIMA (0,1,3) ARCH (2)	Tidak Lolos	2.13	-2.031694	-1.913449
ARIMA (0,2,3) ARCH (1)	Tidak Lolos	5.45	-1.520024	-1.430698
ARIMA (0,2,3) ARCH (2)	Tidak Lolos	5.07	-1.590153	-1.471052
ARIMA (2,2,0) ARCH (1)	Lolos	9.30	-1.682676	-1.593350

Model	Uji Signifikan	MAPE	AIC	SIC
ARIMA (2,2,0) ARCH (2)	Tidak Lolos	6.10	-1.625673	-1.506572

Tabel 6.8 menunjukkan bahwa semua model ARIMA –ARCH memiliki nilai MAPE $< 10\%$, ini menunjukkan bahwa semua model memiliki tingkat keakuratan yang bagus. Model dengan nilai MAPE paling kecil adalah ARIMA (0,1,3) ARCH (1) ini menunjukkan bahwa ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki tingkat keakuratan yang paling bagus dan merupakan model terbaik. Selain itu ketika melihat nilai AIC dan SIC model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) memiliki nilai AIC dan SIC paling kecil dari semua model, ini membuktikan bahwa model ARIMA (0,1,3) ARCH (1) merupakan model terbaik untuk peramalan kasus tuberculosis di kabupaten Malang.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini dibahas mengenai kesimpulan dari semua proses yang telah dilakukan dan saran yang dapat diberikan untuk pengembangan yang lebih baik

7.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil penelitian tugas akhir ini adalah :

1. Uji heteroskedastisitas berpengaruh kedalam hasil peramalan jumlah kasus tuberculosis, dimana ketika model yang awalnya sudah tidak memiliki effect ARCH namun tetap dilanjutkan kedalam ARIMA-ARCH menghasilkan nilai MAPE yang lebih baik dibuktikan dengan model ARIMA(0,1,3) ARCH (1) memiliki tingkat keakuratan yang lebih baik ,dimana memiliki nilai MAPE 2.09 % sedangkan model ARIMA(0,1,3) memiliki nilai MAPE 2.31 %
Namun ketika model ARIMA memiliki effect ARCH yang berarti model tidak layak lalu dilanjutkan kedalam model ARCH menghasilkan nilai MAPE yang kurang bagus dibandingkan model awal ditunjukkan dengan model ARIMA (2,2,0) ARCH (1) memiliki MAPE 9.29 % sedangkan model ARIMA (2,2,0) memiliki MAPE 5.69 %. Namun jika melihat dari kemampuan model dalam mengikuti pola dari data aktual di dapatkan hasil bahwa dengan model ARIMA ARCH menunjukkan hasil yang lebih baik dalam hal mengikuti pola dari data aktual ditunjukkan dengan model ARIMA (2,2,0) memiliki kemampuan dalam mengikuti pola data actual sebesar 13 data dari total 78 data sedangkan model ARIMA (2,2,0) ARCH (1) memiliki kemampuan

dalam mengikuti pola data actual yang lebih baik yaitu sebesar 14 data dari total 78 data.

2. Model ARIMA-ARCH dapat digunakan untuk meramalkan kasus tuberculosis di kabupaten Malang, Jawa Timur ketika model ARIMA yang didapatkan tidak layak, model dikatakan tidak layak ketika tidak lolos uji diagnostic maupun model yang tidak lulus uji heteroskedastisitas.

Model ARIMA-ARCH juga digunakan sebagai pembandingan model ARIMA untuk menentukan seberapa besar pengaruh effect ARCH terhadap model ARIMA, baik ketika dalam uji heteroskedastisitas model ARIMA memiliki effect ARCH ataupun tidak

3. Model ARIMA (0,1,3) sudah layak untuk digunakan dalam peramalan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang, namun ketika diteruskan kedalam model ARIMA(0,1,3)ARCH (1) , model ARIMA(0,1,3) ARCH (1) memiliki tingkat keakuratan yang lebih baik ,dimana memiliki nilai MAPE 1,88 % sedangkan model ARIMA(0,1,3) memiliki nilai MAPE 2,09 %. Sehingga dalam meramalkan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten Malang pada periode bulan Oktober 2016 – Desember 2017 menggunakan model ARIMA(0,1,3)ARCH (1) .
4. Hasil peramalan jumlah kasus tuberculosis di kabupaten malang dengan menggunakan model ARIMA-ARCH menghasilkan nilai MAPE 1,88 % yang menandakan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang bagus karena nilai MAPE < 10 %.

7.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, maka saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut :

1. Penggunaan Model ARIMA-ARCH dapat diteruskan menjadi Model ARIMA – GARCH yang mana memiliki parameter yang lebih kompleks dalam mengatasi heteroskedastisitas dalam model ARIMA
2. Untuk melihat effect dari uji heteroskedastisitas pada model Arima dapat diteruskan dengan model pengujian lainnya selain melihat dari nilai mape dan bagaimana kemampuan model dalam mengikuti pola dari data actual, agar didapatkan pengaruh-pengaruh lain dari uji heteroskedastisitas pada model ARIMA.
3. Melakukan penelitian dengan skala kasus yang lebih luas, contoh mengambil studi kasus di wilayah provinsi.
4. Data yang digunakan bisa lebih rinci lagi missal menggunakan data harian atau mingguan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Cain, K.P, Oeltmann, J.E., Kammerer, J.S., Moonan, P.K. and Ricks, P.M., Estimating the burden of tuberculosis among foreign-born persons acquired prior to entering the u.s., 2005-2009, *PLoS One*, 2011.
- [2] Yan-Ling, L.-P. Zhang, Xue-Liang Zhang, Kai Wang and Yu-Jian Zheng, "Forecast Model Analysis for the Morbidity of Tuberculosis in Xinjiang, China," *Plos One*, 2014.
- [3] N. Dube, "Application and Comparison of Time Series Methods on Tuberculosis Incidence Data : A case study of Zimbabwe 1990-2013," 2015.
- [4] WHO, "World Health Organization. Who,global tuberculosis report 2014," 2014.
- [5] C. Dye, "Global epidemiology of tuberculosis," *The Lancet*, 2006.
- [6] Kemenkes RI, "Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI 2015," 2015.
- [7] BPS, "Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur".
- [8] Dinas Kesehatan, "Dinas Kesehatan Kota Malang".
- [9] Siriwan W, Mullica J and Krisanadej J, "Development of temporal modeling for prediction of dengue infection in Northeastern Thailand.," *Asian Pacific Journal of Tropical Medicine*, 2012.
- [10] Engle, R.F., "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of vari-ance of united kingdom ination," *Econometrica*.

- [11] Rothman K, Greenland S and Lash T, Modern epidemiology, Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2008.
- [12] Lee L, Teutsch S, Thacker S and Louis MS, Principles and practice of public health, New York: Oxford University Press, 2000.
- [13] Kemenkes RI, "Pedoman Nasional Pengendalian Tuberkulosis, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia Direktorat Jenderal Pengendalian Penyakit Dan Penyehatan Lingkungan," 2011.
- [14] Kabupaten Malang, "Situs web resmi kabupaten Malang," 2016. [Online].
- [15] Pangestu, S., Forecasting : Konsep dan aplikasi Edisi Kedua, Yogyakarta: BPFE, 1986.
- [16] Gaspersz, V., Production Planning and Inventory Control., Jakarta: Gramedia Pustaka Utama, 1998.
- [17] Makridakis, S. W., Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua Jilid I, Erlangga, 1999.
- [18] D. Jonathan Cryer and Robert B. Miller, Statistics for Business, California: Wadsworth Publishing, 1994.
- [19] Wei, W., Time Analysis Univariate and Multivariate Methods, New York: Addison Wesley Publishing Company, inc, 2006.
- [20] Hendranata, A., ARIMA (Autoregressive Moving Average), Manajemen Keuangan., Sektor Publik FEUI, 2003.
- [21] L. Arsyad, Peramalan Bisnis, Jakarta: Ghalia Indonesia, 1995.

- [22] N. Damodar Gujarati and Dawn C. Porter, Essentials of Econometrics, New York: The McGraw-Hill, 1997.
- [23] IHS Global Inc, EViews 9 User's Guide II, California, United States: IHS Global Inc, 2015.
- [24] Walter Enders, Applied Econometric Time Series, USA: John Wiley and Sons, Inc, 2004.
- [25] Robert S. Pindyck and Daniel L. Rubenheld, Econometric Models and Economic Forecast, New York: The McGraw-Hill, 1998.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Slamet Widodo, lahir di Tuban, 10 Desember 1994. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dari pasangan suami istri Regeng dan Umulisanah. Riwayat pendidikan penulis yaitu TK PKK Cendoro, SD Negeri Cendoro II, SMP Negeri 1 Palang, dan SMA Negeri 2 Tuban. dan akhirnya penulis masuk menjadi mahasiswa Sistem Informasi angkatan 2013 melalui jalur SNMPTN pada Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Penulis pernah bergelut dibidang kepramukaan dengan menjadi anggota Dewan Kerja Galang (DKG) saat menempuh pendidikan SMP , menjadi anggota Usaha Kesehatan Sekolah (UKS) dan Siswa Pencinta Lingkungan Hidup (Sispelidup) selama menempuh pendidikan SMA. Selama menempuh perkuliahan, penulis aktif sebagai panitia kegiatan baik tingkat jurusan maupun fakultas dengan menjadi panitia Information System Expo (ISE),LKMM Tingkat Pra Dasar VII FTif dan FTif Journey. Di Jurusan Sistem Informasi penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensia Bisnis. Penulis dapat dihubungi melalui email slametwdd4@gmail.com

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A : Uji signifikan model ARIMA

Dependent Variable: D(TARIMA4)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 12/27/16 Time: 04:20
Sample: 2 82
Included observations: 81
Convergence achieved after 21 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	0.103142	0.130991	0.787395	0.4334
SIGMASQ	0.008661	0.000663	13.05496	0.0000

Gambar A 1 Uji signifikan ARIMA (0,1,1)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 12/27/16 Time: 04:21
Sample: 2 82
Included observations: 81
Convergence achieved after 14 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(2)	0.095578	0.116080	0.823378	0.4128
SIGMASQ	0.008714	0.000657	13.27299	0.0000

Gambar A 2 Uji signifikan ARIMA (0,1,2)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:22
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 5 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.128097	0.125029	1.024539	0.3087
SIGMASQ	0.008637	0.000668	12.93226	0.0000

Gambar A 3 Uji signifikan ARIMA (1,1,0)

(111)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:23
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 25 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.194075	0.911009	0.213032	0.8319
MA(1)	-0.065376	1.009413	-0.064766	0.9485
SIGMASQ	0.008632	0.000707	12.20856	0.0000

Gambar A 4 Uji signifikan ARIMA (1,1,1)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:24
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 18 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.152873	0.172252	0.887501	0.3775
MA(2)	0.123656	0.182175	0.678777	0.4993
SIGMASQ	0.008518	0.000609	13.98383	0.0000

Gambar A 5 Uji signifikan ARIMA (1,1,2)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:24
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 33 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.103544	0.157128	0.658978	0.5119
MA(3)	-0.458706	0.068858	-6.661668	0.0000
SIGMASQ	0.007025	0.000669	10.49506	0.0000

Gambar A 6 Uji signifikan ARIMA (1,1,3)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:25
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 8 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.073890	0.112032	0.659541	0.5115
SIGMASQ	0.008729	0.000679	12.85445	0.0000

Gambar A 7 Uji signifikan ARIMA (2,1,0)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:25
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 28 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.134542	0.158364	0.849573	0.3982
MA(1)	0.153909	0.164450	0.935901	0.3522
SIGMASQ	0.008535	0.000632	13.50338	0.0000

Gambar A 8 Uji signifikan ARIMA (2,1,1)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:26
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 21 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.261881	1.820007	-0.143890	0.8860
MA(2)	0.357523	1.823903	0.196021	0.8451
SIGMASQ	0.008691	0.000867	10.02939	0.0000

Gambar A 9 Uji signifikan ARIMA (2,1,2)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:26
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 26 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.052217	0.132818	0.393151	0.6953
MA(3)	-0.463738	0.069920	-6.632409	0.0000
SIGMASQ	0.007078	0.000661	10.71064	0.0000

Gambar A 10 Uji signifikan ARIMA (2,1,3)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:27
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 40 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.387766	0.063280	-6.127759	0.0000
SIGMASQ	0.007545	0.000706	10.68094	0.0000

Gambar A 11 Uji signifikan ARIMA (3,1,0)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:27
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 54 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.384055	0.061633	-6.231377	0.0000
MA(1)	0.102880	0.160088	0.642642	0.5223
SIGMASQ	0.007455	0.000736	10.13168	0.0000

Gambar A 12 Uji signifikan ARIMA (3,1,1)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:28
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 54 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.384208	0.063026	-6.096058	0.0000
MA(2)	0.086145	0.127888	0.673597	0.5026
SIGMASQ	0.007502	0.000721	10.40726	0.0000

Gambar A 13 Uji signifikan ARIMA (3,1,2)

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:28
 Sample: 2 82
 Included observations: 81
 Convergence achieved after 36 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.061571	0.167430	-0.367740	0.7141
MA(3)	-0.427938	0.155675	-2.748920	0.0074
SIGMASQ	0.007084	0.000658	10.76807	0.0000

Gambar A 14 Uji signifikan ARIMA (3,1,3)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:31
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Failure to improve objective (non-zero gradients) after 33 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.999999	747.9012	-0.001337	0.9989
SIGMASQ	0.008847	0.170148	0.051997	0.9587

Gambar A 15 Uji signifikan ARIMA (0,2,1)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:32
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 12 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(2)	0.171021	0.095539	1.790068	0.0773
SIGMASQ	0.014559	0.001515	9.608909	0.0000

Gambar A 16 Uji signifikan ARIMA (0,2,2)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:32
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 14 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.420866	0.080871	-5.204157	0.0000
SIGMASQ	0.012587	0.001197	10.51809	0.0000

Gambar A 17 Uji signifikan ARIMA (0,2,3)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:32
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 17 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(4)	0.161543	0.111012	1.455191	0.1496
SIGMASQ	0.014831	0.001216	12.19227	0.0000

Gambar A 18 Uji signifikan ARIMA (0,2,3)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:33
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Failure to improve objective (non-zero gradients) after 42 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.138264	0.130858	1.056597	0.2940
MA(1)	-1.000000	766.5641	-0.001305	0.9990
SIGMASQ	0.008718	0.155939	0.055904	0.9556

Gambar A 19 Uji signifikan ARIMA (1,2,1)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:34
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Failure to improve objective (non-zero gradients) after 29 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.984411	0.132964	-7.403571	0.0000
MA(2)	-1.000000	124.6221	-0.008024	0.9936
SIGMASQ	0.008777	0.546184	0.016070	0.9872

Gambar A 20 Uji signifikan ARIMA (1,2,2)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:34
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 18 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.467672	0.109011	-4.290125	0.0001
MA(3)	-0.427690	0.076651	-5.579719	0.0000
SIGMASQ	0.009783	0.000807	12.12395	0.0000

Gambar A 21 Uji signifikan ARIMA (1,2,3)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:35
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 15 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.465746	0.119800	-3.887681	0.0002
MA(4)	0.008375	0.215028	0.038948	0.9690
SIGMASQ	0.011829	0.000872	13.57209	0.0000

Gambar A 22 Uji signifikan ARIMA (1,2,4)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 12/27/16 Time: 04:35

Sample: 3 82

Included observations: 80

Convergence achieved after 11 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.467214	0.112527	-4.152003	0.0001
SIGMASQ	0.011830	0.000812	14.56580	0.0000

Gambar A 23 Uji signifikan ARIMA (1,2,0)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 12/27/16 Time: 04:36

Sample: 3 82

Included observations: 80

Failure to improve objective (non-zero gradients) after 44 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.083755	0.134157	0.624303	0.5343
MA(1)	-0.999999	790.3635	-0.001265	0.9990
SIGMASQ	0.008806	0.179797	0.048976	0.9611

Gambar A 24 Uji signifikan ARIMA (2,2,1)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:36
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 29 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.334242	0.429756	0.777747	0.4391
MA(2)	-0.126617	0.434933	-0.291119	0.7717
SIGMASQ	0.014407	0.001614	8.924076	0.0000

Gambar A 25 Uji signifikan ARIMA (2,2,2)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:37
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 22 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.062966	0.174198	0.361464	0.7187
MA(3)	-0.399010	0.129297	-3.085999	0.0028
SIGMASQ	0.012555	0.001231	10.19765	0.0000

Gambar A 26 Uji signifikan ARIMA (2,2,3)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:37
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 20 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.200654	0.099108	2.024600	0.0464
MA(4)	0.134178	0.108539	1.236221	0.2201
SIGMASQ	0.014233	0.001561	9.116324	0.0000

Gambar A 27 Uji signifikan ARIMA (2,2,4)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/27/16 Time: 04:38
 Sample: 3 82
 Included observations: 80
 Convergence achieved after 15 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.210698	0.101458	2.076706	0.0411
SIGMASQ	0.014435	0.001591	9.075511	0.0000

Gambar A 28 Uji signifikan ARIMA (2,2,0)

LAMPIRAN B : Uji Diagnostik model ARIMA

Date: 12/27/16 Time: 04:57

Sample: 1 82

Included observations: 81

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.119	0.119	1.1945	
		2 0.077	0.063	1.6932	0.193
		3 -0.093	-0.111	2.4400	0.295
		4 -0.119	-0.103	3.6682	0.300
		5 -0.134	-0.098	5.2546	0.262
		6 -0.284	-0.265	12.492	0.029
		7 -0.063	-0.022	12.856	0.045
		8 -0.063	-0.061	13.222	0.067
		9 0.132	0.077	14.839	0.062
		10 0.021	-0.068	14.879	0.094
		11 0.046	-0.040	15.083	0.129
		12 0.110	0.046	16.259	0.132
		13 0.037	0.007	16.393	0.174
		14 0.046	0.021	16.605	0.218
		15 0.002	0.065	16.605	0.278

Gambar B 1 Uji diagnostic 1 ARIMA (3,1,0)

Date: 12/27/16 Time: 04:58

Sample: 1 82

Included observations: 81

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.029	0.029	0.0717	0.789
		2 0.065	0.065	0.4357	0.804
		3 0.230	0.227	4.9814	0.173
		4 -0.010	-0.025	4.9908	0.288
		5 -0.020	-0.050	5.0257	0.413
		6 0.288	0.255	12.482	0.052
		7 -0.053	-0.060	12.741	0.079
		8 -0.046	-0.075	12.937	0.114
		9 0.073	-0.027	13.431	0.144
		10 -0.053	-0.014	13.701	0.187
		11 -0.059	-0.026	14.038	0.231
		12 -0.016	-0.110	14.063	0.297
		13 -0.067	-0.018	14.511	0.339
		14 -0.068	-0.012	14.979	0.380
		15 0.005	0.014	14.982	0.453

Gambar B 2 Uji diagnostik 2 ARIMA (3,1,0)

Date: 12/27/16 Time: 04:53

Sample: 1 82

Included observations: 80

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.469	-0.469	18.236	
		2 0.049	-0.219	18.434	0.000
		3 -0.027	-0.137	18.496	0.000
		4 -0.040	-0.145	18.632	0.000
		5 0.027	-0.089	18.697	0.001
		6 -0.065	-0.143	19.073	0.002
		7 0.049	-0.085	19.286	0.004
		8 -0.136	-0.245	20.968	0.004
		9 0.179	-0.043	23.941	0.002
		10 -0.061	-0.035	24.287	0.004
		11 -0.043	-0.121	24.460	0.006
		12 0.090	-0.021	25.242	0.008
		13 -0.040	-0.008	25.398	0.013
		14 0.010	-0.027	25.407	0.020
		15 0.022	0.037	25.455	0.030

Gambar B 3 Uji diagnostik 1 ARIMA (0,2,3)

Date: 12/27/16 Time: 04:53

Sample: 1 82

Included observations: 80

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.240	0.240	4.8003	0.028
		2 0.033	-0.026	4.8935	0.087
		3 0.234	0.246	9.5481	0.023
		4 -0.024	-0.158	9.5981	0.048
		5 -0.031	0.033	9.6807	0.085
		6 0.129	0.076	11.154	0.084
		7 -0.001	-0.020	11.154	0.132
		8 -0.036	-0.022	11.274	0.187
		9 0.006	-0.041	11.278	0.257
		10 -0.063	-0.037	11.654	0.309
		11 -0.083	-0.047	12.311	0.341
		12 -0.065	-0.054	12.723	0.389
		13 -0.086	-0.041	13.441	0.414
		14 -0.072	-0.023	13.957	0.453
		15 -0.037	-0.002	14.092	0.519

Gambar B 4 Uji diagnostik 2 ARIMA (0,2,3)

Date: 12/27/16 Time: 04:54
 Sample: 182
 Included observations: 80
 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.013	-0.013	0.0138	
		2	-0.166	-0.166	2.3254	0.127
		3	-0.358	-0.373	13.263	0.001
		4	0.006	-0.066	13.266	0.004
		5	0.081	-0.057	13.835	0.008
		6	-0.101	-0.293	14.745	0.012
		7	-0.015	-0.095	14.766	0.022
		8	-0.049	-0.165	14.989	0.036
		9	0.145	-0.066	16.932	0.031
		10	-0.013	-0.129	16.949	0.050
		11	-0.022	-0.131	16.995	0.074
		12	0.033	-0.005	17.102	0.105
		13	0.005	-0.083	17.105	0.146
		14	0.021	-0.065	17.148	0.193
		15	0.007	0.058	17.153	0.248

Gambar B 5 Uji diagnostik 1 ARIMA (1,2,0)

Date: 12/27/16 Time: 04:55
 Sample: 182
 Included observations: 80

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.011	0.011	0.0106	0.918
		2	0.029	0.029	0.0817	0.960
		3	0.439	0.439	16.506	0.001
		4	-0.057	-0.077	16.786	0.002
		5	-0.002	-0.030	16.787	0.005
		6	0.018	-0.213	16.815	0.010
		7	-0.041	0.028	16.968	0.018
		8	-0.025	-0.014	17.023	0.030
		9	0.004	0.115	17.025	0.048
		10	-0.036	-0.052	17.147	0.071
		11	-0.036	-0.024	17.271	0.100
		12	-0.025	-0.097	17.332	0.138
		13	-0.038	0.006	17.470	0.179
		14	-0.038	-0.021	17.617	0.225
		15	-0.010	0.059	17.626	0.283

Gambar B 6 Uji diagnostik 2 ARIMA (1,2,0)

Date: 12/27/16 Time: 04:56

Sample: 1 82

Included observations: 80

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.120	-0.120	1.2019	
		2 -0.224	-0.242	5.4324	
		3 -0.031	-0.101	5.5146	0.019
		4 -0.053	-0.140	5.7610	0.056
		5 -0.023	-0.097	5.8086	0.121
		6 -0.051	-0.139	6.0374	0.196
		7 -0.045	-0.142	6.2215	0.285
		8 -0.074	-0.209	6.7147	0.348
		9 0.168	0.032	9.3362	0.229
		10 -0.028	-0.123	9.4119	0.309
		11 -0.049	-0.090	9.6439	0.380
		12 0.092	0.000	10.458	0.401
		13 -0.005	-0.040	10.460	0.490
		14 -0.002	-0.014	10.460	0.576
		15 0.018	0.018	10.494	0.653

Gambar B 7 Uji diagnostik 1 ARIMA (1,2,3)

Date: 12/27/16 Time: 04:56

Sample: 1 82

Included observations: 80

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.009	0.009	0.0071	0.933
		2 0.030	0.030	0.0829	0.959
		3 0.219	0.219	4.1632	0.244
		4 -0.068	-0.075	4.5617	0.335
		5 -0.022	-0.035	4.6023	0.466
		6 0.136	0.099	6.2371	0.397
		7 -0.033	-0.005	6.3375	0.501
		8 -0.018	-0.020	6.3659	0.606
		9 0.013	-0.040	6.3810	0.701
		10 -0.055	-0.031	6.6653	0.757
		11 -0.049	-0.037	6.8942	0.808
		12 -0.043	-0.054	7.0713	0.853
		13 -0.056	-0.035	7.3804	0.881
		14 -0.059	-0.042	7.7256	0.903
		15 -0.013	0.006	7.7417	0.934

Gambar B 8 Uji diagnostik 2 ARIMA (1,2,3)

Date: 12/27/16 Time: 04:56
 Sample: 1 82
 Included observations: 80
 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.323	-0.323	8.6828	
		2 -0.012	-0.131	8.6956	0.003
		3 -0.290	-0.383	15.884	0.000
		4 0.101	-0.196	16.766	0.001
		5 0.116	0.004	17.950	0.001
		6 -0.124	-0.236	19.319	0.002
		7 0.040	-0.111	19.464	0.003
		8 -0.102	-0.161	20.411	0.005
		9 0.158	-0.066	22.714	0.004
		10 -0.046	-0.070	22.909	0.006
		11 -0.031	-0.132	23.001	0.011
		12 0.035	-0.012	23.116	0.017
		13 -0.009	-0.022	23.124	0.027
		14 0.019	-0.070	23.159	0.040
		15 0.009	0.064	23.168	0.058

Gambar B 9 Uji diagnostik 1 ARIMA (2,2,0)

Date: 12/27/16 Time: 04:57
 Sample: 1 82
 Included observations: 80

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.325	0.325	8.7782	0.003
		2 0.138	0.036	10.380	0.006
		3 0.385	0.369	22.979	0.000
		4 0.055	-0.220	23.239	0.000
		5 -0.023	0.007	23.284	0.000
		6 0.043	-0.111	23.448	0.001
		7 -0.049	0.034	23.662	0.001
		8 -0.043	-0.011	23.828	0.002
		9 -0.013	0.019	23.843	0.005
		10 -0.057	-0.045	24.143	0.007
		11 -0.067	-0.040	24.565	0.011
		12 -0.058	-0.040	24.892	0.015
		13 -0.071	-0.017	25.379	0.021
		14 -0.058	0.000	25.718	0.028
		15 -0.034	0.011	25.836	0.040

Gambar B 10 Uji diagnostik 2 ARIMA (2,2,0)

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN C : Uji Heteroskedastisitas model ARIMA

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	4.737728	Prob. F(1,77)	0.0326
Obs*R-squared	4.579042	Prob. Chi-Square(1)	0.0324

Gambar C 1 Uji Heteroskedastisitas ARIMA (0,2,3)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	9.149055	Prob. F(1,77)	0.0034
Obs*R-squared	8.389823	Prob. Chi-Square(1)	0.0038

Gambar C 2 Uji Heteroskedastisitas ARIMA (2,2,0)

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN D : Uji Signifikan model ARIMA-ARCH

Dependent Variable: D(TARIMA4)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 12/27/16 Time: 10:18
 Sample (adjusted): 2 82
 Included observations: 81 after adjustments
 Convergence achieved after 387 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.431565	0.073542	-5.868253	0.0000
Variance Equation				
C	0.005374	0.000662	8.116230	0.0000
RESID(-1)^2	-0.037675	0.061063	-0.616985	0.5372
RESID(-2)^2	0.471898	0.171930	2.744716	0.0061

Gambar D 1 Uji Signifikan ARIMA (0,1,3) ARCH (2)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 12/27/16 Time: 10:19
 Sample (adjusted): 3 82
 Included observations: 80 after adjustments
 Convergence achieved after 68 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.434181	0.076733	-5.658338	0.0000
Variance Equation				
C	0.010549	0.000956	11.03069	0.0000
RESID(-1)^2	0.137528	0.128860	1.067268	0.2859

Gambar D 2 Uji Signifikan ARIMA (0,2,3) ARCH (1)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 12/27/16 Time: 10:19
 Sample (adjusted): 3 82
 Included observations: 80 after adjustments
 Convergence achieved after 157 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.323425	0.150795	-2.144801	0.0320
Variance Equation				
C	0.006093	0.000832	7.324843	0.0000
RESID(-1)^2	0.268862	0.239232	1.123856	0.2611
RESID(-2)^2	0.411040	0.102163	4.023394	0.0001

Gambar D 3 Uji Signifikan ARIMA (0,2,3) ARCH (2)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 12/27/16 Time: 10:20
 Sample (adjusted): 3 82
 Included observations: 80 after adjustments
 Convergence achieved after 70 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(2)	0.833019	0.082658	10.07795	0.0000
Variance Equation				
C	0.001459	0.000401	3.634988	0.0003
RESID(-1)^2	1.849801	0.525286	3.521514	0.0004

Gambar D 4 Uji Signifikan ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Dependent Variable: D(D(TARIMA4))
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 12/27/16 Time: 10:20
 Sample (adjusted): 3 82
 Included observations: 80 after adjustments
 Convergence achieved after 144 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(2)	0.318927	0.224105	1.423119	0.1547
Variance Equation				
C	0.004233	0.000676	6.259841	0.0000
RESID(-1)^2	0.324733	0.266860	1.216866	0.2237
RESID(-2)^2	0.633499	0.258300	2.452577	0.0142

Gambar D 5 Uji Signifikan ARIMA (2,2,0) ARCH (2)

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN E : Uji Diagnostik model ARIMA-ARCH

Date: 12/27/16 Time: 10:22

Sample: 182

Included observations: 80

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

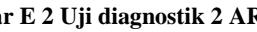
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.123	-0.123	1.2576	
		2 -0.226	-0.245	5.5673	0.018
		3 -0.097	-0.175	6.3745	0.041
		4 0.141	0.044	8.1014	0.044
		5 0.146	0.129	9.9783	0.041
		6 -0.121	-0.046	11.281	0.046
		7 0.016	0.085	11.304	0.079
		8 0.074	0.087	11.804	0.107
		9 0.117	0.136	13.059	0.110
		10 -0.024	0.070	13.111	0.158
		11 -0.181	-0.112	16.240	0.093
		12 0.072	0.016	16.736	0.116
		13 -0.064	-0.177	17.132	0.145
		14 0.012	-0.095	17.147	0.193
		15 0.093	0.077	18.013	0.206

Gambar E 1 Uji diagnostik 1 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Date: 12/27/16 Time: 10:22

Sample: 1 82

Included observations: 80

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.056	-0.056	0.2584	0.611
		2 0.006	0.003	0.2616	0.877
		3 -0.064	-0.064	0.6135	0.893
		4 -0.031	-0.038	0.6963	0.952
		5 -0.010	-0.013	0.7043	0.983
		6 0.311	0.308	9.2767	0.159
		7 -0.021	0.010	9.3164	0.231
		8 -0.088	-0.106	10.024	0.263
		9 0.057	0.091	10.323	0.325
		10 -0.100	-0.076	11.265	0.337
		11 -0.010	-0.037	11.276	0.420
		12 -0.059	-0.170	11.610	0.477
		13 -0.062	-0.084	11.990	0.528
		14 -0.076	-0.032	12.570	0.561
		15 0.077	0.015	13.167	0.589

Gambar E 2 Uji diagnostik 2 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.241429	Prob. F(1,77)	0.6246
Obs*R-squared	0.246926	Prob. Chi-Square(1)	0.6192

Gambar E 3 Uji diagnostik 3 ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

LAMPIRAN F : Hasil uji coba dan validasi model

Tabel F 1 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (0,1,3)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2007	jan	49	49		
	feb	54	54		5.333333
	mar	60	60		5.819444
	apr	75	72		15.18056
	may	81	78		8.408043
	jun	86	79		8.358222
	jul	54	51		24.93741
	aug	47	45		4.299736
	sep	40	47		4.943761
	oct	53	55		5.099574
	nov	54	57		1.191871
	dec	55	52		1.526609
2008	jan	61	62		8.34674
	feb	62	63		0.709733
	mar	64	60		1.036856
	apr	63	63		3.842698
	may	64	64		0.84539
	jun	64	62		0.397604
	jul	65	64		2.383734
	aug	65	65		0.561439
	sep	65	64		0.492965
	oct	66	66		2.311455
	nov	66	66		0.600004
	dec	67	66		0.713174

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2009	jan	65	65		0.907416
	feb	65	64		0.21063
	mar	64	64		0.179362
	apr	65	65		0.50878
	may	65	65		0.057296
	jun	65	65		0.1665
	jul	65	65		0.270505
	aug	65	65		0.026747
	sep	65	65		0.110011
	oct	65	65		0.390276
	nov	65	65		0.345818
	dec	65	65		0.351458
2010	jan	72	72		7.51735
	feb	74	74		2.339788
	mar	76	72		2.181071
	apr	73	72		0.587191
	may	73	72		0.597215
	jun	72	72		0.209998
	jul	94	93		21.87557
	aug	90	90		3.438858
	sep	86	76		3.674935
	oct	93	95		17.62345
	nov	94	96		0.308535
	dec	95	86		0.811432
2011	jan	89	89		2.699564
	feb	88	88		1.61645
	mar	86	85		2.173771
	apr	102	103		17.11864

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	may	106	107		2.975234
	jun	109	100		2.01699
	jul	108	106		7.780143
	aug	108	107		1.919912
	sep	109	105		1.63184
	oct	104	103		0.778214
	nov	103	102		0.049193
	dec	102	103		0.063645
2012	jan	93	93		9.748535
	feb	90	90		3.119648
	mar	87	91		2.871622
	apr	89	90		1.578936
	may	89	90		1.093379
	jun	89	90		1.268915
	jul	108	109		17.59019
	aug	112	113		3.528751
	sep	117	107		4.269278
	oct	109	108		1.737553
	nov	108	106		0.795921
	dec	108	107		1.302563
2013	jan	90	90		16.88188
	feb	86	85		4.153216
	mar	81	88		4.382647
	apr	83	85		5.151795
	may	82	84		2.700654
	jun	81	83		2.779959
	jul	91	92		8.031527
	aug	94	96		1.279991

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	sep	96	92		0.479599
	oct	81	80		10.80629
	nov	78		78	
	dec	75		75	3.263889
2014	jan	84		84	8.541667
	feb	85		86	1
	mar	86		82	0.162992
	apr	79		79	3.655901
	may	77		77	1.640295
	jun	75		76	1.786338
	jul	94		95	17.90668
	aug	91		92	3.568508
	sep	88		80	3.845536
	oct	79		81	1.034783
	nov	81		83	0.435007
	dec	83		83	0.35986
2015	jan	85		85	1.259849
	feb	86		86	0.881693
	mar	87		86	0.740031
	apr	86		85	0.216805
	may	87		86	1.241179
	jun	87		87	0.395629
	jul	87		86	0.343282
	aug	88		88	1.412193
	sep	88		88	0.123563
	oct	88		87	0.403511
	nov	89		89	1.493612
	dec	89		89	0.006442

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2016	jan	89		88	0.168319
	feb	89		89	1.199026
	mar	89		89	0.528114
	apr	84		84	4.956755
	may	83		83	0.947288
	jun	81		83	1.697654
	jul	77		77	6.117885
	aug	76		77	1.60123
	sep	74		77	2.659589

Tabel F 2 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (0,1,3) ARCH (1)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2007	jan	49	49		
	feb	54	54		5.333333
	mar	60	60		5.819444
	apr	75	72		15.18056
	may	81	78		8.214449
	jun	86	79		8.132189
	jul	54	52		25.42403
	aug	47	45		4.602509
	sep	40	47		5.186679
	oct	53	55		5.733282
	nov	54	57		1.100049
dec	55	52		1.343544	
2008	jan	61	62		8.36704

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	feb	62	63		0.817622
	mar	64	60		1.229451
	apr	63	63		3.4043
	may	64	64		0.872698
	jun	64	63		0.431589
	jul	65	64		2.020123
	aug	65	65		0.514553
	sep	65	64		0.484932
	oct	66	66		2.025619
	nov	66	66		0.552115
dec	67	66		0.699069	
2009	jan	65	65		1.143213
	feb	65	65		0.243229
	mar	64	64		0.237494
	apr	65	65		0.457022
	may	65	65		0.037659
	jun	65	65		0.166273
	jul	65	65		0.220468
	aug	65	65		0.015736
	sep	65	65		0.098374
	oct	65	65		0.356087
	nov	65	65		0.339908
	dec	65	65		0.361697
2010	jan	72	72		7.496868
	feb	74	74		2.336376
	mar	76	73		2.188798
	apr	73	72		0.21101
	may	73	72		0.498789

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	jun	72	72		0.120296
	jul	94	94		21.6924
	aug	90	90		3.550854
	sep	86	77		3.715028
	oct	93	95		16.5323
	nov	94	96		0.182344
	dec	95	88		0.612519
2011	jan	89	89		1.309228
	feb	88	88		1.536989
	mar	86	85		2.049789
	apr	102	103		16.42486
	may	106	107		3.086106
	jun	109	101		2.227423
	jul	108	107		6.528275
	aug	108	107		1.802768
	sep	109	106		1.642104
	oct	104	103		1.725091
	nov	103	102		0.073144
	dec	102	103		0.012925
2012	jan	93	93		10.07772
	feb	90	90		3.153155
	mar	87	91		2.889962
	apr	89	90		1.266963
	may	89	90		0.95631
	jun	89	90		1.122059
	jul	108	109		17.81916
	aug	112	113		3.682261
	sep	117	108		4.435811

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	oct	109	108		0.887426
	nov	108	106		0.707016
	dec	108	108		1.180622
2013	jan	90	90		17.31218
	feb	86	85		4.203104
	mar	81	87		4.493898
	apr	83	85		4.545809
	may	82	84		2.54035
	jun	81	83		2.611926
	jul	91	92		8.504846
	aug	94	95		1.499325
	sep	96	92		0.730281
	oct	81	80		10.99048
	nov	78		78	
	dec	75		75	3.26
2014	jan	84		84	8.54
	feb	85		86	1.00
	mar	86		82	0.03
	apr	79		79	3.29
	may	77		77	1.60
	jun	75		76	1.87
	jul	94		95	17.88
	aug	91		92	3.68
	sep	88		79	4.10
	oct	79		81	0.23
	nov	81		83	0.12
	dec	83		83	0.09
2015	jan	85		85	1.92

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	feb	86		86	0.74
	mar	87		86	0.50
	apr	86		85	0.73
	may	87		87	1.26
	jun	87		87	0.36
	jul	87		86	0.61
	aug	88		88	1.56
	sep	88		88	0.15
	oct	88		87	0.55
	nov	89		89	1.73
	dec	89		89	0.03
	2016	jan	89		88
feb		89		89	1.49
mar		89		89	0.56
apr		84		83	4.92
may		83		83	0.73
jun		81		84	1.68
jul		77		77	6.51
aug		76		77	1.54
sep		74		77	2.81

Tabel F 3 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (2,2,0)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2007	jan	49			
	feb	54			

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	mar	60			
	apr	75	94		
	may	81	90		13.24538
	jun	86	89		3.525343
	jul	54	34		34.52529
	aug	47	37		13.2147
	sep	40	36		3.364456
	oct	53	70		16.07459
	nov	54	60		15.89388
	dec	55	53		4.939185
2008	jan	61	68		7.595324
	feb	62	64		5.316323
	mar	64	65		0.088285
	apr	63	62		1.471821
	may	64	64		1.448334
	jun	64	64		0.424025
	jul	65	66		0.296087
	aug	65	65		0.796939
	sep	65	65		0.065095
	oct	66	67		1.267545
	nov	66	66		0.682051
	dec	67	68		0.398459
2009	jan	65	63		2.782821
	feb	65	64		1.406847
	mar	64	63		0.062521
	apr	65	66		1.511513
	may	65	65		0.800324
	jun	65	65		0.356617

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	jul	65	65		0.211989
	aug	65	65		4.83E-13
	sep	65	65		4.83E-13
	oct	65	65		0.263889
	nov	65	65		0.333333
	dec	65	65		0.402778
2010	jan	72	80		7.458333
	feb	74	78		5.420513
	mar	76	77		1.504002
	apr	73	70		3.818368
	may	73	72		2.55904
	jun	72	72		0.34185
	jul	94	122		21.99225
	aug	90	91		32.36608
	sep	86	77		5.026045
	oct	93	101		16.45063
	nov	94	98		6.194545
	dec	95	95		2.283789
2011	jan	89	83		5.598139
	feb	88	86		4.289708
	mar	86	85		0.645559
	apr	102	121		16.91057
	may	106	115		15.01247
	jun	109	109		5.326884
	jul	108	107		1.229103
	aug	108	107		1.56193
	sep	109	110		1.730396
	oct	104	99		5.848097

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	nov	103	101		3.911092
	dec	102	102		1.482286
2012	jan	93	85		9.028791
	feb	90	86		5.207566
	mar	87	85		1.628444
	apr	89	91		4.309766
	may	89	90		1.69132
	jun	89	89		0.873844
	jul	108	131		18.96685
	aug	112	121		18.72285
	sep	117	118		3.856236
	oct	109	102		9.076429
	nov	108	104		6.629857
	dec	108	109		3.041545
2013	jan	90	75		19.02219
	feb	86	79		10.52088
	mar	81	79		1.86364
	apr	83	85		4.241253
	may	82	82		2.791091
	jun	81	79		1.227533
	jul	91	102		11.8371
	aug	94	100		8.564698
	sep	96	96		3.670304
	oct	81	68		15.05922
	nov	78			
	dec	75			
2014	jan	84			
	feb	85		89	

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	mar	86		85	2.650521
	apr	79		73	6.321239
	may	77		73	4.432562
	jun	75		74	1.945032
	jul	94		118	20.2568
	aug	91		93	26.46156
	sep	88		80	5.052322
	oct	79		71	1.305453
	nov	81		82	10.09743
	dec	83		88	1.52199
2015	jan	85		87	3.016485
	feb	86		87	1.369217
	mar	87		88	0.361158
	apr	86		85	1.306406
	may	87		88	1.657838
	jun	87		87	0.666023
	jul	87		87	0.009363
	aug	88		89	0.899576
	sep	88		88	1.136494
	oct	88		88	0.224818
	nov	89		90	0.899564
	dec	89		89	1.136364
2016	jan	89		89	0.039053
	feb	89		89	0.56622
	mar	89		89	0.472222
	apr	84		79	4.944444
	may	83		81	3.385768
	jun	81		80	0.35808

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	jul	77		73	2.767966
	aug	76		75	2.679557
	sep	74		73	0.34941

Tabel F 4 Hasil uji coba dan validasi model ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2007	jan	49			
	feb	54			
	mar	60			
	apr	75	94		
	may	81	96		13.72565
	jun	86	81		10.34555
	jul	54	33		26.82617
	aug	47	26		13.57156
	sep	40	45		13.5757
	oct	53	69		7.857719
	nov	54	80		14.92496
	dec	55	45		24.09578
2008	jan	61	68		15.58962
	feb	62	68		5.301885
	mar	64	61		3.581484
	apr	63	63		1.957203
	may	64	62		0.845736
	jun	64	66		1.450761
	jul	65	65		0.979191
	aug	65	66		0.155243

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	sep	65	64		0.56716
	oct	66	67		1.889651
	nov	66	67		0.682051
	dec	67	67		0.233643
2009	jan	65	64		2.141717
	feb	65	63		0.812058
	mar	64	65		1.72882
	apr	65	65		0.304102
	may	65	67		0.168497
	jun	65	64		1.631415
	jul	65	65		0.834095
	aug	65	65		4.83E-13
	sep	65	65		4.83E-13
	oct	65	65		0.263889
	nov	65	65		0.333333
	dec	65	65		0.402778
2010	jan	72	80		7.458333
	feb	74	83		5.420513
	mar	76	73		6.611228
	apr	73	70		0.320176
	may	73	69		2.590914
	jun	72	73		3.278801
	jul	94	121		20.17456
	aug	90	109		31.3202
	sep	86	63		22.45573
	oct	93	100		29.96139
	nov	94	105		6.070922
	dec	95	91		10.08845

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
2011	jan	89	83		1.701191
	feb	88	82		4.29558
	mar	86	88		4.592354
	apr	102	120		14.0086
	may	106	129		14.13773
	jun	109	100		20.01983
	jul	108	106		7.377445
	aug	108	105		2.261135
	sep	109	111		4.177799
	oct	104	100		6.482122
	nov	103	97		3.339195
	dec	102	104		4.945498
2012	jan	93	85		11.41931
	feb	90	81		5.21254
	mar	87	88		5.917979
	apr	89	91		1.09266
	may	89	93		1.628366
	jun	89	87		4.104619
	jul	108	131		20.21086
	aug	112	136		18.72285
	sep	117	107		19.33771
	oct	109	102		1.93849
	nov	108	97		6.166301
	dec	108	114		10.22588
2013	jan	90	76		23.29856
	feb	86	71		10.08863
	mar	81	86		10.34604
	apr	83	84		2.739611

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	may	82	87		2.032766
	jun	81	78		5.668641
	jul	91	102		13.62092
	aug	94	108		8.555236
	sep	96	91		11.98836
	oct	81	68		10.15469
	nov	78			
	dec	75			
2014	jan	84			
	feb	85		95	
	mar	86		81	8.493694
	apr	79		73	2.804764
	may	77		70	4.436744
	jun	75		76	4.837927
	jul	94		118	18.40685
	aug	91		104	26.42847
	sep	88		72	15.38957
	oct	79		71	6.865252
	nov	81		79	10.12952
	dec	83		93	4.010714
2015	jan	85		87	8.006126
	feb	86		87	1.347121
	mar	87		87	0.340123
	apr	86		85	0.864848
	may	87		87	1.662623
	jun	87		88	0.172653
	jul	87		86	0.855443
	aug	88		89	1.316207

Tahun	Bulan	Data Aktual	Pelatihan	Pengujian	Error
	sep	88		89	1.136494
	oct	88		87	0.196022
	nov	89		90	1.316192
	dec	89		90	1.136364
2016	jan	89		88	0.459841
	feb	89		89	0.982844
	mar	89		89	0.472222
	apr	84		79	4.944444
	may	83		79	3.385768
	jun	81		81	2.282788
	jul	77		73	4.307499
	aug	76		74	3.055855
sep	74		74	0.461068	

LAMPIRAN G : Perhitungan MAPE menggunakan semua data

Tabel G 1 Perhitungan MAPE ARIMA (0,1,3)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2007	jan	49	49	
	feb	54	54	5.333333
	mar	60	60	5.819444
	apr	75	72	15.18056
	may	81	78	8.447314
	jun	86	79	8.404068
	jul	54	51	24.8389
	aug	47	45	4.234994
	sep	40	48	4.891661
	oct	53	55	4.966539
	nov	54	57	1.208022
	dec	55	52	1.56268
2008	jan	61	62	8.336372
	feb	62	63	0.686887
	mar	64	59	0.994166
	apr	63	63	3.934647
	may	64	64	0.838377
	jun	64	62	0.387445
	jul	65	64	2.467326
	aug	65	65	0.570886
	sep	65	64	0.492971
	oct	66	66	2.380912

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	nov	66	66	0.610742
	dec	67	66	0.715529
2009	jan	65	65	0.848452
	feb	65	64	0.202742
	mar	64	64	0.166746
	apr	65	65	0.526542
	may	65	65	0.062387
	jun	65	65	0.16586
	jul	65	65	0.285253
	aug	65	65	0.029796
	sep	65	65	0.112246
	oct	65	65	0.400247
	nov	65	65	0.347562
	dec	65	65	0.349207
2010	jan	72	72	7.523476
	feb	74	74	2.340859
	mar	76	72	2.179219
	apr	73	72	0.670867
	may	73	72	0.619052
	jun	72	72	0.229552
	jul	94	93	21.92124
	aug	90	90	3.412435
	sep	86	76	3.664745
	oct	93	95	17.86672
	nov	94	96	0.333965
	dec	95	86	0.853997
2011	jan	89	89	3.021541
	feb	88	88	1.634446

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	mar	86	85	2.202932
	apr	102	103	17.29723
	may	106	107	2.949344
	jun	109	100	1.967575
	jul	108	106	8.079207
	aug	108	107	1.943431
	sep	109	105	1.625362
	oct	104	103	0.540945
	nov	103	102	0.076546
	dec	102	102	0.078437
2012	jan	93	93	9.65017
	feb	90	90	3.110633
	mar	87	91	2.867563
	apr	89	90	1.632819
	may	89	90	1.122378
	jun	89	90	1.301008
	jul	108	109	17.5427
	aug	112	113	3.493458
	sep	117	107	4.230343
	oct	109	108	1.921821
	nov	108	106	0.81278
	dec	108	107	1.326303
2013	jan	90	90	16.77724
	feb	86	85	4.142342
	mar	81	88	4.35808
	apr	83	85	5.277073
	may	82	84	2.735396
	jun	81	83	2.81549

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	jul	91	92	7.923342
	aug	94	96	1.229656
	sep	96	92	0.422643
	oct	81	80	10.77465
	nov	78	78	2.354104
	dec	75	80	3.137531
2014	jan	84	85	3.824142
	feb	85	87	0.201088
	mar	86	84	0.081433
	apr	79	79	5.211244
	may	77	77	2.089182
	jun	75	77	1.897043
	jul	94	95	17.14289
	aug	91	92	3.875917
	sep	88	80	3.935025
	oct	79	81	1.245039
	nov	81	83	0.275823
	dec	83	84	0.29411
2015	jan	85	85	1.148476
	feb	86	86	0.804992
	mar	87	86	0.708842
	apr	86	85	0.172136
	may	87	86	1.212081
	jun	87	87	0.387527
	jul	87	86	0.320212
	aug	88	88	1.408019
	sep	88	88	0.122914
	oct	88	87	0.391654

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	nov	89	89	1.502461
	dec	89	89	0.005194
2016	jan	89	88	0.162251
	feb	89	89	1.214653
	mar	89	89	0.529447
	apr	84	84	4.959814
	may	83	83	0.935134
	jun	81	83	1.696737
	jul	77	77	6.149218
	aug	76	77	1.599403
	sep	74	77	2.670686

Tabel G 2 Perhitungan MAPE ARIMA (0,1,3) ARCH (1)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2007	jan	49	49	
	feb	54	54	5.333333
	mar	60	60	5.819444
	apr	75	72	15.18056
	may	81	78	8.263679
	jun	86	79	8.189672
	jul	54	52	25.30013
	aug	47	45	4.527999
	sep	40	47	5.127017
	oct	53	55	5.575421
	nov	54	57	1.125178
	dec	55	52	1.39086

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2008	jan	61	62	8.366439
	feb	62	63	0.790969
	mar	64	60	1.18312
	apr	63	63	3.51354
	may	64	64	0.866845
	jun	64	63	0.42524
	jul	65	64	2.105583
	aug	65	65	0.526517
	sep	65	64	0.48802
	oct	66	66	2.090434
	nov	66	66	0.563559
	dec	67	66	0.702914
2009	jan	65	65	1.090667
	feb	65	65	0.23582
	mar	64	64	0.22334
	apr	65	65	0.465537
	may	65	65	0.041914
	jun	65	65	0.166833
	jul	65	65	0.230393
	aug	65	65	0.018011
	sep	65	65	0.10141
	oct	65	65	0.362976
	nov	65	65	0.341072
	dec	65	65	0.359227
2010	jan	72	72	7.500924
	feb	74	74	2.337017
	mar	76	73	2.187035
	apr	73	72	0.301748

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	may	73	72	0.522553
	jun	72	72	0.142168
	jul	94	94	21.73323
	aug	90	90	3.524897
	sep	86	77	3.706251
	oct	93	95	16.79487
	nov	94	96	0.214465
	dec	95	87	0.661522
2011	jan	89	89	1.63545
	feb	88	88	1.555803
	mar	86	85	2.078509
	apr	102	103	16.57593
	may	106	107	3.060277
	jun	109	101	2.178485
	jul	108	107	6.816847
	aug	108	107	1.832679
	sep	109	106	1.642383
	oct	104	103	1.513959
	nov	103	102	0.043868
	dec	102	103	0.006866
2012	jan	93	93	10.01411
	feb	90	90	3.146175
	mar	87	91	2.885659
	apr	89	90	1.351302
	may	89	90	0.990291
	jun	89	90	1.157869
	jul	108	109	17.76273
	aug	112	113	3.646147

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	sep	117	108	4.396983
	oct	109	108	1.096124
	nov	108	106	0.730404
	dec	108	108	1.212226
2013	jan	90	90	17.21447
	feb	86	85	4.191019
	mar	81	87	4.467093
	apr	83	85	4.697855
	may	82	84	2.579614
	jun	81	83	2.653692
	jul	91	92	8.393246
	aug	94	95	1.447567
	sep	96	92	0.670765
	oct	81	80	10.93967
	nov	78	78	2.33707
	dec	75	79	3.063332
2014	jan	84	85	4.248801
	feb	85	86	0.072246
	mar	86	84	0.109438
	apr	79	79	5.2287
	may	77	77	2.028842
	jun	75	77	1.800725
	jul	94	95	17.35686
	aug	91	92	3.722905
	sep	88	81	3.756367
	oct	79	80	1.907692
	nov	81	83	0.505873
	dec	83	84	0.551015

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2015	jan	85	85	0.907243
	feb	86	86	0.895152
	mar	87	86	0.816416
	apr	86	85	0.00615
	may	87	86	1.196643
	jun	87	87	0.382883
	jul	87	86	0.256761
	aug	88	88	1.327337
	sep	88	88	0.096085
	oct	88	87	0.370792
	nov	89	89	1.38404
	dec	89	89	0.028864
2016	jan	89	88	0.156416
	feb	89	89	1.075292
	mar	89	89	0.513539
	apr	84	84	4.960781
	may	83	83	1.031747
	jun	81	83	1.705665
	jul	77	77	5.918932
	aug	76	77	1.611045
	sep	74	76	2.585722

Tabel G 3 Perhitungan MAPE ARIMA (2,2,0)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2007	jan	49		
	feb	54		

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	mar	60		
	apr	75	94	
	may	81	90	13.24985
	jun	86	88	3.586628
	jul	54	34	34.45025
	aug	47	37	13.21805
	sep	40	37	3.475858
	oct	53	70	16.00546
	nov	54	61	15.88478
	dec	55	53	5.094462
2008	jan	61	68	7.676028
	feb	62	64	5.316188
	mar	64	65	0.119995
	apr	63	62	1.438994
	may	64	64	1.442744
	jun	64	64	0.406295
	jul	65	66	0.284317
	aug	65	65	0.790929
	sep	65	65	0.059231
	oct	66	67	1.27337
	nov	66	66	0.682051
	dec	67	68	0.392595
2009	jan	65	63	2.776818
	feb	65	64	1.401329
	mar	64	63	0.045591
	apr	65	66	1.500365
	may	65	65	0.794407
	jun	65	65	0.368385

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	jul	65	65	0.217815
	aug	65	65	4.83E-13
	sep	65	65	4.83E-13
	oct	65	65	0.263889
	nov	65	65	0.333333
	dec	65	65	0.402778
2010	jan	72	80	7.458333
	feb	74	78	5.420513
	mar	76	77	1.550117
	apr	73	70	3.785006
	may	73	72	2.559338
	jun	72	72	0.369792
	jul	94	122	21.97552
	aug	90	92	32.35629
	sep	86	77	5.174852
	oct	93	101	16.58897
	nov	94	98	6.193392
	dec	95	95	2.353791
2011	jan	89	83	5.561057
	feb	88	86	4.289762
	mar	86	85	0.683211
	apr	102	121	16.88397
	may	106	115	15.00429
	jun	109	109	5.455813
	jul	108	107	1.145577
	aug	108	107	1.568468
	sep	109	110	1.753469
	oct	104	99	5.853989

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	nov	103	101	3.905777
	dec	102	102	1.515126
2012	jan	93	85	9.050816
	feb	90	86	5.207613
	mar	87	85	1.66945
	apr	89	91	4.28033
	may	89	90	1.690733
	jun	89	89	0.903433
	jul	108	131	18.97853
	aug	112	121	18.72285
	sep	117	118	3.99209
	oct	109	102	8.968716
	nov	108	104	6.625546
	dec	108	109	3.110895
2013	jan	90	75	19.0613
	feb	86	79	10.51686
	mar	81	79	1.947223
	apr	83	85	4.178896
	may	82	83	2.783992
	jun	81	79	1.267859
	jul	91	102	11.85392
	aug	94	100	8.564609
	sep	96	96	3.744795
	oct	81	68	15.01231
	nov	78	72	9.824452
	dec	75	74	2.666845
2014	jan	84	94	9.333108
	feb	85	89	9.049852

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	mar	86	85	2.441685
	apr	79	73	6.454016
	may	77	73	4.432407
	jun	75	74	1.835916
	jul	94	118	20.32427
	aug	91	93	26.46279
	sep	88	80	4.690829
	oct	79	71	1.624453
	nov	81	82	10.09624
	dec	83	88	1.428566
2015	jan	85	87	2.837389
	feb	86	87	1.370034
	mar	87	88	0.361935
	apr	86	85	1.322761
	may	87	88	1.657661
	jun	87	87	0.697161
	jul	87	87	0.021738
	aug	88	89	0.884146
	sep	88	88	1.136494
	oct	88	88	0.240326
	nov	89	90	0.884135
	dec	89	89	1.136364
2016	jan	89	89	0.023546
	feb	89	89	0.550791
	mar	89	89	0.472222
	apr	84	79	4.944444
	may	83	81	3.385768
	jun	81	80	0.286085

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	jul	77	73	2.711652
	aug	76	75	2.665618
	sep	74	73	0.379522

Tabel G 4 Perhitungan MAPE ARIMA (2,2,0) ARCH (1)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2007	jan	49		
	feb	54		
	mar	60		
	apr	75	94	
	may	81	96	13.69535
	jun	86	81	9.901393
	jul	54	33	27.29037
	aug	47	27	13.54921
	sep	40	44	13.02671
	oct	53	69	8.425568
	nov	54	78	14.98554
	dec	55	45	22.72828
2008	jan	61	68	15.12409
	feb	62	67	5.302793
	mar	64	62	3.356121
	apr	63	63	1.746832
	may	64	63	0.883834
	jun	64	66	1.33439
	jul	65	65	0.898187
	aug	65	66	0.195446

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	sep	65	64	0.527186
	oct	66	67	1.850673
	nov	66	67	0.682051
	dec	67	67	0.193682
2009	jan	65	64	2.181888
	feb	65	63	0.849658
	mar	64	65	1.617558
	apr	65	65	0.380769
	may	65	67	0.208084
	jun	65	64	1.550452
	jul	65	65	0.795117
	aug	65	65	4.83E-13
	sep	65	65	4.83E-13
	oct	65	65	0.263889
	nov	65	65	0.333333
	dec	65	65	0.402778
2010	jan	72	80	7.458333
	feb	74	82	5.420513
	mar	76	74	6.280108
	apr	73	70	0.535575
	may	73	69	2.588909
	jun	72	73	3.097538
	jul	94	121	20.29032
	aug	90	108	31.38576
	sep	86	64	21.26676
	oct	93	100	29.18574
	nov	94	105	6.078699
	dec	95	91	9.579313

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
2011	jan	89	83	1.941661
	feb	88	82	4.29521
	mar	86	88	4.3494
	apr	102	120	14.19413
	may	106	128	14.1926
	jun	109	101	19.04194
	jul	108	106	6.856378
	aug	108	105	2.217263
	sep	109	111	4.025423
	oct	104	100	6.44211
	nov	103	98	3.375287
	dec	102	104	4.731078
2012	jan	93	85	11.26721
	feb	90	82	5.212227
	mar	87	88	5.654454
	apr	89	91	1.298679
	may	89	93	1.632327
	jun	89	87	3.897901
	jul	108	131	20.13308
	aug	112	135	18.72285
	sep	117	108	18.30738
	oct	109	102	1.276527
	nov	108	98	6.195539
	dec	108	113	9.788642
2013	jan	90	76	23.02455
	feb	86	71	10.11591
	mar	81	85	9.840069
	apr	83	84	2.28249

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	may	82	87	2.080294
	jun	81	78	5.382199
	jul	91	102	13.50984
	aug	94	108	8.555831
	sep	96	92	11.44495
	oct	81	68	10.45588
	nov	78	65	10.27099
	dec	75	80	10.18994
2014	jan	84	94	3.449212
	feb	85	97	8.969502
	mar	86	80	10.62669
	apr	79	73	1.609446
	may	77	70	4.438206
	jun	75	77	5.822639
	jul	94	118	17.74893
	aug	91	108	26.4169
	sep	88	69	19.26917
	oct	79	71	9.522011
	nov	81	78	10.14074
	dec	83	95	4.863179
2015	jan	85	87	9.817579
	feb	86	87	1.339394
	mar	87	87	0.332766
	apr	86	85	0.710927
	may	87	86	1.664297
	jun	87	89	0.464101
	jul	87	86	1.153309
	aug	88	89	1.461462

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan	Error
	sep	88	89	1.136494
	oct	88	87	0.343695
	nov	89	90	1.461451
	dec	89	90	1.136364
2016	jan	89	88	0.607491
	feb	89	89	1.128107
	mar	89	89	0.472222
	apr	84	79	4.944444
	may	83	78	3.385768
	jun	81	82	2.945142
	jul	77	72	4.852965
	aug	76	73	3.187017
	sep	74	74	0.742469

**LAMPIRAN H : Hasil Peramalan Model ARIMA
(0,1,3) ARCH (1)**

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan
2007	jan	49	49
	feb	54	54
	mar	60	60
	apr	75	72
	may	81	78
	jun	86	79
	jul	54	52
	aug	47	45
	sep	40	47
	oct	53	55
	nov	54	57
	dec	55	52
2008	jan	61	62
	feb	62	63
	mar	64	60
	apr	63	63
	may	64	64
	jun	64	63
	jul	65	64
	aug	65	65
	sep	65	64
	oct	66	66
	nov	66	66
	dec	67	66
2009	jan	65	65

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan
	feb	65	65
	mar	64	64
	apr	65	65
	may	65	65
	jun	65	65
	jul	65	65
	aug	65	65
	sep	65	65
	oct	65	65
	nov	65	65
	dec	65	65
2010	jan	72	72
	feb	74	74
	mar	76	73
	apr	73	72
	may	73	72
	jun	72	72
	jul	94	94
	aug	90	90
	sep	86	77
	oct	93	95
	nov	94	96
	dec	95	87
2011	jan	89	89
	feb	88	88
	mar	86	85
	apr	102	103
	may	106	107

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan
	jun	109	101
	jul	108	107
	aug	108	107
	sep	109	106
	oct	104	103
	nov	103	102
	dec	102	103
2012	jan	93	93
	feb	90	90
	mar	87	91
	apr	89	90
	may	89	90
	jun	89	90
	jul	108	109
	aug	112	113
	sep	117	108
	oct	109	108
	nov	108	106
	dec	108	108
2013	jan	90	90
	feb	86	85
	mar	81	87
	apr	83	85
	may	82	84
	jun	81	83
	jul	91	92
	aug	94	95
	sep	96	92

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan
	oct	81	80
	nov	78	78
	dec	75	79
2014	jan	84	85
	feb	85	86
	mar	86	84
	apr	79	79
	may	77	77
	jun	75	77
	jul	94	95
	aug	91	92
	sep	88	81
	oct	79	80
	nov	81	83
	dec	83	84
2015	jan	85	85
	feb	86	86
	mar	87	86
	apr	86	85
	may	87	86
	jun	87	87
	jul	87	86
	aug	88	88
	sep	88	88
	oct	88	87
	nov	89	89
	dec	89	89
2016	jan	89	88

Tahun	Bulan	Data Aktual	Hasil peramalan
	feb	89	89
	mar	89	89
	apr	84	84
	may	83	83
	jun	81	83
	jul	77	77
	aug	76	77
	sep	74	76
	oct		76
	nov		76
	dec		78
	2017	jan	
feb			77
mar			78
apr			78
may			77
jun			78
jul			78
aug			78
sep			78
oct			78
nov			78
dec			78

Halaman ini sengaja dikosongkan

