



TUGAS AKHIR KM – 184801

**MODEL PERAMALAN JUMLAH KRIMINALITAS
PENCURIAN DI WILAYAH POLRESTABES KOTA
SURABAYA DENGAN MENGGUNAKAN MODEL
POISSON GARMA DAN MODEL BINOMIAL NEGATIF
GARMA**

**Diana Indrawati
NRP 0611154000053**

**Dosen Pembimbing:
Dra. Laksmi Prita W M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih M.Kes**

**Departemen Matematika
Fakultas Matematika Komputasi dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2019**



FINAL PROJECT KM – 184801

***THE THEFT CRIMINALITY FORECASTING MODEL IN
THE SURABAYA DISTRICT POLICE REGION USING
POISSON GARMA MODEL AND NEGATIVE BINOMIAL
GARMA MODEL***

**Diana Indrawati
NRP 06111540000053**

**Supervisors:
Dra. Laksmi Prita W M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih M.Kes**

**Mathematics Department
Faculty of Mathematics, Computation and Science Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2019**

LEMBAR PENGESAHAN

**MODEL PERAMALAN JUMLAH KRIMINALITAS
PENCURIAN DI WILAYAH POLRESTABES KOTA
SURABAYA DENGAN MENGGUNAKAN MODEL
POISSON GARMA DAN MODEL BINOMIAL
NEGATIF GARMA**

***THE THEFT CRIMINALITY FORECASTING MODEL IN
THE SURABAYA DISTRICT POLICE REGION USING
POISSON GARMA MODEL AND NEGATIVE BINOMIAL
GARMA MODEL***
TUGAS AKHIR


Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika
Pada bidang studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya


Oleh:
DIANA INDRAWATI
NRP. 06111540000053

Menyetujui,

Dosen Pembimbing II,

Dosen Pembimbing I,


Dra. Nuri Wahyuningasih, M.Kes
NIP. 19650220 198903 2 002


Dra. Laksmi Prita W, M.Si
NIP. 19611208 198803 2 001

Surabaya, 26 Juli 2019

Mengetahui,
Ketua Departemen Matematika
FVKSD ITS


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



Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Wilayah Polrestabes Kota Surabaya dengan Menggunakan Model Poisson GARMA dan Model Binomial Negatif GARMA

Nama Mahasiswa : Diana Indrawati
NRP : 0611154000053
Dosen Pembimbing : Dra. Laksmi Prita W M.Si.
Dra. Nuri Wahyuningsih M.Kes.

ABSTRAK

Pencurian adalah salah satu tindak kejahatan yang sering terjadi di masyarakat. Berdasarkan Kepolisian pencurian terdiri atas pencurian biasa, pencurian ringan, pencurian pemberatan dan pencurian kekerasan. Menurut BPS, jumlah kejadian pencurian terbanyak terjadi selama tahun 2018 salah satunya di wilayah Polrestabes Kota Surabaya. Berdasarkan fakta tersebut dilakukan peramalan untuk memberikan bahan pertimbangan jumlah kejadian pencurian di masa mendatang. Peramalan umumnya menggunakan model ARMA. Model ARMA kurang cocok digunakan pada peramalan *count* data. Model ARMA dikembangkan menjadi model GARMA, jika data diasumsikan berdistribusi Poisson disebut model Poisson GARMA dan jika data diasumsikan berdistribusi Binomial Negatif disebut model Binomial Negatif GARMA. Estimasi model Poisson GARMA dan Binomial Negatif GARMA menggunakan MLE dan dioptimasi menggunakan IRLS. Model ini diterapkan pada kasus kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya dan membandingkan tingkat akurasi peramalan antara model Poisson GARMA dan model Binomial Negatif GARMA. Hasil yang didapatkan model Binomial Negatif GARMA (1,0) lebih baik untuk wilayah Surabaya Pusat, Surabaya Timur, dan Surabaya Selatan daripada model Poisson GARMA (1,0) sedangkan model Binomial Negatif GARMA (0,2) lebih baik untuk wilayah Surabaya Barat daripada model Poisson GARMA (0,2). Model terbaik diantara seluruh wilayah Polrestabes Surabaya adalah model Binomial Negatif GARMA (0,2). Pemilihan model terbaik menggunakan nilai AIC yang terendah.

Kata Kunci: *AIC, Binomial Negatif GARMA, Jumlah Pencurian, Poisson GARMA.*

The Theft Criminality Forecasting Model in the Surabaya District Police Region Using Poisson GARMA Model and Negative Binomial GARMA Model

Name : Diana Indrawati
NRP : 0611154000053
Supervisors : Dra. Laksmi Prita W M.Si.
Dra. Nuri Wahyuningsih M.Kes.

ABSTRACT

Theft is a crime that often occurs in the community. According to the Police, theft consists of ordinary theft, minor theft, weight theft, and theft of violence. According to BPS, the highest number of incidents of theft occurred during 2018, one of which was in the Surabaya City Police Region. Based on these facts forecasting is done to provide material for consideration of the number of incidents of theft in the future. Forecasting generally uses the ARMA model. The ARMA model is less suitable for use in count data. The ARMA model was developed into the GARMA model if the data is assumed to be Poisson distribution called Poisson GARMA model and if the data is assumed to be Negative Binomial distribution is called Negative Binomial GARMA model. The estimation of the Poisson GARMA model and Binomial Negative GARMA model uses MLE and is optimized using IRLS. This model is applied in cases of theft crimes in the Surabaya City Police Region and compares the accuracy of forecasting between Poisson GARMA model and Negative Binomial GARMA model. Based on the analysis carried out, the Negative Binomial GARMA (1.0) model is better for Central Surabaya, East Surabaya, and South Surabaya than Poisson GARMA (1.0) model and the Negative Binomial GARMA (0.2) model is better for the West Surabaya region rather than the Poisson GARMA (0.2) model. The best model in the Surabaya City Police Region area is the Binomial Negative GARMA (0.2) model in the West Surabaya region. The selection of the best model uses the lowest value of AIC.

Keyword: *AIC, Negative Binomial GARMA Model, Number of Theft, Poisson GARMA Model.*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh,

Alhamdulillah *rabbi' alamin*, segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat, petunjuk, hidayah, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul:

“MODEL PERAMALAN JUMLAH KRIMINALITAS PENCURIAN DI WILAYAH POLRESTABES KOTA SURABAYA DENGAN MENGGUNAKAN MODEL POISSON GARMA DAN MODEL BINOMIAL NEGATIF GARMA”

sebagai salah satu persyaratan untuk menempuh kelulusan Program Sarjana Jurusan Matematika FMKSD ITS Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik berkat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Nabi Muhammad SAW yang selalu mendoakan umatnya, kedua orang tua tercinta, ibu dan ayah penulis atas segala doa nya, kepercayaan, ketabahan, motivasi, pengorbanan dan segala-galanya yang selalu diberikan kepada penulis.
2. Ibu Dra. Laksmi Prita W M.Si. dan ibu Dra. Nuri Wahyuningsih M.Kes. selaku dosen pembimbing atas segala bimbingan dan motivasi yang diberikan kepada penulis dalam proses pelaksanaan Tugas Akhir sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
3. Ibu Endah Rokhmati M. P. Ph.D., Drs Iis Herisman M.Si., Dr. Drs. Soehardjoepri M.Si. selaku dosen penguji atas semua saran yang telah diberikan untuk perbaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr Imam. Mukhlash, S.Si, MT selaku ketua Jurusan Matematika FMKSD-ITS.
5. Bapak Dr. Didik Khusnul Arif S.Si., M.Si. selaku ketua program studi dan bapak Drs. Iis Herisman M.Si. selaku koordinator Tugas

Akhir yang telah mengatur jalannya proses pelaksanaan Tugas Akhir.

6. Bapak Drs. Suhud Wahyudi M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan arahan akademik dan motivasi selama penulis menempuh Pendidikan di Jurusan Matematika FMKSD- ITS.
7. Bapak dan Ibu dosen serta para staff di Jurusan Matematika FMKSD ITS yang tidak penulis sebutkan satu per satu.
8. Bidikmisi ITS yang telah memberikan beasiswa dan biaya hidup penulis selama 4 tahun menempuh Pendidikan di Jurusan Matematika FMKSD ITS.
9. Seluruh pihak yang tak mampu penulis sebutkan satu per satu.

Apabila dalam penyusunan Tugas Akhir ini terdapat kekurangan, maka penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun demi penyempurnaan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi banyak pihak. Amin.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Surabaya, Juli 2016

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

ABSTRAK.....	ii
<i>ABSTRACT</i>	iv
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
DAFTAR SIMBOL	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Terdahulu.....	7
2.2 Pencurian	7
2.3 Runtun Waktu.....	8
2.4 <i>Autocorrelation Function dan Partial Autocorrelation Function</i>	10
2.5 Generalized Linear Model	11
2.6 Distribusi Model GARMA (p, q).....	11
2.7 Model Generalized Autoregressive and Moving Average (GARMA)	12
2.8 Model Poisson GARMA (p, q).....	13
2.9 Model Binomial Negatif GARMA (p, q).....	14
2.10 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE).....	15
2.11 Algoritma IRLS	16
2.12 Kriteria Pemilihan Model Terbaik.....	17
2.13 Perumusan Model dan Peramalan GARMA	18

BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1	Sumber Data	21
3.2	Variabel Penelitian.....	21
3.3	Metode Penelitian	21
3.4	Diagram Alir.....	24
BAB VI	ANALISA DAN PEMBAHASAN	27
4.1	Analisis Deskriptif.....	27
4.2	Model Peramalan dengan model Poisson GARMA dan model Binomial Negatif GARMA .	30
4.2.1	Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Pusat	30
4.2.2	Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Timur.....	36
4.2.3	Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Barat	40
4.2.4	Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Selatan.....	44
4.3	Analisa Model Peramalan.....	47
BAB V	PENUTUP	49
5.1	Kesimpulan.....	49
5.2	Saran	50
DAFTAR PUSTAKA	53
LAMPIRAN.....	55
BIODATA PENULIS.....	83

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir Peramalan Model GARMA	24
Gambar 3.2 Diagram Alir Pengerjaan Tugas Akhir	25
Gambar 4.1 Time series plot Y1	28
Gambar 4.2 Time series plot Y2	28
Gambar 4.3 Time series plot Y3	29
Gambar 4.4 Time series plot Y4	29
Gambar 4.5 Plot ACF Y1	30
Gambar 4.6 Plot PACF Y1	31
Gambar 4.7 Peramalan Model GARMA Y1.....	36
Gambar 4.8 Plot ACF Y2	36
Gambar 4.9 Plot PACF Y2	37
Gambar 4.10 Peramalan Model GARMA Y2.....	39
Gambar 4.11 Plot ACF Y3.....	40
Gambar 4.12 Plot PACF Y3.....	41
Gambar 4.13 Peramalan Model GARMA Y3.....	43
Gambar 4.14 Plot ACF Y4.....	44
Gambar 4.15 Plot PACF Y4.....	45
Gambar 4.16 Peramalan Model GARMA Y4.....	47

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Tabel Pengamatan Variabel Y1, Y2, Y3, dan Y4.....	23
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data Jumlah Kriminalitas Pencurian di Wilayah Polrestabes Kota Surabaya Januari 2013-Maret 2019.....	27
Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model GARMA Y1	32
Tabel 4.3 Tabel Peramalan Model GARMA Y1	35
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model GARMA Y2	37
Tabel 4.5 Tabel Peramalan Model GARMA Y2	39
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model GARMA Y3.....	41
Tabel 4.7 Tabel Peramalan Model GARMA Y3	43
Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model GARMA Y4.....	45
Tabel 4.9 Tabel Peramalan Model GARMA Y4.....	47
Tabel 4.10 Tabel perbandingan AIC untuk semua wilayah.....	48

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
LAMPIRAN A	Data Jumlah Pencurian di Wilayah Polrestabes Kota Surabaya Januari 2013-Desember 201855
LAMPIRAN B	Tabel Hasil <i>Overfitting</i> Model ARMA Untuk Y1 Dan Y257
LAMPIRAN C	Tabel Hasil <i>Overfitting</i> Model ARMA Untuk Y3.....59
LAMPIRAN D	Tabel Hasil <i>Overfitting</i> Model ARMA Untuk Y4.....61
LAMPIRAN E	Uji Signifikansi Parameter model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) Untuk Y263
LAMPIRAN F	Uji Signifikansi Parameter model Poisson GARMA (0,2) dan model Binomial Negatif GARMA (0,2) Untuk Y367
LAMPIRAN G	Uji Signifikansi Parameter model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) Untuk Y471
LAMPIRAN H	Hasil <i>Screenshot</i> Setelah Program Dijalankan.....75
LAMPIRAN I	<i>Mixed Distribution</i> Gamma Dan Poisson77
LAMPIRAN J	Tabel Distribusi t.....79
LAMPIRAN K	Rumus Selang Kepercayaan Plot ACF dan PACF.....81

DAFTAR SIMBOL

Y	: Jumlah kejadian kriminalitas pencurian
μ'	: Konstanta Model ARMA
ϕ	: Parameter <i>Autoregressive</i>
θ	: Parameter <i>Moving Average</i>
a	: Nilai <i>Error</i>
ρ_k	: Autokorelasi pada <i>lag</i> ke k
γ_k	: Autokovariansi pada <i>lag</i> ke k
$\phi_{k,k}$: Autokorelasi Parsial pada <i>lag</i> ke k
Z_t	: Data pada waktu ke t
e	: 2,71828
k	: Parameter Dispersi Distribusi Binomial Negatif
τ	: Komponen AR dan MA pada Model GARMA
\mathcal{A}	: Fungsi yang Merepresentasikan Bentuk <i>Autoregressive</i>
\mathcal{M}	: Fungsi yang Merepresentasikan Bentuk <i>Moving Average</i>
η	: Prediktor Linier
$g(.)$: Fungsi <i>Link</i>
μ	: <i>Mean</i>
β_0	: Konstanta Model GARMA
$V(\mu)$: Varian
w	: Pembobot
I	: Matriks Informasi Fisher
$L(\theta)$: Fungsi <i>Likelihood</i>

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas hal-hal yang menjadi latar belakang permasalahan dalam Tugas Akhir ini kemudian permasalahan tersebut disusun kedalam suatu rumusan masalah. Selanjutnya dijabarkan batasan masalah untuk memperoleh tujuan serta manfaat.

1.1 Latar Belakang

Kriminalitas atau tindakan kejahatan merupakan hal yang sangat dekat dengan lingkungan sekitar masyarakat, salah satu bentuk kejahatan yang sering terjadi adalah kasus pencurian. Pencurian dibedakan menjadi beberapa jenis, pencurian biasa, pencurian ringan, pencurian dengan pemberatan, dan pencurian dengan kekerasan. Pencurian diatur dalam Kitab Undang-Undang Hukum Pidana dalam bab XXII pasal 362-67 [1]. Berdasarkan data yang dikeluarkan Badan Pusat Statistika, pencurian menjadi jumlah kejadian terbanyak selama tahun 2018 yang mencapai 37.778 dengan prosentasenya 45 persen sedangkan Jawa Timur menjadi provinsi terbesar ketiga dengan jumlah kejadiannya mencapai 3.919 kejadian, salah satu kota di Jawa Timur yang menjadi objek penelitian kali ini adalah Surabaya [2]. Kasus kriminalitas pencurian merupakan salah satu obyek untuk penerapan metode peramalan dengan menggunakan data kriminalitas di masa lalu.

Metode peramalan yang paling dikembangkan saat ini adalah *time series*, yakni dengan menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data masa lampau dikumpulkan dan dijadikan acuan untuk peramalan masa depan. Teknik peramalan *time series* yang umum digunakan adalah model ARIMA (*Box Jenkins*). Pada model ARIMA data yang digunakan harus memenuhi asumsi residual berdistribusi normal dan *white noise*, namun pada beberapa kasus asumsi tersebut tidak terpenuhi. Salah satu contoh kasusnya adalah peramalan model ARIMA pada data *count*. Data *count* merupakan bilangan diskrit non negatif yaitu $0, 1, 2, \dots, n$ [3], contoh data *count* antara lain: jumlah kejadian kecelakaan yang terjadi dalam selang waktu tertentu, jumlah pertandingan sepakbola yang tertunda karena hujan pada musim liga, jumlah gempa yang berkekuatan 5.0 SR dalam selang waktu tertentu dan lain lain. Data *count* sering menyebabkan data tidak menyebar

secara normal, untuk mengatasi tersebut telah dikembangkan sebuah model peramalan yang diterapkan pada data *count*, dimana distribusi yang digunakan adalah Poisson dan Binomial Negatif.

Generalized Linear Models (GLM) telah dikembangkan oleh McCullagh dan Nelder untuk menganalisis hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dimana variabel respon tidak harus berdistribusi normal, tetapi termasuk dalam keluarga eksponensial [4]. Distribusi Poisson adalah termasuk keluarga eksponensial sehingga model Regresi Poisson dapat digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon yang diasumsikan berdistribusi Poisson terhadap variabel prediktor. Distribusi Poisson mengasumsikan bahwa data harus bersifat *equidispersi* yaitu rata-rata variabel respon sama dengan varian. Dalam kenyataannya sering terjadi sebuah kondisi data melanggar *equidispersi*. Data dengan varian sampel lebih besar dari rata-rata disebut *overdispersi*, untuk mengatasi *overdispersi* pada data yang dimodelkan dengan distribusi Poisson salah satunya bisa diatasi dengan menggunakan distribusi Binomial Negatif yang juga termasuk keluarga eksponensial.

Pada tahun 2003 Benjamin, dkk mengembangkan model *Generalized Autoregressive Moving Average* (GARMA) untuk data-data yang mengikuti distribusi non-Gaussian seperti Distribusi Poisson dan Distribusi Binomial Negatif [5]. Model GARMA merupakan pengembangan dari model *Generalized Linear Models* (GLM). Model GARMA menghubungkan komponen ARMA dengan variabel prediktor ke transformasi parameter rata-rata dari distribusi data dengan menggunakan fungsi *link* [5]. Pada tahun 2015 Breno Silveira dkk, mendiskusikan pendekatan Bayesian untuk estimasi parameter, perbandingan dan prediksi model GARMA [6]. Model GARMA telah di aplikasikan di Indonesia oleh Asrirawan dkk melibatkan efek musiman yaitu simulasi perbandingan tingkat akurasi GSARIMA dan SARIMA pada kasus jumlah penderita demam berdarah di Surabaya (2014) [7]. Pada tahun 2018, Agil F telah melakukan penelitian pada model GARMA dengan hasilnya estimasi parameter pada Model GARMA dengan distribusi Poisson dengan algoritma IRLS dan Mada Aqil telah melakukan penelitian pada model GARMA dengan hasilnya estimasi parameter pada Model GARMA dengan distribusi Binomial Negatif dengan algoritma IRLS.

Penelitian sebelumnya belum menentukan model yang terbaik diantara kedua model tersebut sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model terbaik antara model GARMA yang berdistribusi Poisson dan Binomial Negatif dengan kasus yang digunakan adalah kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada Januari 2013-April 2018.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan latar belakang diatas maka perumusan masalah pada tugas akhir ini yaitu:

1. Bagaimana model peramalan jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018 menggunakan model Poisson GARMA (p, q) dan model Binomial Negatif GARMA (p, q) .
2. Bagaimana tingkat akurasi peramalan jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018 menggunakan model Poisson GARMA (p, q) dan model Binomial Negatif GARMA (p, q) .

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah diperlukan agar pengerjaan tugas akhir ini terfokus pada penyelesaian masalah yang telah dirumuskan. Batasan masalah yang ditetapkan pada tugas akhir ini yaitu:

1. Data yang digunakan berupa data sekunder yaitu data jumlah laporan kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018.
2. Jenis distribusi keluarga eksponensial yang digunakan adalah Poisson dan Binomial Negatif sehingga dilakukan peramalan menggunakan model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) .
3. Pemilihan model peramalan terbaik antara model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) berdasarkan perbandingan nilai AIC yang terendah.
4. Bentuk laporan kriminalitas pencurian terdiri dari pencurian biasa, pencurian ringan, pencurian dengan pemberatan, pencurian dengan kekerasan.

5. *Software* yang digunakan dalam membantu penyelesaian tugas akhir ini adalah Minitab, dan GARMA Toolbox MATLAB 2013a.

1.4 Tujuan

Berdasarkan latar belakang diatas maka tujuan dalam tugas akhir ini yaitu:

1. Mendapatkan model kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya dengan model Poisson GARMA(p, q) dan Binomial Negatif GARMA(p, q).
2. Mendapatkan tingkat akurasi dan memilih model terbaik peramalan model Poisson GARMA(p, q) dan Binomial Negatif GARMA(p, q) dengan metode AIC.

1.5 Manfaat

Berdasarkan tujuan diatas manfaat yang diperoleh dalam tugas akhir ini yaitu:

1. Mengembangkan wawasan keilmuan dan pengetahuan tentang Poisson GARMA(p, q) dan Binomial Negatif GARMA(p, q).
2. Memberikan informasi tentang peramalan pada instansi atau pihak yang membutuhkan.
3. Memberikan informasi model terbaik yang diterapkan pada studi kasus kejadian Kriminalitas Pencurian yang terjadi di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018.

1.6 Sistematika Penulisan

Pada pengerjaan tugas akhir ini digunakan sistematika penulisan yang disusun menjadi:

1. Bab I Pendahuluan
Bab I berisi tentang gambaran umum dari penulisan tugas akhir yang terdiri atas latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat dan sistematika penulisan.
2. Bab II Tinjauan Pustaka
Bab II berisi tentang penelitian terdahulu, definisi, dan teori-teori yang terkait dengan tugas akhir. Teori- teori yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah model peramalan ARIMA, model Poisson GARMA dan Binomial Negatif GARMA, metode estimasi parameter, metode pemilihan model terbaik.

3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab III berisi tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir.

4. Bab IV Analisis Dan Pembahasan

Bab IV berisi tentang aplikasi model Poisson GARMA dan Binomial GARMA terhadap data yang sudah ditentukan.

5. Bab V Penutup

Bab V berisi tentang kesimpulan dari hasil yang didapatkan pada Bab IV dan saran-saran untuk pengembangan penelitian berikutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijabarkan beberapa teori dan konsep penunjang dalam menyelesaikan permasalahan dalam Tugas Akhir yang mendukung proses peramalan menggunakan model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) .

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian ini didasarkan pada penelitian terdahulu yaitu penelitian mengenai model GARMA dengan estimasinya menggunakan IRLS telah dilakukan oleh Benjamin dkk (2003) dengan hasilnya adalah model GARMA [5]. Pada penelitian yang dilakukan Benjamin tidak melibatkan efek stasioner dan musiman. Selanjutnya di Indonesia penerapan model GARMA dengan melibatkan stasioner dan musiman oleh Asriawan yakni perbandingan peramalan GSARIMA dan SARIMA pada jumlah penderita Demam Berdarah Dengu (DBD) di Kota Surabaya(2014) dengan hasil yang diperoleh model GSARIMA relatif lebih baik dibandingkan dengan model SARIMA [7].

Pada tahun 2015, Breno Silveira dkk mendiskusikan tentang Bayesian untuk estimasi parameter, perbandingan dan prediksi model time series GARMA [6]. Penerapan selanjutnya dilakukan oleh Agil Desti Fauzia yakni Estimasi Parameter pada Model Poisson GARMA dengan Algoritma IRLS (studi kasus : Peramalan Jumlah Kecelakaan di Jalan Tol Surabaya-Gempol) [8] dan Mada Aqil H yakni Estimasi Parameter pada Model Binomial Negatif GARMA dengan Algoritma IRLS (studi kasus : Peramalan Jumlah Kecelakaan di Jalan Tol Surabaya-Gempol) [9].

2.2 Pencurian

Kriminalitas terbagi menjadi beberapa jenis, salah satunya adalah pencurian. Pencurian diatur di dalam KUHP bab XXII pasal 362-367 [1]. Pencurian dibedakan menjadi [10]:

1. Pencurian Biasa yaitu seseorang yang mengambil sesuatu barang yang seluruhnya atau sebagian milik orang lain dengan maksud untuk memiliki barang tersebut.

2. Pencurian dengan Pemberatan, dikategorikan sebagai pencurian dengan kualifikasi. Pencurian yang dikualifikasikan ini menunjuk pada satu kasus pencurian yang dilakukan dengan cara-cara tertentu atau dalam keadaan tertentu. Unsur-unsur yang memberatkan seperti pencurian ternak, pencurian yang dilakukan dua orang yang bersekutu.
3. Pencurian Ringan apabila tidak dilakukan dalam sebuah rumah atau pekarangan tertutup yang ada rumahnya, jika harga barang yang dicuri tidak lebih dari lima puluh ribu rupiah dikenai karena pencurian ringan.
4. Pencurian dengan Kekerasan yaitu pencurian yang didahului, disertai, atau diikuti dengan kekerasan atau ancaman kekerasan terhadap orang dengan maksud untuk mempersiapkan atau mempermudah pencurian, atau dalam hal tertangkap tangan untuk memungkinkan melarikan diri sendiri atau peserta lainnya, atau untuk tetap menguasai barang yang dicuri.

2.3 Runtun Waktu

Time series adalah barisan dari pengamatan yang diambil secara berurutan waktu. Contoh data yang bisa disebut *time series* seperti urutan bulanan jumlah barang yang dikirim dari pabrik, serangkaian mingguan jumlah kecelakaan yang terjadi di jalan, pengamatan per jam yang dilakukan pada hasil proses kimia. Runtun waktu sering ditemukan dalam berbagai bidang seperti ekonomi, bisnis, teknik, kriminalitas, dan ilmu alam. Analisis *time series* berkaitan dengan teknik untuk analisis sifat ketergantungan antara pengamatan deret waktu [11]. Salah satu model yang umum digunakan untuk *time series* adalah model *Box-Jenkins* (ARIMA). Model *Box-Jenkins* (ARIMA) dibagi menjadi 3 yaitu [11]:

1. Model *Autoregressive* (AR)

Bentuk umum model *autoregressive* dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t.$$

dengan,

μ' : suatu konstanta

ϕ_p : parameter *autoregressive* ke-p

a_t : nilai *error* pada saat t

2. Model *Moving Average* (MA)

Bentuk umum model *moving average* dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}.$$

dengan,

μ' : suatu konstanta

θ_q : parameter-parameter *moving average* ke-q

a_{t-q} : nilai *error* pada saat $t - q$

3. Model Campuran

Terdapat dua bentuk model campuran dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA) yaitu sebagai berikut:

a. Model ARMA

Model ARMA yaitu model campuran dari $AR(p)$ dan $MA(q)$ untuk data yang bersifat stasioner. Persamaan umum dari ARMA sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}.$$

dengan,

ϕ_p : parameter *autoregressive* ke-p

θ_q : parameter *moving average* ke-q

b. Model ARIMA

Apabila nonstasioneritas ditambahkan pada campuran proses ARMA, maka model umum *ARIMA* (p, d, q) terpenuhi. Misalnya $W_t = Y_t - Y_{t-1}$, maka proses ARMA dapat ditulis:

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}.$$

jika W_t diganti dengan $Y_t - Y_{t-1}$ maka persamaan diatas menjadi:

$$Y_t = Y_{t-1} + \phi_1(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \dots + \phi_p(Y_{t-p} - Y_{t-p-1}) + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}.$$

sehingga model diatas merupakan bentuk dari model ARIMA.

2.4 Autocorrelation Function dan Partial Autocorrelation Function

Asumsi stasioneritas menyiratkan bahwa distribusi probabilitas gabungan $p(z_{t1}, z_{t2})$ adalah sama untuk semua waktu t_1, t_2 yang merupakan interval konstan yang terpisah. Secara khusus, nilai korelasi z_t dan z_{t+k} dipisahkan oleh interval k atau *lag* k , harus sama untuk semua t dibawah asumsi stasioneritas, autokorelasi (ACF) pada lag k didefinisikan [12]

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}. \quad (2.1)$$

dengan,

ρ_k : autokorelasi pada lag k

γ_k : autokovariansi pada lag k

\bar{Z} : rata-rata

t : waktu pengamatan; $t = 1, 2, 3, \dots$

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

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.2)$$

dengan,

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j} \quad j = 1, \dots, k.$$

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi pada lag ke k

$\bar{\phi}_{k,k}$: autokorelasi parsial pada lag ke k

2.5 Generalized Linear Model

Generalized Linear Models (GLM) adalah pengembangan dari model linear klasik. Pada model ini variabel respon diasumsikan mengikuti distribusi keluarga eksponensial [4]. Menurut Keedem and Fokianos, Generalized Linear Model terbagi menjadi beberapa bagian yaitu [13]:

1. Komponen Random

Densitas probabilitas respon termasuk ke dalam distribusi keluarga eksponensial pada bentuk natural atau kanonikal seperti berikut:

$$f(y_t; \theta_t, \phi | \mathcal{F}_{t-1}) = \exp \left\{ \frac{y_t \theta_t - b(\theta_t)}{\alpha_t(\phi)} + c(y_t; \phi) \right\}$$

dimana θ_t adalah fungsi kanonik, $\alpha_t(\phi) = \phi/w_t$, ϕ dispersi dan w_t adalah bobot.

2. Komponen Sistemik

Terdapat fungsi monoton $g(\cdot)$ seperti berikut,

$$g(\mu_t) = \eta_t = \sum_{j=1}^p \beta_j Z_{(t-1)j} = Z'_{t-1} \beta$$

dengan,

$g(\cdot)$: fungsi link

η_t : prediktor linear dari model.

2.6 Distribusi Model GARMA (p, q)

Distribusi keluarga eksponensial yang digunakan pada model GARMA (p, q) adalah sebagai berikut:

1. Distribusi Poisson

Distribusi probabilitas bagi peubah acak Poisson X yang menyatakan banyaknya hasil percobaan yang terjadi selama suatu selang waktu atau daerah tertentu adalah [14]:

$$f(x; \mu_t) = \frac{e^{-\mu_t} \mu_t^x}{x!} \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

dengan,

$$e = 2,71828\dots$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$E(X) = \mu_t$$

$$Var(X) = \mu_t$$

2. Distribusi Binomial Negatif

Distribusi probabilitas Binomial Negatif diperoleh dari gabungan distribusi Poisson dan Gamma, pembentukan distribusi Binomial Negatif dapat dilihat pada LAMPIRAN I sehingga distribusi probabilitas Binomial Negatif dinyatakan sebagai berikut [15]:

$$f(y_t, \mu) = \frac{I' \left(y_t + \frac{1}{k} \right)}{I' \left(\frac{1}{k} \right) I' (y_t + 1)} \left\{ \frac{k\mu_t}{k\mu_t + 1} \right\}^{y_t} \left\{ \frac{1}{k\mu_t + 1} \right\}^{\frac{1}{k}}$$

dengan,

$$t = 0, 1, 2, \dots, n$$

$$E(Y_t) = \mu_t$$

$$Var[Y_t] = \mu_t + k\mu_t^2.$$

2.7 Model Generalized Autoregressive and Moving Average (GARMA)

Model GARMA dikenalkan pertama kali pada tahun 2003, model GARMA (p, q) mempunyai bentuk sebagai berikut [5] :

$$g(\mu_t) = Z_t' \beta = X_t' \beta + \tau_t$$

dengan,

$$\tau_t = \sum_{j=1}^p \phi_j \mathcal{A}(y_{t-j}, x_{t-j}, \beta) + \sum_{j=1}^q \theta_j \mathcal{M}(y_{t-j}, \mu_{t-j}).$$

$X'_t \beta$: prediktor linier GLM

τ_t : komponen AR dan MA

\mathcal{A} : fungsi yang merepresentasikan bentuk *autoregressive*

\mathcal{M} : fungsi yang merepresentasikan bentuk *moving average*

ϕ_j : parameter *autoregressive* ke- j

θ_j : parameter *moving average* ke- j

Bentuk sub model yang lebih sederhana dari model GARMA (p, q) adalah sebagai berikut:

$$g(\mu_t) = \eta_t = X'_t \beta + \sum_{j=1}^p \phi_j \{y_{t-j} - X'_t \beta\} + \sum_{j=1}^q \theta_j \{y_{t-j} - \mu_{t-j}\}. \quad (2.3)$$

dengan y_{t-j} yaitu nilai pada waktu $t - j$

Model GARMA dapat mengakomodasi perilaku tidak stasioneritas sehingga data yang tidak stasioner tidak perlu distasionerkan. Pada penelitian ini tidak mempertimbangkan faktor yang mempengaruhi jumlah pencurian sehingga $X'_t \beta$ dapat diganti menjadi β_0 [6]. Persamaan 2.3 menjadi sebagai berikut:

$$g(\mu_t) = \eta_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \phi_j \{y_{t-j} - \beta_0\} + \sum_{j=1}^q \theta_j \{y_{t-j} - \mu_{t-j}\}. \quad (2.4)$$

2.8 Model Poisson GARMA (p, q)

Model Poisson GARMA (p, q) dikembangkan berdasarkan model GARMA (p, q) dengan pendekatan distribusi Poisson [5] . Misalkan $y_t | F_{t-1}$ mengikuti distribusi Poisson dengan mean μ_t , maka

$$f(y_t | F_{t-1}) = \exp\{y_t \log \mu_t - \mu_t - \log y_t !\}.$$

Seperti telah dijelaskan pada sub bab 2.5 bahwa θ_t adalah fungsi kanonik, sedangkan pada persamaan diatas θ_t merupakan $\log \mu_t$ sehingga fungsi link kanonik untuk model Poisson adalah fungsi logaritmik, maka Persamaan 2.4 menjadi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \log(\mu_t) = & \beta_0 + \sum_{j=1}^p \phi_j \{ \log y_{t-j}^* - \beta_0 \} \\ & + \sum_{j=1}^q \theta_j \left\{ \log \frac{y_{t-j}^*}{\mu_{t-j}} \right\}. \end{aligned} \quad (2.5)$$

dengan $y_{t-j}^* = \max(y_{t-j}, c)$ dan $0 < c \leq 1$. Jika terdapat nilai 0 pada nilai y_{t-j} maka akan diganti dengan c .

2.9 Model Binomial Negatif GARMA (p, q)

Model Binomial Negatif GARMA (p, q) dikembangkan berdasarkan model GARMA (p, q) dengan pendekatan distribusi Binomial Negatif. Misalkan $y_t | F_{t-1} \sim NB(k, \mu_t)$ maka [15]:

$$\begin{aligned} f(y_t | F_{t-1}) = & \exp \left(y_t \log \left\{ \frac{k\mu_t}{k\mu_t + 1} \right\} - \frac{1}{k} \log \left\{ \frac{1}{k\mu_t + 1} \right\} \right. \\ & \left. + \log \left\{ \frac{I' \left(y_t + \frac{1}{k} \right)}{I' \left(\frac{1}{k} \right) I' (y_t + 1)} \right\} \right). \end{aligned}$$

Fungsi link untuk model Binomial Negatif adalah fungsi logaritmik, maka Persamaan 2.4 menjadi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \log(\mu_t) = & \beta_0 + \sum_{j=1}^p \phi_j \{ \log y_{t-j}^* - \beta_0 \} \\ & + \sum_{j=1}^q \theta_j \left\{ \log \frac{y_{t-j}^*}{\mu_{t-j}} \right\}. \end{aligned} \quad (2.6)$$

dengan $y_{t-j}^* = \max(y_{t-j}, c)$ dan $0 < c \leq 1$. Jika terdapat nilai 0 pada nilai y_{t-j} maka akan diganti dengan c .

2.10 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Metode *Maximum Likelihood Estimation* adalah metode yang memaksimalkan fungsi *Likelihood*. Metode MLE digunakan untuk menduga parameter, adapun fungsi *Likelihood* $L(\theta)$ sebagai berikut [16]:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta).$$

Misal diketahui Populasi $X \sim f(x|\theta)$, maka langkah-langkah metode MLE sebagai berikut:

1. Ambil n sampel random x_1, x_2, \dots, x_n yang berdistribusi sama dengan X .
2. Buat fungsi *Likelihood* yaitu fungsi distribusi peluang bersama dari x_1, x_2, \dots, x_n

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n|\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta).$$

3. Maksimumkan fungsi *Likelihood* terhadap θ

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta} = 0$$

sehingga didapat $\hat{\theta}$ atau dengan $\ln L(\theta)$ dimana

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i|\theta).$$

kemudian dimaksimumkan terhadap θ

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} = 0$$

yang kemudian didapat $\hat{\theta}$.

karena saat menggunakan metode MLE tidak menghasilkan bentuk *close form* (bentuk yang langsung terdapat penyelesaiannya), maka dilanjutkan dengan iterasi numerik yaitu menggunakan *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS).

2.11 Algoritma IRLS

Estimasi model GARMA telah dilakukan dengan menggunakan MLE kemudian dilanjutkan dengan iterasi numerik yaitu IRLS [5]. Misalnya parameter yang di estimasi dinotasikan sebagai berikut $\gamma^T = (\beta^T, \theta^T, \phi^T)$. Adapun langkah-langkah algoritma IRLS secara umum sebagai berikut [7]:

1. Tetapkan iterasi ke $k = 0$ dan berikan nilai awal $\beta^{(0)}, \phi^{(0)}, \theta^{(0)}$ untuk parameter β, ϕ, θ
2. Tetapkan iterasi ke $k = k + 1$, dan hitung

- a. $\eta_t^{(k)} = g(y_t^*) = \log(y_t^*) \quad , t \leq m.$

$$\mu^{(k)} = e^{\eta^{(k)}}.$$

$$\left(\frac{\partial \eta}{\partial \mu}\right)^{(k)} = \frac{1}{\mu^{(k)}}.$$

$$V(\mu)^{(k)} = \text{varian}.$$

$$w^{-1} = \left(\frac{\partial \eta}{\partial \mu}\right)^2 V(\mu).$$

- b. Turunan $\left(\frac{\partial \eta}{\partial \gamma}\right)^{(k)} = \left(\frac{\partial \eta}{\partial \beta}, \frac{\partial \eta}{\partial \phi}, \frac{\partial \eta}{\partial \theta}\right)^{(k)}.$

- c. $w^{(k)} = ((w^{-1})^{-1})^{(k)}$

$$= \left(\left(\left(\frac{\partial \eta}{\partial \mu} \right)^2 V(\mu) \right)^{-1} \right)^{(k)}$$

$$= \left(\left(\frac{\partial \mu}{\partial \eta} \right)^2 \frac{1}{V(\mu)} \right)^{(k)}$$

- d. $z^{(k)} = \frac{\partial \eta}{\partial \gamma} \gamma + (y_t - \mu_t) \frac{\partial \eta}{\partial \mu}.$

$$= \left(\frac{\partial \eta}{\partial \beta}\right)^{(k)} \beta^{(k)} + \left(\frac{\partial \eta}{\partial \phi}\right)^{(k)} \phi^{(k)} + \left(\frac{\partial \eta}{\partial \theta}\right)^{(k)} \theta^{(k)} + (y_t - \mu_t) \frac{\partial \eta}{\partial \mu}.$$

3. Estimasi $\gamma^{(k+1)}$ dengan meregresikan $z^{(k)}$ pada $\left(\frac{\partial \eta_t}{\partial \gamma}\right)^{(k)}$ dengan bobot $w^{(k)}$

$$\gamma^{(k+1)} = I^{-1}(\gamma^{(k)}) \left(\frac{\partial \eta_t}{\partial \gamma}\right)^{(k)} w^{(k)} z^{(k)}.$$

dengan $I(\gamma) = -E \left(\frac{\partial^2 l}{\partial \beta \partial \gamma^T}\right) = \frac{1}{V(\mu)} \left(\frac{\partial \eta^T}{\partial \gamma}\right) W \left(\frac{\partial \eta}{\partial \gamma^T}\right)$ adalah

matriks Informasi Fisher, $W = \text{diag}(w_t)$.

4. Update k ke $k + 1$ dan ulangi langkah 1 dan 2 sampai estimasi parameter konvergen yaitu $|\hat{\gamma}_{k+1} - \hat{\gamma}_k| < \varepsilon$.

2.12 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria model terbaik yang digunakan pada Tugas Akhir ini adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC). AIC adalah penduga kualitas relatif dari model statistik untuk sekumpulan data yang diberikan. Diberikan beberapa model untuk data, AIC memperkirakan kualitas masing-masing model maka AIC menyediakan sarana untuk pemilihan model. AIC dibentuk berdasarkan teori informasi, dalam memperkirakan jumlah informasi yang hilang oleh suatu model AIC berurusan dengan pertukaran antara kebaikan model dan kesederhanaan model tersebut. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut [12] :

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\theta}) + 2M. \quad (2.7)$$

dengan $L(\hat{\theta})$ adalah nilai maksimum dari fungsi *likelihood* untuk model, dan M adalah jumlah parameter pada model.

AIC dikembangkan oleh Akaike pada tahun 1973 untuk memperkirakan perbedaan *Kullback-Leibler* yang diharapkan antara model yang menghasilkan data dan kandidat model yang cocok. AIC digunakan karena metode ini mempertimbangkan banyaknya

parameter dalam model dan dapat digunakan untuk membandingkan model dengan distribusi probabilitas. Pemilihan model yang terbaik yaitu dengan model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.13 Perumusan Model dan Peramalan GARMA

Model GARMA bisa digunakan untuk peramalan apabila jika model tersebut sudah memadai. Tahap peramalan untuk model peramalan adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi Model

Identifikasi model GARMA dilakukan untuk mendapatkan model GARMA. Model GARMA merupakan model sementara ARMA. Model sementara ARMA didapatkan dengan *time series plot* kemudian mengidentifikasi apakah terdapat trend atau musiman, selanjutnya plot ACF dan plot PACF dengan menganggap data telah stasioner karena model GARMA dapat mengakomodasi model yang tidak stasioner. Apabila terdapat beberapa model dari analisa plot ACF dan maka dilakukan *overfitting* dengan memilih model yang layak digunakan dan nilai errornya terkecil. Model ARMA yang didapat dari *overfitting* menjadi model GARMA yang selanjutnya di estimasi parameter.

2. Estimasi Parameter

Setelah melakukan identifikasi selanjutnya adalah mengestimasi parameter model GARMA (p, q) dengan modelnya diperoleh dari *overfitting* model ARMA. Metode yang digunakan untuk estimasi adalah *maximum likelihood* yang dilanjutkan dengan IRLS. Parameter yang diestimasi yaitu misalnya γ yang mencakup koefisien regresi (β) , koefisien *autoregressive* (ϕ) dan koefisien *moving average* (θ) . Nilai estimasi didapatkan dengan bantuan software GARMA Toolbox MATLAB 2013a, selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter menggunakan uji-t dengan $\alpha = 5\%$ [17]. Pengujian signifikansi parameter dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \phi_p = 0$ (parameter ϕ_p tidak signifikan dalam model)

$H_1: \phi_p \neq 0$ (parameter ϕ_p signifikan dalam model)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)}. \quad (2.8)$$

dengan,

$\hat{\phi}_p$: parameter hasil estimasi

$SE(\hat{\phi}_p)$: standar error estimasi parameter

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}-n-1}$ maka H_0 ditolak, yang berarti bahwa model signifikan.

3. Peramalan

Langkah yang terakhir adalah melakukan peramalan terhadap data yang telah ditentukan. Model yang diperoleh adalah sebuah model pendekatan terhadap kasus kriminalitas pencurian.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijabarkan mengenai langkah-langkah dalam penelitian, diantaranya sebagai berikut:

3.1 Sumber Data

Pada penelitian ini digunakan data pada Lampiran A yaitu data jumlah kejadian Kriminalitas pencurian yang terjadi di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018 dengan jumlah data sebanyak 64 bulan. Data tersebut diperoleh dari laporan masyarakat tentang pencurian yang dicatat oleh pihak Polrestabes kota Surabaya.

3.2 Variabel Penelitian

Pada penelitian ini, variabel yang digunakan adalah variabel Y1, Y2, Y3, Y4 dengan,

Y1 : Jumlah kejadian kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Pusat,

Y2 : Jumlah kejadian kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Timur,

Y3 : Jumlah kejadian kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Barat,

Y4 : Jumlah kejadian kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Selatan.

Tabel pengamatan Y1, Y2, Y3, dan Y4 dapat dilihat pada Tabel 3.1.

3.3 Metode Penelitian

Metode dan tahap penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data jumlah terhadap studi kasus kejadian Kriminalitas Pencurian yang terjadi di wilayah Polrestabes Kota Surabaya pada bulan Januari 2013–April 2018 dengan sumber data yang diperoleh dari Polrestabes Surabaya.

2. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk mendukung penelitian. Bahan-bahan referensi yang digunakan berupa buku, jurnal, tugas akhir, thesis dan juga media elektronik(internet) yang sesuai dan berhubungan dengan permasalahan yang dibahas.

3. Melakukan analisa deskriptif terhadap Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 berupa:
 - a. Menghitung nilai *mean*, *se mean*, varian, standar deviasi, nilai minimum dan nilai maximum dengan *software* minitab.
 - b. *time series plot* Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 dengan minitab.
 - c. Menentukan apakah terdapat musiman, outlier atau trend.
4. Tahapan pembentukan model peramalan dengan menggunakan model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) yaitu:
 - a. Melakukan identifikasi model GARMA (p, q) yaitu dengan menentukan model sementara ARMA (p, q) . Model sementara ARMA didapatkan dari plot ACF pada Persamaan 2.1 dan PACF pada Persamaan 2.2.
 - b. Estimasi parameter model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) dengan bantuan GARMA *Toolbox* MATLAB 2013a [18] dan uji signifikansi parameter menggunakan uji t pada Persamaan 2.8.
 - c. Mensubtitusi hasil estimasi parameter GARMA (p, q) pada model Poisson GARMA (p, q) pada persamaan 2.5 dan Binomial Negatif GARMA (p, q) pada persamaan 2.6.
 - d. Menerapkan model peramalan Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) .
5. Melakukan analisa model peramalan dengan membandingkan tingkat akurasi antara model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) dengan memilih nilai AIC yang terendah. Nilai AIC didapat dari Persamaan (2.7).
6. Penarikan kesimpulan

Setelah langkah 1 hingga 5 dilakukan, maka dilakukan penarikan kesimpulan dari pembahasan yang sudah dilakukan sebelumnya.
7. Penulisan Laporan Tugas Akhir

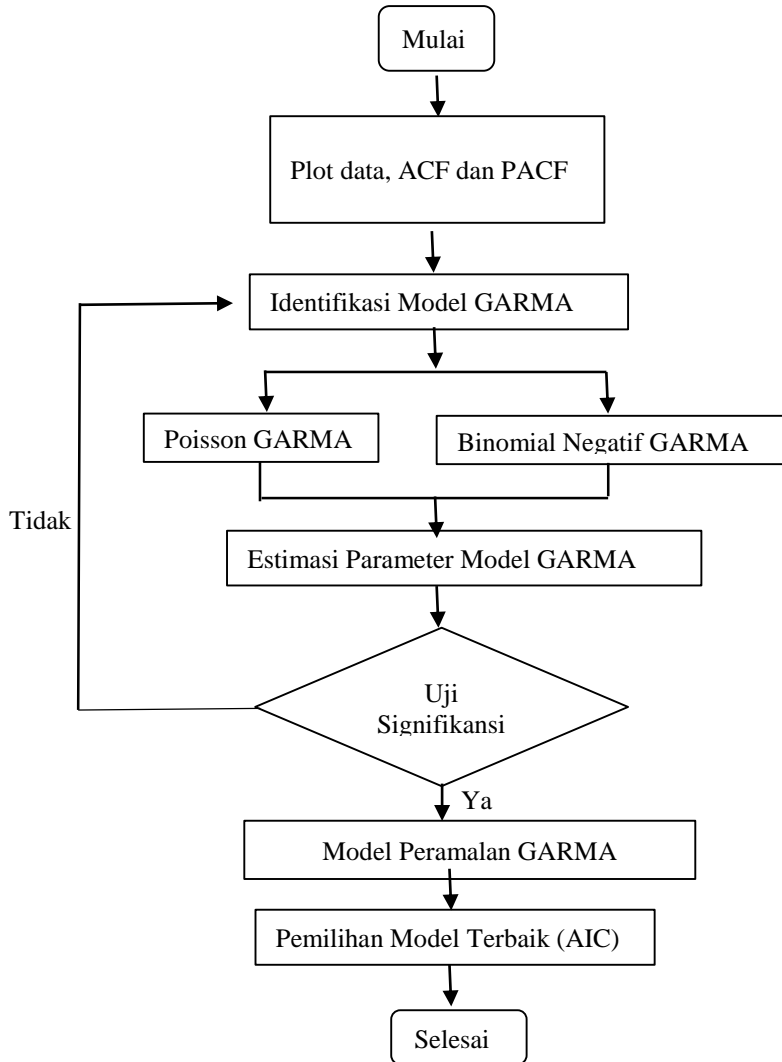
Penulisan laporan tugas akhir dilakukan dari awal dilakukan penelitian hingga waktu yang telah ditentukan.

Tabel 3.1 Tabel Pengamatan Variabel Y1, Y2, Y3, dan Y4.

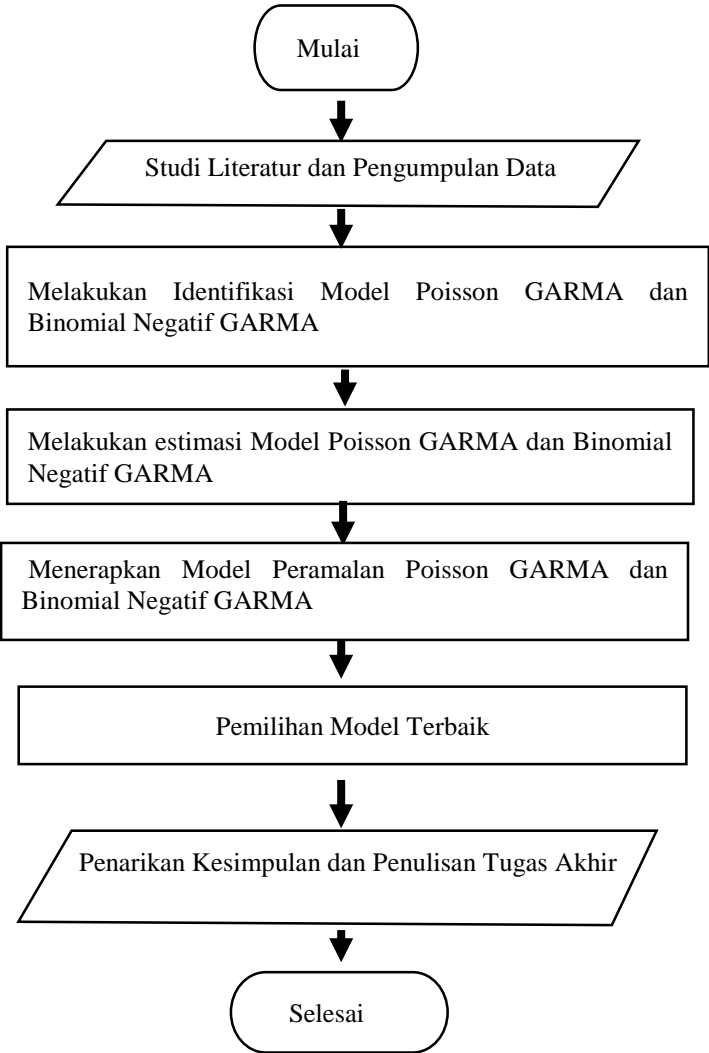
Tahun	Bulan	Y1	Y2	Y3	Y4
2013	Januari	$Y1_1$	$Y2_1$	$Y3_1$	$Y4_1$
	Februari	$Y1_2$	$Y2_2$	$Y3_2$	$Y4_2$
	Maret	$Y1_3$	$Y2_3$	$Y3_3$	$Y4_3$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	$Y1_{12}$	$Y2_{12}$	$Y3_{12}$	$Y4_{12}$
2014	Januari	$Y1_{13}$	$Y2_{13}$	$Y3_{13}$	$Y4_{13}$
	Februari	$Y1_{14}$	$Y2_{14}$	$Y3_{14}$	$Y4_{14}$
	Maret	$Y1_{15}$	$Y2_{15}$	$Y3_{15}$	$Y4_{15}$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	$Y1_{24}$	$Y2_{24}$	$Y3_{24}$	$Y4_{24}$
2015	Januari	$Y1_{25}$	$Y2_{25}$	$Y3_{25}$	$Y4_{25}$
	Februari	$Y1_{26}$	$Y2_{26}$	$Y3_{26}$	$Y4_{26}$
	Maret	$Y1_{27}$	$Y1_{27}$	$Y1_{27}$	$Y1_{27}$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	$Y1_{36}$	$Y2_{36}$	$Y3_{36}$	$Y4_{36}$
2016	Januari	$Y1_{37}$	$Y2_{37}$	$Y3_{37}$	$Y4_{37}$
	Februari	$Y1_{38}$	$Y2_{38}$	$Y3_{38}$	$Y4_{38}$
	Maret	$Y1_{39}$	$Y2_{39}$	$Y3_{39}$	$Y4_{39}$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	$Y1_{48}$	$Y2_{48}$	$Y3_{48}$	$Y4_{48}$
2017	Januari	$Y1_{49}$	$Y2_{49}$	$Y3_{49}$	$Y4_{49}$
	Februari	$Y1_{50}$	$Y2_{50}$	$Y3_{50}$	$Y4_{50}$
	Maret	$Y1_{51}$	$Y2_{51}$	$Y3_{51}$	$Y4_{51}$
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	$Y1_{60}$	$Y2_{60}$	$Y3_{60}$	$Y4_{60}$
2018	Januari	$Y1_{61}$	$Y2_{61}$	$Y3_{61}$	$Y4_{61}$
	Februari	$Y1_{62}$	$Y2_{62}$	$Y3_{62}$	$Y4_{62}$
	Maret	$Y1_{63}$	$Y2_{63}$	$Y3_{63}$	$Y4_{63}$
	April	$Y1_{64}$	$Y2_{64}$	$Y3_{64}$	$Y4_{64}$

3.4 Diagram Alir

Tahapan peramalan model GARMA disajikan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 3.1 dan penelitian Tugas Akhir disajikan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 3.2.



Gambar 3.1 Diagram Alir Peramalan Model GARMA



Gambar 3. 2 Diagram Alir Pengerjaan Tugas Akhir

BAB IV ANALISA DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas mengenai peramalan model Poisson GARMA dan Binomial Negatif GARMA dengan mengaplikasikan pada data jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Polrestabes Kota Surabaya kemudian memilih model terbaik.

4.1 Analisis Deskriptif

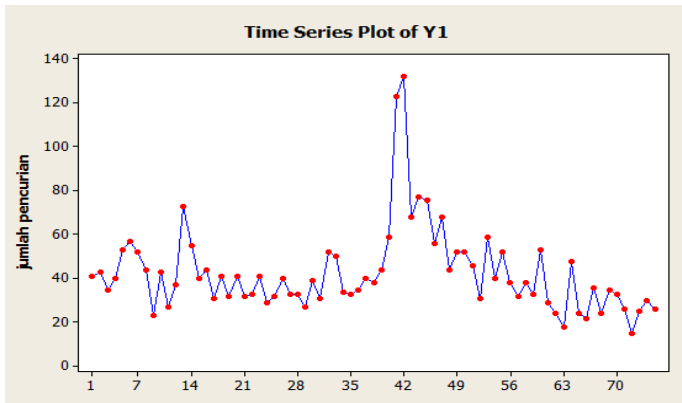
Analisis deskriptif jumlah kriminalitas pencurian di Wilayah Polrestabes Kota Surabaya yaitu di Surabaya Pusat, Surabaya Timur, Surabaya Barat, dan Surabaya Selatan dijelaskan menggunakan statistik deskriptif dan plot *time series*. Statistik deskriptif meliputi rata-rata (*mean*), standar deviasi, varian, minimum dan maksimum. Hasil statistik deskriptif ditunjukkan pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Stastistik Deskriptif Data Jumlah Kriminalitas Pencurian di Wilayah Polrestabes Kota Surabaya Januari 2013-Maret 2019.

Variabel	Mean	Standar deviasi	Varian	Min	Max
Y1	42,56	19,364	374,979	15	132
Y2	26,56	17,19	295,358	1	143
Y3	13,880	6,586	43,377	4	43
Y4	33,01	16,82	283,013	9	114

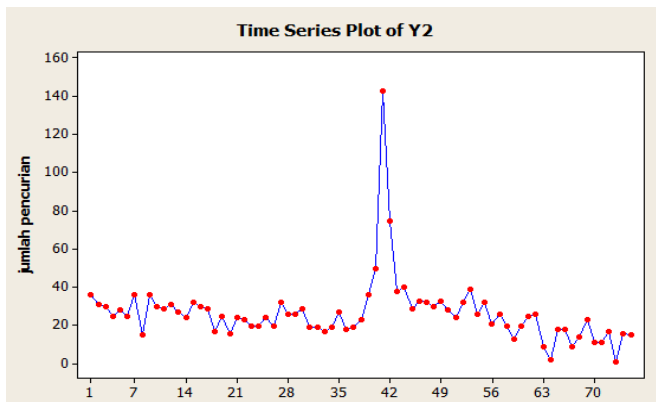
Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah kriminalitas pencurian tertinggi di wilayah Surabaya Pusat sebesar 42,56 diikuti dengan Surabaya Selatan sebesar 33,01. Kasus kriminalitas setiap bulannya mengalami perubahan jumlah baik menurun maupun meningkat yang disebabkan banyak faktor. Pada Gambar 4.1 terlihat data kasus kriminalitas pencurian bulan Januari 2013-Maret 2019 di wilayah Surabaya Pusat dengan tingkat pencurian tertinggi terjadi pada bulan Mei dengan sebanyak 132 kasus kejadian kriminalitas pencurian sedangkan kasus terendah sebanyak 15 kasus pada bulan Desember 2018. Selama periode Januari 2013-Maret 2019

kasus pencurian kriminalitas memiliki rata-rata 42,56 dan nilai ragam sebesar 374,979.



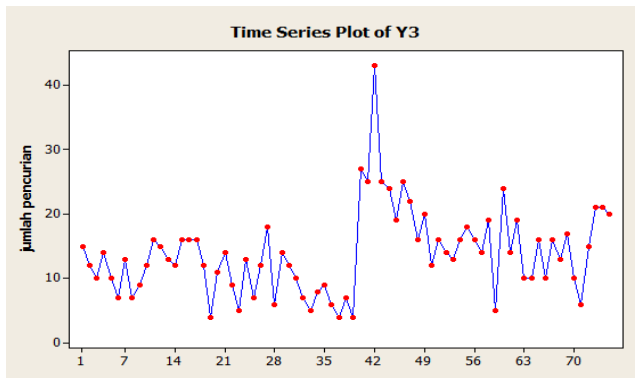
Gambar 4.1 *Time series plot Y1*

Pada Gambar 4.2 terlihat data kasus kriminalitas pencurian bulan Januari 2013-Maret 2019 di wilayah Surabaya Timur dengan kejadian pencurian tertinggi terjadi pada bulan Mei 2016 yaitu sebanyak 143 kasus kejadian kriminalitas pencurian sedangkan kasus terendah sebanyak 1 kasus pada bulan Januari 2019. Selama periode Januari 2013-Maret 2019 kasus pencurian kriminalitas memiliki rata-rata 26,56 dan nilai ragam sebesar 295,358.

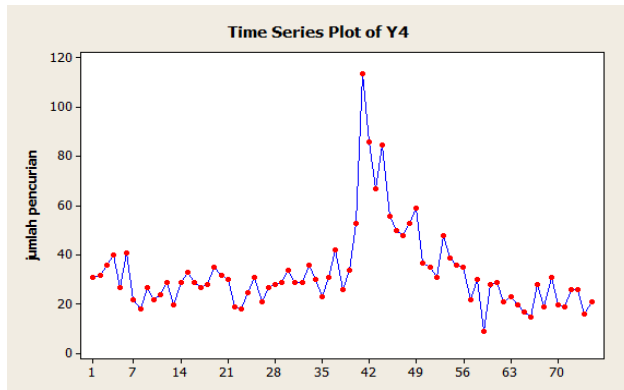


Gambar 4.2 *Time series plot Y2*

Sedangkan pada Gambar 4.3 terlihat data kasus kriminalitas pencurian bulan Januari 2013-Maret 2019 di wilayah Surabaya Barat dengan pencurian tertinggi terjadi pada bulan Juni 2016 sebanyak 43 kasus kejadian kriminalitas pencurian dan kasus terendah sebanyak 4 kasus pada bulan Juli 2014, Januari 2016, Maret 2016. Selama periode Januari 2013-Maret 2019 kasus pencurian kriminalitas memiliki rata-rata 13,88 dan nilai ragam sebesar 43,37.



Gambar 4.3 *Time series plot Y3*



Gambar 4.4 *Time series plot Y4*

Kemudian pada Gambar 4.4 terlihat data kasus kriminalitas pencurian bulan Januari 2013-Maret 2019 di wilayah Surabaya Selatan dengan kasus pencurian tertinggi terjadi pada bulan Mei 2016

dengan sebanyak 114 kasus kejadian kriminalitas pencurian sedangkan kasus terendah sebanyak 9 kasus pada bulan Nopember 2017. Selama periode Januari 2013-Maret 2019 kasus pencurian kriminalitas memiliki rata-rata 33,01 dan nilai ragam sebesar 283,013.

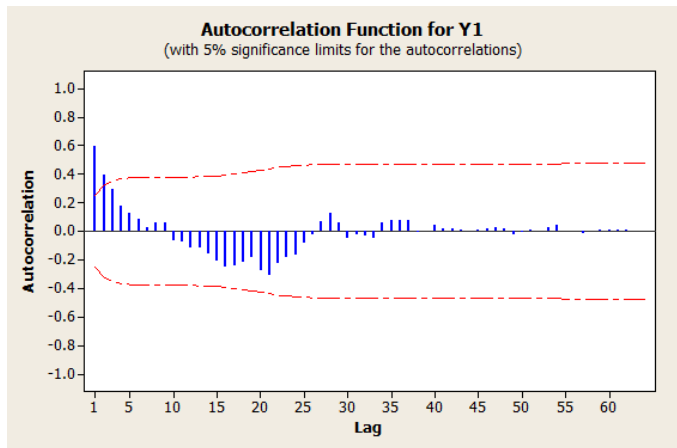
Berdasarkan Gambar 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 tidak terdapat pola musiman yang berulang, trend naik atau turun, tetapi terdapat titik yang sangat ekstrim. Titik ekstrem tersebut adalah outlier, setelah di identifikasi tidak ada kejadian khusus yang menyebabkan terjadi lonjakan yang sangat tinggi pada waktu itu.

4.2 Model Peramalan dengan model Poisson GARMA dan model Binomial Negatif GARMA

Model peramalan dengan model Poisson GARMA dan model Binomial Negatif GARMA didapatkan dengan mengidentifikasi model GARMA kemudian di estimasi dan uji signifikansi parameter dilanjutkan dengan menerapkan model tersebut.

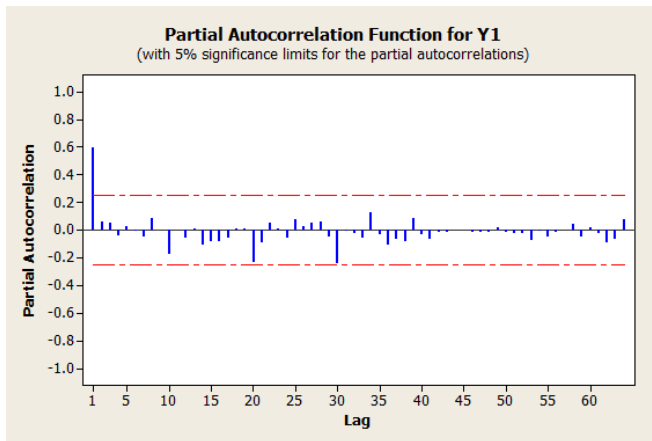
4.2.1 Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Pusat

Tahap pertama adalah melakukan identifikasi model GARMA. Model GARMA (p, q) diperoleh dari model sementara ARMA (p, q) . Model sementara ARMA (p, q) dilakukan dengan plot ACF dan PACF terhadap data yang sudah stasioner varian dan *mean*.



Gambar 4.5 Plot ACF Y1

Berdasarkan *time series plot* pada Gambar 4.1 data yang digunakan telah stasioner dalam varian karena tidak terdapat tren atau musiman. Plot ACF pada Gambar 4.4 dan PACF pada Gambar 4.5 turun secara cepat menuju nol yang berarti data sudah stasioner dalam *mean* sehingga tidak perlu dilakukan *differencing*. Plot ACF yang ditunjukkan pada Gambar 4.5 dan plot PACF yang dapat dilihat pada Gambar 4.6. Berdasarkan plot ACF terdapat 2 *lag* yang signifikan dan pada plot PACF terdapat 1 *lag* yang signifikan. *Lag* yang signifikan merupakan *lag* yang melewati garis merah putus-putus atau selang kepercayaan (rumusnya dapat dilihat di LAMPIRAN K). Plot ACF digunakan menentukan ordo *q*, sedangkan plot PACF menentukan ordo *p* pada model ARMA (*p, q*). Sehingga model sementara ARMA yang didapat adalah ARMA (1,2) tetapi terdapat kemungkinan model yang lain yaitu ARMA (0,1), ARMA (0,2), ARMA (1,0), ARMA (1,1).



Gambar 4.6 Plot PACF Y1

Terdapat beberapa model yang mungkin maka dilakukan *overfitting*, dipilih model yang layak digunakan dan nilai *error* terkecil. Tidak perlu dilakukan uji normalitas dan *white noise* karena model GARMA dikembangkan untuk residual tidak berdistribusi normal.

Tabel *overfitting* model ARMA (p, q) untuk Y1 dapat dilihat pada LAMPIRAN B Tabel B.1. Hasil yang diperoleh adalah model sementara ARMA (1,0) dengan semua parameternya signifikan dan nilai *error* terkecil. Sehingga didapatkan model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0).

Setelah didapatkan model GARMA kemudian di estimasi parameter model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0) menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) yang dilanjutkan dengan IRLS. Estimasi tersebut dapat menggunakan bantuan *software* GARMA Toolbox MATLAB 2013a. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.2

Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model GARMA Y1

Model	Koef	SE Koef
Poisson GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.735$ $\phi = 0.606$	0.046 0.047
Binomial Negatif GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.785$ $\phi = 0.595$	0.095 0.098

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter pada model dengan $\alpha=5\%$ menggunakan uji-t sebagai berikut:

Pengujian parameter model Poisson GARMA (1,0) sebagai berikut:

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{3.735}{0.046} = 81.19565$$

dengan tabel distribusi t (lihat LAMPIRAN J) diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.606}{0.047} \\ &= 12.89362 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

dan pengujian parameter model Binomial Negatif GARMA (1,0) adalah sebagai berikut:

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{3.785}{0.095} \\ &= 39.84211 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.595}{0.098} \\ &= 6.071429 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

Sehingga didapatkan model Poisson GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Pusat sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1 \{ \log y_{t-1}^* - \beta_0 \}) \\ \mu_t &= \exp(3.735 + 0.606 \{ \log y_{t-1}^* - 3.735 \}) \\ &= \exp(3.735 - (0.606 \times 3.735) + 0.606 \{ \log y_{t-1}^* \}) \\ \mu_t &= \exp(1.472 + 0.606 \{ \log y_{t-1}^* \}). \end{aligned}$$

dengan rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Pusat pada bulan ke- t merupakan eksponensial dari 1.472 ditambah dengan 0.606 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Pusat.

Model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Pusat sebagai berikut:

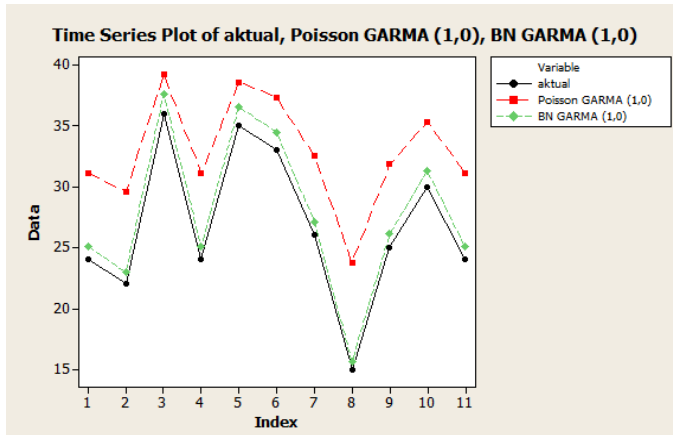
$$\begin{aligned} \mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1 \{ \log y_{t-1}^* - \beta_0 \}) \\ \mu_t &= \exp(3.785 + 0.595 \{ \log y_{t-1}^* - 3.785 \}) \\ &= \exp(3.785 - (0.595 \times 3.785) + 0.595 \{ \log y_{t-1}^* \}) \\ \mu_t &= \exp(1.5329 + 0.595 \{ \log y_{t-1}^* \}). \end{aligned}$$

dengan rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Pusat pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 1.5329 ditambah dengan 0.595 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya di.

Selanjutnya dilakukan peramalan jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Pusat dengan menggunakan model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0). Hasil ramalan dapat dilihat pada Tabel 4.3 dan grafik hasil peramalannya dapat dilihat pada Gambar 4.7. Pada Gambar 4.7 titik hitam merupakan nilai aktual, kotak merah adalah hasil peramalan dengan model Poisson GARMA (1,0), dan segitiga hijau menunjukkan hasil ramalan dengan model Binomial Negatif GARMA (1,0). Terlihat bahwa model Binomial Negatif GARMA (1,0) lebih mendekati nilai aktual daripada model Poisson GARMA (1,0).

Tabel 4.3 Tabel Peramalan Model GARMA Y1

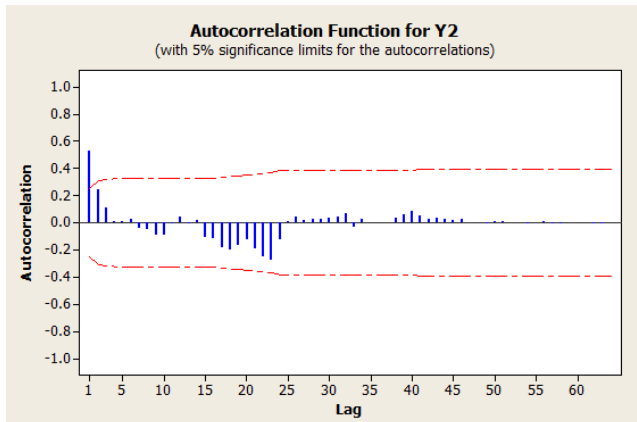
Aktual	Poisson GARMA	Binomial Negatif GARMA
24	31.1005	25.0542
22	29.5944	22.9663
36	39.1945	37.5822
24	31.1005	25.0542
35	38.5696	36.5382
33	37.2964	34.4502
26	32.5536	27.1422
15	23.7859	15.6585
25	31.8333	26.0982
30	35.3226	31.3182
AIC	740.2042	591.540



Gambar 4.7 Peramalan Model GARMA Y1

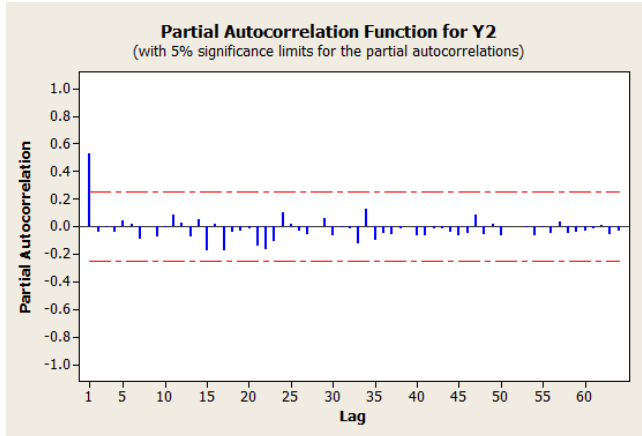
4.2.2 Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Timur

Pada tahap ini dilakukan plot ACF dan PACF untuk Surabaya Timur. Plot ACF ditunjukkan pada Gambar 4.8 dan plot PACF ditunjukkan pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean* dan varian. Data sudah stasioner dalam varian yang dapat dilihat dari *time series plot* Gambar 4.2 dimana tidak ada tren atau musiman, sedangkan stasioner dalam



Gambar 4.8 Plot ACF Y2

mean dapat dilihat pada Gambar 4.8 dan Gambar 4.9 bahwa *lag* sudah turun cepat menuju nol sehingga tidak perlu *differencing*. Pada plot ACF terdapat 1 *lag* yang signifikan dan pada plot PACF terdapat 1 *lag* yang signifikan sehingga model sementara yang didapat adalah ARMA (1,1) tetapi terdapat kemungkinan model lain yaitu ARMA (0,1), ARMA (1,0).



Gambar 4.9 Plot PACF Y2

Terdapat beberapa model sementara ARMA (p, q) maka selanjutnya dilakukan *overfitting* untuk menentukan model ARMA (p, q) yang digunakan untuk model GARMA (p, q). Tabel *overfitting* Y2 dapat dilihat di LAMPIRAN B Tabel B.2, dipilih model yang layak digunakan (semua parameter signifikan) dan nilai *error* yang terkecil. Didapatkan model ARMA (1,0). Sehingga model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0).

Tabel 4. 4 Estimasi Parameter Model GARMA Y2

Model	Koef	SE Koef
Poisson GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.225$ $\phi = 0.454$	0.043 0.046
Binomial Negatif GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.308$ $\phi = 0.420$	0.091 0.100

Selanjutnya di estimasi parameternya dengan bantuan *software* GARMA *Toolbox* MATLAB 2013a. Hasil estimasi parameter ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Setelah itu dilakukan pengujian signifikan parameter yang dapat dilihat pada LAMPIRAN E. Berdasarkan hasil uji, parameter model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) menunjukkan signifikan sehingga model Poisson GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Timur sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1\{\log y_{t-1}^* - \beta_0\}) \\ \mu_t &= \exp(3.225 + 0.454\{\log y_{t-1}^* - 3.225\}) \\ &= \exp(3.225 - (0.454 \times 3.225) + 0.454\{\log y_{t-1}^*\}) \\ \mu_t &= \exp(1.7609 + 0.454\{\log y_{t-1}^*\}).\end{aligned}$$

dengan interpretasinya adalah rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Timur pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 1.7609 ditambah dengan 0.454 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Timur.

Sedangkan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Timur sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1\{\log y_{t-1}^* - \beta_0\}) \\ \mu_t &= \exp(3.308 + 0.420\{\log y_{t-1}^* - 3.308\}) \\ &= \exp(3.308 - (0.420 \times 3.308) + 0.420\{\log y_{t-1}^*\}) \\ \mu_t &= \exp(1.9186 + 0.420\{\log y_{t-1}^*\}).\end{aligned}$$

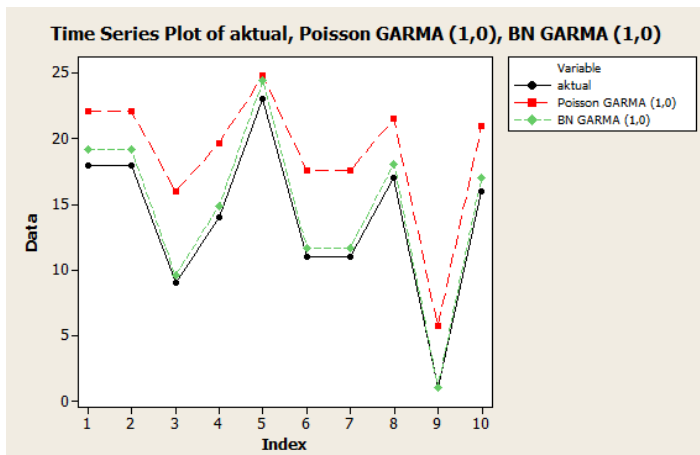
dengan interpretasinya adalah rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Timur pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 1.9186 ditambah dengan 0.420 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Timur.

Model yang telah didapat kemudian dilakukan peramalan dengan hasil ramalan dan nilai aktual dapat dilihat pada Tabel 4.5 dan grafik peramalannya dapat dilihat pada Gambar 4.10. Berdasarkan Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa model Binomial

Negatif GARMA (1,0) lebih mendekati nilai aktual daripada model Poisson GARMA (1,0).

Tabel 4.5 Tabel Peramalan Model GARMA Y2

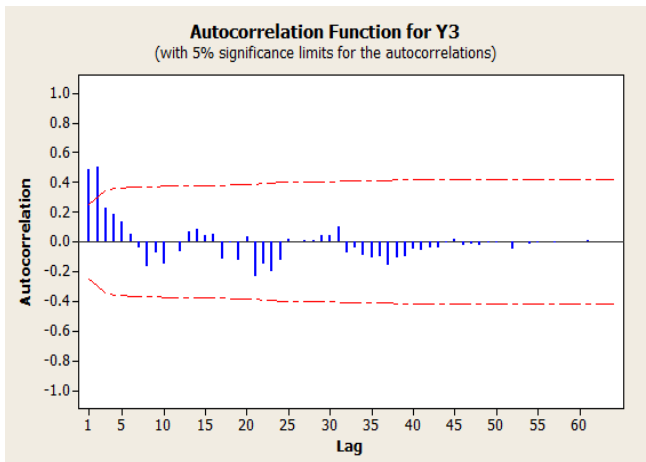
Aktual	Poisson GARMA	Binomial Negatif GARMA
18	22.1143	19.138
18	22.1143	19.138
9	15.9754	9.5685
14	19.6549	14.8854
23	24.8092	24.4556
11	17.5524	11.695
11	17.5524	11.695
17	21.5292	18.0754
1	5.6989	1.063
16	20.9255	17.0121
AIC	648.1806	566.9686



Gambar 4.10 Peramalan Model GARMA Y2

4.2.3 Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Barat

Pada tahap ini dilakukan identifikasi model dengan plot ACF dan PACF untuk menentukan model GARMA, ingat kembali bahwa model GARMA (p, q) didapat dari model sementara ARMA (p, q) . Data yang digunakan sudah stasioner dalam varian dan *mean*. Stasioner dalam varian dapat dilihat dari *time series plot* pada Gambar 4.3, tidak terdapat tren atau musiman.

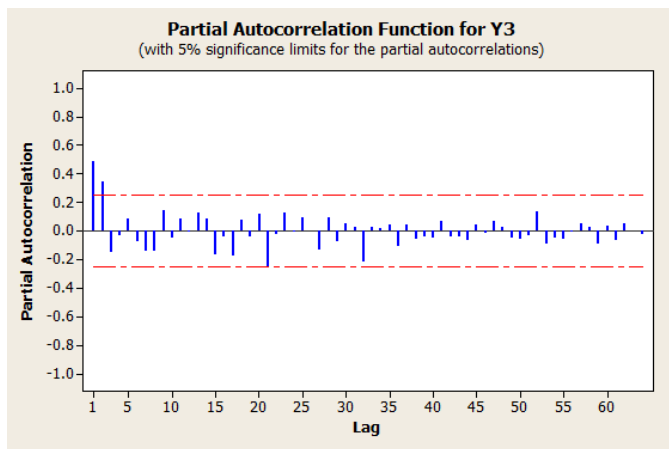


Gambar 4.11 Plot ACF Y3

Sedangkan stasioner *mean* dilihat berdasarkan plot ACF pada Gambar 4.11 dan plot PACF pada Gambar 4.12 dengan *lag* sudah turun cepat menuju nol. Plot ACF Y3 ditunjukkan pada Gambar 4.11, dapat dilihat terdapat 2 *lag* yang signifikan, dikatakan signifikan karena *lag* keluar selang kepercayaan.

Plot PACF Y3 ditunjukkan pada Gambar 4.12 dapat dilihat ada 2 *lag* pertama yang signifikan sehingga model sementara ARMA adalah ARMA (2,2) tetapi mungkin terdapat model lain yaitu ARMA (0,1), ARMA (0,2), ARMA (1,0), ARMA (1,1), ARMA (1,2), ARMA (2,0), ARMA (2,1).

Selanjutnya beberapa model tersebut dipilih 1 model yang layak dan nilai *error* terkecil yang dipilih. Tabel *overfitting* Y3 dapat dilihat pada LAMPIRAN C Tabel C. Hasilnya didapat model ARMA (0,1), diingat kembali hasil *overfitting* tidak perlu dilakukan uji normalitas dan *white noise* karena model GARMA dikembangkan untuk residual tidak berdistribusi normal. Sehingga model GARMA adalah Poisson GARMA (0,2) dan Binomial Negatif GARMA (0,2).



Gambar 4.12 Plot PACF Y3

Selanjutnya estimasi model GARMA yang dilakukan dengan MLE dilanjutkan dengan iterasi numerik IRLS dengan menggunakan bantuan *software* Toolbox GARMA MATLAB 2013a. Hasil estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model GARMA Y3

Model	Koef	SE Koef
Poisson GARMA (0,2)	$\beta_0 = 2.666$	0.053
	$\theta_1 = 0.287$	0.082
	$\theta_1 = 0.365$	0.082
Binomial Negatif GARMA (0,2)	$\beta_0 = 2.662$	0.079
	$\theta_1 = 0.263$	0.129
	$\theta_1 = 0.338$	0.132

Setelah estimasi parameter dilakukan, kemudian di uji signifikansi parameternya. Uji signifikansi dapat dilihat pada LAMPIRAN F buku ini. Setelah diuji signifikansi parameter didapatkan model Poisson GARMA (0,2) adalah sebagai berikut ini,

$$\mu_t = \exp \left(\beta_0 + \theta_1 \left\{ \log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}} \right\} + \theta_2 \left\{ \log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}} \right\} \right)$$

$$\mu_t = \exp \left(2.666 + 0.287 \left\{ \log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}} \right\} + 0.365 \left\{ \log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}} \right\} \right)$$

dengan interpretasinya adalah dengan rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Barat pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 2.666 ditambah dengan 0.287 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya dibagi rata-rata jumlah pencurian pada bulan sebelumnya ditambah 0.365 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada dua bulan sebelumnya dibagi rata-rata jumlah pencurian pada dua bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Barat.

Model untuk Binomial Negatif GARMA (0,2) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp \left(\beta_0 + \theta_1 \left\{ \log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}} \right\} + \theta_2 \left\{ \log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}} \right\} \right)$$

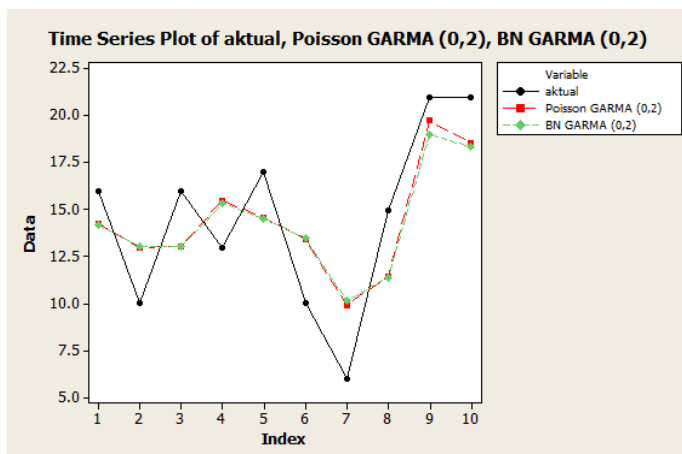
$$\mu_t = \exp \left(2.662 + 0.263 \left\{ \log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}} \right\} + 0.338 \left\{ \log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}} \right\} \right)$$

dengan interpretasinya adalah rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Barat pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 2.662 ditambah dengan 0.263 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya dibagi rata-rata jumlah pencurian pada bulan sebelumnya ditambah 0.338 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada dua bulan sebelumnya dibagi rata-rata jumlah pencurian pada dua bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Barat.

Selanjutnya setelah mendapatkan model, dilakukan peramalan modelnya. Hasil peramalan model Poisson GARMA (0,2) dan Binomial Negatif GARMA (0,2) dapat dilihat pada Tabel 4.7 dan gambar grafiknya dapat dilihat pada Gambar 4.13.

Tabel 4.7 Tabel Peramalan Model GARMA Y3

Aktual	Poisson GARMA	Binomial Negatif GARMA
16	14.2606	14.1792
10	13.0014	13.0570
16	13.0284	13.0119
13	15.5084	15.3254
17	14.5929	14.5256
10	13.4157	13.5095
6	9.9156	10.1448
15	11.4487	11.3917
21	19.7659	19.0332
21	18.5439	18.3486
AIC	491.5917	460.4512

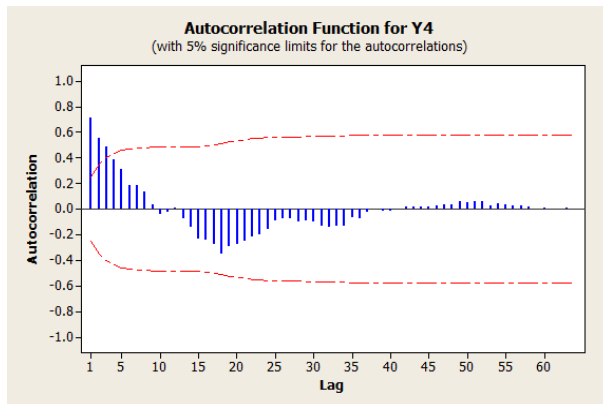


Gambar 4.13 Peramalan Model GARMA Y3

Berdasarkan Tabel 4.7 terlihat bahwa nilai ramalan dengan menggunakan model Binomial Negatif GARMA (0,2) dan Poisson GARMA (0,2) agak lebih jauh dari nilai aktualnya, hal tersebut juga dibuktikan dengan plot grafiknya. Hasil plotnya menunjukkan hasil ramalan dengan menggunakan Binomial Negatif GARMA (0,2) dan Poisson GARMA (0,2) berhimpit.

4.2.4 Model Peramalan Jumlah Kriminalitas Pencurian di Surabaya Selatan

Tahap awal menentukan model GARMA (p, q) adalah dengan identifikasi untuk mendapatkan model sementara ARMA (p, q) yang digunakan untuk model GARMA (p, q) . Data yang digunakan telah stasioner dalam varian dan *mean*. Stasioner dalam varian dilihat dari *time series plot* pada Gambar 4.4 yang tidak terdapat tren atau musiman. Sedangkan stasioner dalam *mean* dilihat dari plot ACF pada Gambar 4.14 dan plot PACF pada Gambar 4.15 dengan *lag* yang turun cepat menuju nol.

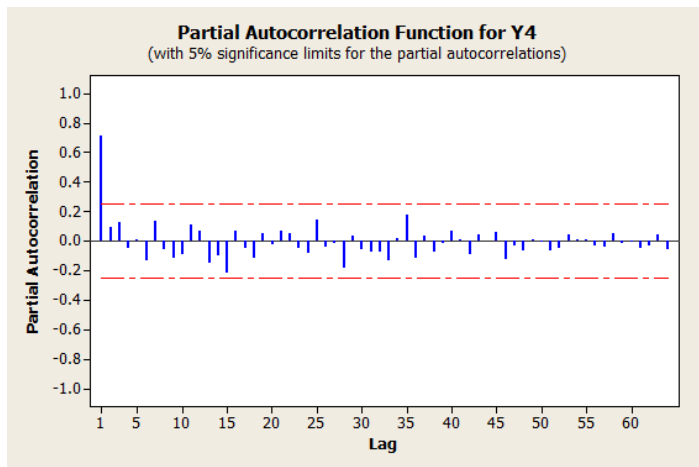


Gambar 4.14 Plot ACF Y4

Pada Gambar 4.14 dapat dilihat pada plot ACF terdapat 3 *lag* yang keluar selang kepercayaan, berarti 3 *lag* tersebut merupakan *lag* yang signifikan sedangkan Gambar 4.15 terlihat pada plot PACF terdapat 1 *lag* signifikan. Sehingga model sementara ARMA adalah ARMA (1,3) tetapi terdapat

kemungkinan untuk model lainnya yaitu ARMA (0,1), ARMA (0,2), ARMA (0,3), ARMA (1,0), ARMA (1,1), ARMA (1,2).

Selanjutnya dilakukan *overfitting* dengan tabelnya dapat dilihat pada LAMPIRAN D Tabel D. Berdasarkan tabel tersebut model ARMA yang layak digunakan dan errornya terkecil adalah ARMA (1,0). Sehingga didapatkan model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0).



Gambar 4. 15 Plot PACF Y4

Hasil estimasi parameter model Poisson GARMA (1,0) dan Binomial Negatif GARMA (1,0) dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 8 Estimasi Parameter Model GARMA Y4

Model	Koef	SE Koef
Poisson GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.464$ $\phi_1 = 0.687$	0.067 0.047
Binomial Negatif GARMA (1,0)	$\beta_0 = 3.540$ $\phi_1 = 0.689$	0.121 0.087

Setelah dilakukan estimasi parameter kemudian dilanjutkan dengan pengujian signifikansi parameternya.

Pengujian signifikansi menggunakan uji-t dengan $\alpha=5\%$ yang dapat dilihat pada LAMPIRAN G. sehingga didapatkan model Poisson GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Selatan dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1\{\log y_{t-1}^* - \beta_0\}) \\ \mu_t &= \exp(3.464 + 0.687\{\log y_{t-1}^* - 3.464\}) \\ &= \exp(3.464 - (0.687 \times 3.464) + 0.687\{\log y_{t-1}^*\}) \\ \mu_t &= \exp(1.0842 + 0.687\{\log y_{t-1}^*\}).\end{aligned}$$

dengan rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Selatan pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 1.0842 ditambah dengan 0.687 dikalikan log jumlah kejadian pencurian pada bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Selatan.

Model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk jumlah kriminalitas pencurian di wilayah Surabaya Selatan dapat ditulis sebagai berikut:

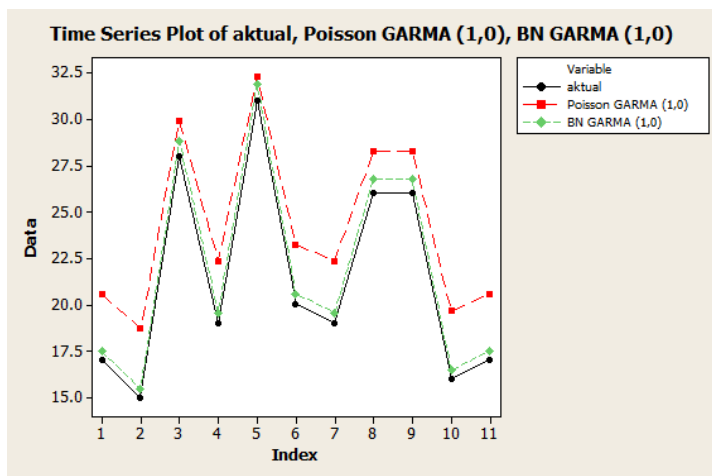
$$\begin{aligned}\mu_t &= \exp(\beta_0 + \phi_1\{\log y_{t-1}^* - \beta_0\}) \\ \mu_t &= \exp(3.540 + 0.689\{\log y_{t-1}^* - 3.540\}) \\ &= \exp(3.540 - (0.689 \times 3.540) + 0.689\{\log y_{t-1}^*\}) \\ \mu_t &= \exp(1.1009 + 0.689\{\log y_{t-1}^*\})\end{aligned}$$

dengan rata-rata jumlah pencurian di wilayah Surabaya Selatan pada bulan ke-t merupakan eksponensial dari 1.1009 ditambah dengan 0.689 dikalikan log jumlah kejadian pada bulan sebelumnya di wilayah Surabaya Selatan.

Hasil ramalan model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) dapat dilihat pada Tabel 4.9 sedangkan grafik data aktual dan ramalan dapat dilihat pada Gambar 4.16. pada Gambar 4.16 titik hitam merupakan nilai data aktualnya, kotak merah merupakan hasil ramalan menggunakan model Poisson GARMA (1,0) dan segitiga hijau adalah hasil ramalan menggunakan model Binomial Negatif GARMA (1,0). Gambar 4.16 memperlihatkan bahwa model Binomial Negatif GARMA (1,0) lebih mendekati bentuk plot data asli daripada Poisson GARMA (1,0).

Tabel 4. 9 Tabel Peramalan Model GARMA Y4

Aktual	Poisson GARMA	Binomial Negatif GARMA
17	20.8770	17.5070
15	19.1486	15.4473
28	29.4642	28.8357
19	22.5435	19.5668
31	31.6093	31.9253
20	23.3561	20.5966
19	22.5435	19.5668
26	27.9945	26.7759
26	27.9945	26.7759
16	20.0212	16.4772
AIC	631.3284	549.1699



Gambar 4.16 Peramalan Model GARMA Y4

4.3 Analisa Model Peramalan

Berdasarkan tahap-tahap sebelumnya kemudian dilakukan analisa model terbaik untuk setiap wilayah dan model terbaik pada wilayah Polrestabas Surabaya berdasarkan nilai AIC terendah.

Tabel 4.10 Tabel perbandingan AIC untuk semua wilayah

Variabel	Model	AIC
Y1	Poisson GARMA (1,0)	740.2042
	BN GARMA (1,0)	591.540
Y2	Poisson GARMA (1,0)	648.1806
	BN GARMA (1,0)	566.9686
Y3	Poisson GARMA (0,2)	491.5917
	BN GARMA (0,2)	460.4512
Y4	Poisson GARMA (1,0)	631.3284
	BN GARMA (1,0)	549.1699

Terlihat bahwa dari Gambar 4.13,4.14,4.15,4.16 dan tabel 4.10 model Binomial Negatif GARMA lebih baik daripada model Poisson GARMA. Model lebih baik adalah model yang cocok pada penelitian ini dengan ditentukan berdasarkan nilai AIC yang terendah. Model yang lebih baik untuk Y1 adalah model Binomial Negatif GARMA (1,0) dengan nilai AICnya 591.540, sedangkan untuk Y2 adalah model Binomial Negatif GARMA (1,0) dengan nilai AICnya 566.9686.

Kemudian model yang lebih baik untuk Y3 adalah model Binomial Negatif GARMA (0,2) dengan nilai AICnya 460.4512, sedangkan untuk Y4 adalah model Binomial Negatif GARMA (1,0) dengan nilainya AICnya 549.1699. Model yang baik diantara semua wilayah di Polrestabes kota Surabaya adalah model Binomial Negatif GARMA (0,2) dengan nilai AIC terendah yaitu 460.4512. Berdasarkan hasil analisa antara model Poisson GARMA (p, q) dan Binomial Negatif GARMA (p, q) didapatkan bahwa model Binomial Negatif GARMA (p, q) yang lebih cocok untuk kasus pada penelitian ini daripada model Poisson GARMA (p, q).

BAB V PENUTUP

Pada bab ini berisi kesimpulan dan saran tentang Tugas Akhir yang telah dikerjakan.

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. a Model Poisson GARMA (1,0) untuk Surabaya Pusat (Y1) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.472 + 0.606\{\log y_{t-1}^*\}).$$

dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk Surabaya Pusat (Y1) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.5329 + 0.595\{\log y_{t-1}^*\}).$$

- b. Model Poisson GARMA (1,0) untuk Surabaya Timur (Y2) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.7609 + 0.454\{\log y_{t-1}^*\}).$$

dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk Surabaya Timur (Y2) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.9186 + 0.420\{\log y_{t-1}^*\}).$$

- c. Model Poisson GARMA (0,2) untuk Surabaya Barat (Y3) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp\left(2.666 + 0.287\left\{\log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}}\right\} + 0.365\left\{\log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}}\right\}\right).$$

dan model Binomial Negatif GARMA (0,2) untuk Surabaya Barat (Y3) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp \left(2.662 + 0.263 \left\{ \log \frac{y_{t-1}^*}{\mu_{t-1}} \right\} + 0.338 \left\{ \log \frac{y_{t-2}^*}{\mu_{t-2}} \right\} \right).$$

- d. Model Poisson GARMA (1,0) untuk Surabaya Selatan (Y4) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.0842 + 0.687 \{ \log y_{t-1}^* \}).$$

dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk Surabaya Selatan (Y4) adalah sebagai berikut:

$$\mu_t = \exp(1.1009 + 0.689 \{ \log y_{t-1}^* \}).$$

2. Model Binomial Negatif GARMA lebih baik daripada model Poisson GARMA dengan,
 - a. Model terbaik untuk wilayah Surabaya Pusat, Surabaya Timur, dan Surabaya Selatan adalah model Binomial Negatif GARMA (1,0) sedangkan untuk Surabaya Barat adalah model Binomial Negatif GARMA (0,2).
 - b. Model terbaik untuk wilayah Polretabes kota Surabaya adalah model Binomial Negatif GARMA (0,2).

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya diberikan saran sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini tidak memodelkan outlier ataupun musiman sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya jika ada outlier ataupun musiman bisa dimodelkan untuk menambah pengembangan GARMA.
2. Data bisa menggunakan wilayah lain yang ada di Jawa Timur.
3. Data bisa menggunakan kasus lain dengan data berupa data *count*.

4. Pada penelitian ini tidak membahas penyebab model Binomial Negatif GARMA lebih baik daripada model Poisson GARMA yang berkaitan dengan *overdispersi*, sehingga pada penelitian selanjutnya bisa ditambahkan tentang *overdispersi* apabila hasil peramalan Binomial Negatif GARMA lebih baik daripada Poisson GARMA.
5. Pada penelitian ini tidak mempertimbangkan faktor yang berpengaruh pada jumlah kriminalitas pencurian, diharapkan penelitian selanjutnya mempertimbangkan faktor luar yang mungkin berpengaruh pada jumlah kriminalitas pencurian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] PT Justika Siar Publika, n.d. *Buku Kedua Kejahatan*. [Online] Available at: <https://www.hukumonline.com/> [diakses pada 25 Mei 2019]
- [2] Keamanan, S. S. P. d., 2018. *Statistik Kriminal 2018*. s.l.:Badan Pusat Statistik.
- [3] Colin, A. C. & Trivedi, P. K., 1998. *Regression Analysis of Count Data*. s.l.:Cambridge University Press.
- [4] McCullagh, P. & FRS, J. N., n.d. *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- [5] Benjamin, M. A., Rigby, R. A. & Stasinopoulos, D. M., 2003. Generalized Autoregressive Moving Average Models. *Journal of the American Statistical Association*, Volume 98, pp. 214-216.
- [6] Andrade, B. S. d., Andrade, M. G. & Ehlers, R. S., 2015. Bayesian GARMA models for data count. *Communications in statistics: case studies, data analysis, and applications*, 1(4), pp. 192-2015.
- [7] Asrirawan, 2015. Simulasi Perbandingan Metode Peramalan Model Generalized Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (GSARIMA) dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Jurnal Dinamika*, 06(1), pp. 61-66.
- [8] Fauzia, A. D., 2018. *Estimasi Parameter pada Model Poisson Generalized Autoregressive Moving Average (GARMA) dengan Algoritma IRLS (Studi Kasus: Peramalan Jumlah Kecelakaan di Jalan Tol Surabaya-Gempol)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [9] Habibi, M. A., 2018. *Estimasi Parameter pada Model Binomial Negatif Generalized Autoregressive Moving Average (GARMA) dengan Algoritma IRLS (Studi Kasus: Peramalan Jumlah*

Kecelakaan di Jalan Tol Surabaya-Gempol). Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

- [10] Warman, J., 2018. *TribrataNews*. [Online] Available at: <http://tribrataneews.kepri.polri.go.id/2018/08/28/jenis-jenis-pencurian-dan-pidananya/> [diakses pada 27 Januari 2019].
- [11] Box, G. E., Jenkins, G. M. & Reinsel, G. C., 2008. *Time Series Analysis Forecasting and Control Fourth Edition*. New Jersey: A John Wiley and Sons, Inc. Publication.
- [12] Wei, W., 2006. *Time Series Analysis*. United States of America: Pearson Education, Inc.
- [13] Keedem, B. & Fokianos, K., 2002. *Regression Models for Time Series Analysis*. Wiley: s.n.
- [14] Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L. & Keying, Y., 2016. *Probability and Statistics for Engineer and Scientists Ninth Ed. Global Ed*. England: Pearson Education Limited.
- [15] Hilbe, J. M., 2011. *Negative Binomial Regression Second Edition*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [16] Bain, L. J. & Engelhardt, M., 1992. *Introduction to Probability and Mathematical Statistics*. s.l. Duxbury.
- [17] Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C. & Hyndman, R. J., 1997. *Forecasting: Methods and Applications*. s.l.: Wiley.
- [18] Jalalpour, M., Gel, Y. & Levin, S., 2015. Operations Research for Health Care. *Forecasting demand for health services: Development of a publicly available toolbox*, pp. 1-9.

LAMPIRAN A

Data Jumlah Pencurian di Wilayah Polretabas Kota Surabaya Januari 2013-Desember 2018

Tabel A. Data Jumlah Kriminalitas Pencurian Wilayah Polrestabes Kota Surabaya

TAHUN	BULAN	SUB BARAT	SUB TIMUR	SUB PUSAT	SUB SELATAN
2013	Januari	15	36	41	31
	Februari	12	31	43	32
	Maret	10	30	35	36
	April	14	25	40	40
	Mei	10	28	53	27
	Juni	7	25	57	41
	Juli	13	36	52	22
	Agustus	7	15	44	18
September	9	36	23	27	
∴	∴	∴	∴	∴	∴
2018	Juni	10	18	22	15
	Juli	16	9	36	28
	Agustus	13	14	24	19
	September	17	23	35	31
	Oktober	10	11	33	20
	Nopember	6	11	26	19
	Desember	15	17	15	26
2019	Januari	21	1	25	26
	Februari	21	16	30	16
	Maret	20	15	26	21

LAMPIRAN B

Tabel Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y1 dan Y2

Tabel B.1 Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y1

Model	Variabel	Koef	Koef se	T	p	MSE	keterangan
ARMA (0,1)	MA 1	-0.52470	0.11350	-4.62	0.00000	279.900000	signifikan
	konstan	44.65600	3.16000	14.13	0.00000		
ARMA (0,2)	ma 1	-0.55750	0.12650	-4.41	0.00000	269.100000	tidak signifikan
	ma 2	-0.22090	0.12760	-1.73	0.08800		
ARMA (1,0)	konstan	44.63000	3.61700	12.34	0.00000	249.000000	signifikan
	ar 1	0.60780	0.10140	6.00	0.00000		
ARMA (1,1)	ar 1	0.675	0.11520	4.35	0.00000	252.200000	tidak signifikan
	ma 1	0.1063	0.20850	0.51	0.61200		
	konstan	14.39	1.76300	8.16	0.00000		
ARMA (1,2)	ar 1	0.74490	0.21420	3.48	0.00100	255.500000	tidak signifikan
	ma 1	0.16340	0.25290	0.65	0.52100		
	ma 2	0.08750	0.19730	0.44	0.65900		
	konstan	11.25200	1.49300	7.53	0.00000		

Tabel B.2 Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y2

Model	Variabel	Koef	Koef se	T	p	MSE	keterangan
ARMA (0,1)	MA 1	-0.46720	0.11130	-4.20	0.00000	237.200000	signifikan
	konstan	28.60400	2.79900	10.22	0.00000		
ARMA (1,0)	ar 1	0.52800	0.10740	4.92	0.00000	224.600000	signifikan
	konstan	13.46100	1.85900	7.24	0.00000		
ARMA (1,1)	ar 1	0.48470	0.21410	2.26	0.02700	228.000000	tidak signifikan
	ma 1	-0.05930	0.24380	-0.24	0.80900		
	konstan	14.706	1.98500	7.41	0.00000		

LAMPIRAN C

Tabel Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y3

Tabel C Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y3

Model	Variabel	Koef	Koef se	T	p	MSE	keterangan
ARMA (0,1)	ma 1	-0.28630	0.12090	-2.37000	0.02100	40.59	signifikan
	konstan	13.74200	1.01600	13.52000	0.00000		
ARMA (0,2)	ma 1	-0.30420	0.10830	-2.81000	0.00700	31.54	signifikan
	konstan	13.80200	1.28300	10.75000	0.00000		
ARMA (1,0)	ar 1	0.48990	0.11000	4.45000	0.00000	35.74	signifikan
	konstan	7.02660	0.74160	9.47000	0.00000		
ARMA (1,1)	ar 1	0.76990	0.14380	5.36000	0.00000	33.95	tidak signifikan
	ma 1	0.36290	0.21010	1.73000	0.08900		
	konstan	3.16200	0.46050	6.87000	0.00000		
ARMA (2,0)	ar 1	0.32090	0.11990	2.68000	0.00900	32.13	signifikan
	ar 2	0.34240	0.12010	2.85000	0.00600		
	konstan	4.62750	0.70310	6.58000	0.00000		
ARMA (2,1)	ar 1	0.07950	0.29940	0.27000	0.79100	32.14	tidak signifikan
	ar 2	0.46600	0.15970	2.92000	0.00500		
	ma 1	-0.27420	0.33690	-0.81000	0.41900		
	konstan	6.26330	0.89620	6.99000	0.00000		
ARMA (2,2)	ar 1	0.23140	0.29010	0.80000	0.42800	31.86	tidak signifikan
	ar 2	0.06720	0.26970	0.25000	0.80400		
	ma 1	-0.15450	0.26580	-0.58000	0.56300		
	ma 2	9.69300	1.12500	8.62000	0.00000		
	konstan	12.82000	1.60300				

LAMPIRAN D

Tabel Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y4

Tabel D. Hasil *Overfitting* Model ARMA untuk Y4

Model	Variabel	Koef	Koef se	T	p	MSE	keterangan
ARMA (0,1)	MA 1	-0.64460	0.09690	-6.66	0.00000	186.800000	signifikan
	konstan	34.52800	2.77800	12.43	0.00000		
ARMA (0,2)	ma 1	-0.65120	0.12180	-5.35	0.00000	174.300000	signifikan
	ma 2	-0.31030	0.12230	-2.54	0.01400		
	konstan	32.46500	3.20700	10.75	0.00000		
ARMA (0,3)	ma 1	-0.68050	0.12230	-5.57	0.00000	160.260000	signifikan
	ma 2	-0.32930	0.14400	-2.29	0.02600		
	ma 3	-0.30370	0.12300	-2.47	0.01600		
	konstan	34.29000	3.61700	9.48	0.00000		
ARMA (1,0)	ar 1	0.72690	0.08800	8.26	0.00000	147.3	signifikan
	konstan	9.25300	1508.00000	6.14	0.00000		
ARMA (1,1)	ar 1	0.814	0.10310	7.90	0.00000	147.650000	tidak signifikan
	ma 1	0.1861	0.17060	1.09	0.28000		
	konstan	6.239	1.23400	5.06	0.00000		
ARMA (1,2)	ar 1	-0.88360	0.09500	-9.30	0.00000	192.400000	signifikan
	ma 1	-1.50260	0.00060	-2506.34	0.00000		
	ma 2	-0.52610	0.04710	-11.16	0.00000		
	konstan	64.99800	5.19700	12.51	0.00000		

LAMPIRAN E

Uji signifikansi parameter model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk Y2

A. Model Poisson GARMA (1,0)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{3.225}{0.043} \\ = 75$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{0.454}{0.046} \\ = 9.869565$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN E Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

B. Model Binomial Negatif GARMA (1,0)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{3.308}{0.420} \\ &= 36.35165 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.420}{0.100} \\ &= 4.2 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN E Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

LAMPIRAN F

Uji signifikansi parameter model Poisson GARMA (0,2) dan model Binomial Negatif GARMA (0,2) untuk Y3

A. Model Poisson GARMA (0,2)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{2.666}{0.053} \\ &= 50.303 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter θ_1

Hipotesis:

$H_0: \theta_1 = 0$ (parameter θ_1 tidak signifikan)

$H_1: \theta_1 \neq 0$ (parameter θ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.287}{0.082} \\ &= 3.5 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN F Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. θ_1 signifikan.

Uji Parameter θ_2

Hipotesis:

$H_0: \theta_2 = 0$ (parameter θ_2 tidak signifikan)

$H_1: \theta_2 \neq 0$ (parameter θ_2 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.365}{0.082} \\ &= 4.45 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. θ_2 signifikan.

B. Model Binomial Negatif GARMA (0,2)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{2.662}{0.079} \\ &= 33.6962 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN F Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter θ_1

Hipotesis:

$H_0: \theta_1 = 0$ (parameter θ_1 tidak signifikan)

$H_1: \theta_1 \neq 0$ (parameter θ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{0.263}{0.129} = 2.03876$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. θ_1 signifikan.

Uji Parameter θ_2

Hipotesis:

$H_0: \theta_2 = 0$ (parameter θ_2 tidak signifikan)

$H_1: \theta_2 \neq 0$ (parameter θ_2 signifikan)

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{0.338}{0.132} = 2.560606$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN F Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. θ_2 signifikan.

LAMPIRAN G

Uji signifikansi parameter model Poisson GARMA (1,0) dan model Binomial Negatif GARMA (1,0) untuk Y4

A. Model Poisson GARMA (1,0)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{3.464}{0.067} \\ &= 51.70149 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.687}{0.047} \\ &= 14.61702 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN G Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

B. Model Binomial Negatif GARMA (1,0)

Uji Parameter β_0

Hipotesis:

$H_0: \beta_0 = 0$ (parameter β_0 tidak signifikan)

$H_1: \beta_0 \neq 0$ (parameter β_0 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{3.540}{0.121} \\ &= 29.2562 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. β_0 signifikan.

Uji Parameter ϕ_1

Hipotesis:

$H_0: \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan)

$H_1: \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan)

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{0.689}{0.087} \\ &= 7.91954 \end{aligned}$$

dengan tabel distribusi t diperoleh:

$$t_{tabel} = t_{0.025;63} = 1.99834$$

LAMPIRAN G Lanjutan

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak, yang berarti parameter signifikan. ϕ_1 signifikan.

LAMPIRAN H

HASIL *SCREENSHOT* SETELAH PROGRAM DIJALANKAN

➤ Hasil *screenshot* untuk Y1

Table 1 Poisson GARMA model parameters

	MODEL Est.	Std Error.
intercept :	3.735	0.046
Autoregressive 1:	0.606	0.047
logL =		
	-367.1021	
aic =		
	740.2042	
yHatPost =		
	31.1005	
	29.5944	
	39.1945	
	31.1005	
	38.5696	
	37.2964	
	32.5536	
	23.7859	
	31.8333	
	35.3226	

Table 1 Binomial Negatif GARMA model parameters

	MODEL Est.	Std Error.
intercept :	3.785	0.095
Autoregressive 1:	0.595	0.098
logL =		
	-292.7570	
aic =		
	591.5140	
yHatPost =		
	25.0542	
	22.9663	
	37.5822	
	25.0542	
	36.5382	
	34.4502	
	27.1422	
	15.6585	
	26.0982	
	31.3182	

➤ Hasil *screenshot* untuk Y2

Table 1 Poisson GARMA model parameters

	MODEL Est.	Std Error.
intercept :	3.225	0.043
Autoregressive 1:	0.454	0.046
logL =		
	-321.0903	
aic =		
	648.1806	
yHatPost =		
	22.1143	
	22.1143	
	15.9754	
	19.6549	
	24.8092	
	17.5524	
	17.5524	
	21.5292	
	5.6989	
	20.9255	

Table 1 Binomial Negatif GARMA model parameters

	MODEL Est.	Std Error.
intercept :	3.308	0.091
Autoregressive 1:	0.420	0.100
logL =		
	-280.4843	
aic =		
	566.9686	
yHatPost =		
	19.1388	
	19.1388	
	9.5688	
	14.8854	
	24.4556	
	11.6954	
	11.6954	
	18.0754	
	1.0630	
	17.0121	

LAMPIRAN H Lanjutan

➤ Hasil *screenshot* untuk Y3

```

Table 1 Poisson GARMA model parameters
              MODEL Est.      Std Error.
intercept :      2.666         0.053
Moving-average 1: 0.287         0.082
Moving-average 2: 0.365         0.082
logL =
-241.7958
aic =
491.5917
yHatPost =
14.2606
13.0014
13.0284
15.5084
14.5929
13.4157
9.9156
11.4487
19.7659
18.5439

```

```

// -----
Table 1 Binomial Negatif GARMA model parameters
              MODEL Est.      Std Error.
intercept :      2.662         0.079
Moving-average 1: 0.263         0.129
Moving-average 2: 0.338         0.132
logL =
-226.2256
aic =
460.4512
yHatPost =
14.1792
13.0570
13.0119
15.3254
14.5256
13.5095
10.1448
11.3917
19.0332
18.3486

```

➤ Hasil *screenshot* untuk Y4

```

Table 1 Poisson GARMA model parameters
              MODEL Est.      Std Error.
intercept :      3.464         0.067
Autoregressive 1: 0.687         0.047
logL =
-312.6642
aic =
631.3284
yHatPost =
20.8770
19.1486
29.4642
22.5435
31.6093
23.3561
22.5435
27.9945
27.9945
20.0212

```

```

// -----
Table 1 Binomial Negatif GARMA model parameters
              MODEL Est.      Std Error.
intercept :      3.540         0.121
Autoregressive 1: 0.689         0.087
logL =
-271.5850
aic =
549.1699
yHatPost =
17.5070
15.4473
28.8357
19.5668
31.9253
20.5966
19.5668
26.7759
26.7759
16.4772

```

LAMPIRAN I

MIXED DISTRIBUTION GAMMA DAN POISSON

Pembentukan distribusi Binomial Negatif diperoleh dari gabungan distribusi Poisson dan distribusi Gamma, misalkan diketahui:
 $y \sim Poi(\lambda u)$ dan $\lambda u \sim Gamma(v)$ maka gabungan distribusi Poisson dan Gamma adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} f(y; u) &= \int_0^{\infty} \frac{e^{-(\lambda u)} (\lambda u)^y}{y!} \frac{v^v}{\Gamma(v)} u^{v-1} e^{-vu} du \\ &= \frac{\lambda^y}{y!} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \int_0^{\infty} e^{-(\lambda+v)u} u^{y+v-1} du \\ &= \frac{\lambda^y}{\Gamma(y+1)} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \int_0^{\infty} e^{-(\lambda+v)u} u^{y+v-1} du \end{aligned}$$

misalkan:

$$(\lambda + v)u = a$$

$$(\lambda + v)du = da$$

$$du = \frac{da}{(\lambda+v)}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\lambda^y}{\Gamma(y+1)} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \int_0^{\infty} e^{-a} \left(\frac{a}{\lambda+v}\right)^{y+v-1} \frac{da}{(\lambda+v)} \\ &= \frac{\lambda^y}{\Gamma(y+1)} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \frac{1}{(\lambda+v)^{y+v}} \int_0^{\infty} e^{-a} a^{y+v-1} da \\ &= \frac{\lambda^y}{\Gamma(y+1)} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \frac{\Gamma(y+v)}{(\lambda+v)^{y+v}} \\ &= \frac{\lambda^y}{\Gamma(y+1)} \frac{v^v}{\Gamma(v)} \Gamma(y+v) \left(\frac{v}{\lambda+v}\right)^v \frac{1}{v^v} \left(\frac{\lambda}{\lambda+v}\right)^y \frac{1}{\lambda^y} \end{aligned}$$

LAMPIRAN I Lanjutan

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\Gamma(y+v)}{\Gamma(y+1)\Gamma(v)} \left(\frac{v}{\lambda+v}\right)^v \left(\frac{\lambda}{\lambda+v}\right)^y \\
 &= \frac{\Gamma(y+v)}{\Gamma(y+1)\Gamma(v)} \left(\frac{1}{1+\frac{\lambda}{v}}\right)^v \left(1 - \frac{1}{1+\frac{\lambda}{v}}\right)^y
 \end{aligned}$$

dengan $v = \frac{1}{k}$ dan $\lambda = \mu$, maka

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\Gamma\left(y + \frac{1}{k}\right)}{\Gamma(y+1)\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)} \left(\frac{1}{1 + \frac{\mu}{\frac{1}{k}}}\right)^{\frac{1}{k}} \left(1 - \frac{1}{1 + \frac{\mu}{\frac{1}{k}}}\right)^y \\
 &= \frac{\Gamma\left(y + \frac{1}{k}\right)}{\Gamma(y+1)\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)} \left(\frac{1}{1+k\mu}\right)^{\frac{1}{k}} \left(1 - \frac{1}{1+k\mu}\right)^y \\
 &= \frac{\Gamma\left(y + \frac{1}{k}\right)}{\Gamma(y+1)\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)} \left(\frac{1}{1+k\mu}\right)^{\frac{1}{k}} \left(\frac{1+k\mu-1}{1+k\mu}\right)^y \\
 f(y; \mu) &= \frac{\Gamma\left(y + \frac{1}{k}\right)}{\Gamma(y+1)\Gamma\left(\frac{1}{k}\right)} \left(\frac{1}{1+k\mu}\right)^{\frac{1}{k}} \left(\frac{k\mu}{1+k\mu}\right)^y
 \end{aligned}$$

LAMPIRAN J
TABEL DISTRIBUSI t

Tabel J Tabel distribusi t

df \ Pr	0.25	0.10	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
	0.50	0.20	0.10	0.050	0.02	0.010	0.002
1	1.00000	3.07768	6.31375	12.70620	31.82052	63.65674	318.30884
2	0.81650	1.88562	2.91999	4.30265	6.96456	9.92484	22.32712
3	0.76489	1.63774	2.35336	3.18245	4.54070	5.84091	10.21453
4	0.74070	1.53321	2.13185	2.77645	3.74695	4.60409	7.17318
5	0.72669	1.47588	2.01505	2.57058	3.36493	4.03214	5.89343
6	0.71756	1.43976	1.94318	2.44691	3.14267	3.70743	5.20763
7	0.71114	1.41492	1.89458	2.36462	2.99795	3.49948	4.78529
8	0.70639	1.39682	1.85955	2.30600	2.89646	3.35539	4.50079
9	0.70272	1.38303	1.83311	2.26216	2.82144	3.24984	4.29681
10	0.69981	1.37218	1.81246	2.22814	2.76377	3.16927	4.14370
11	0.69745	1.36343	1.79588	2.20099	2.71808	3.10581	4.02470
12	0.69548	1.35622	1.78229	2.17881	2.68100	3.05454	3.92963
13	0.69383	1.35017	1.77093	2.16037	2.65031	3.01228	3.85198
14	0.69242	1.34503	1.76131	2.14479	2.62449	2.97684	3.78739
15	0.69120	1.34061	1.75305	2.13145	2.60248	2.94671	3.73283
16	0.69013	1.33676	1.74588	2.11991	2.58349	2.92078	3.68615
17	0.68920	1.33338	1.73961	2.10982	2.56693	2.89823	3.64577
18	0.68836	1.33039	1.73406	2.10092	2.55238	2.87844	3.61048
19	0.68762	1.32773	1.72913	2.09302	2.53948	2.86093	3.57940
20	0.68695	1.32534	1.72472	2.08596	2.52798	2.84534	3.55181
21	0.68635	1.32319	1.72074	2.07961	2.51765	2.83136	3.52715
22	0.68581	1.32124	1.71714	2.07387	2.50832	2.81876	3.50499
23	0.68531	1.31946	1.71387	2.06866	2.49987	2.80734	3.48496
24	0.68485	1.31784	1.71088	2.06390	2.49216	2.79694	3.46678
25	0.68443	1.31635	1.70814	2.05954	2.48511	2.78744	3.45019
26	0.68404	1.31497	1.70562	2.05553	2.47863	2.77871	3.43500
27	0.68368	1.31370	1.70329	2.05183	2.47266	2.77068	3.42103
28	0.68335	1.31253	1.70113	2.04841	2.46714	2.76326	3.40816
29	0.68304	1.31143	1.69913	2.04523	2.46202	2.75639	3.39624
30	0.68276	1.31042	1.69726	2.04227	2.45726	2.75000	3.38518
31	0.68249	1.30946	1.69552	2.03951	2.45282	2.74404	3.37490
32	0.68223	1.30857	1.69389	2.03693	2.44868	2.73848	3.36531
33	0.68200	1.30774	1.69236	2.03452	2.44479	2.73328	3.35634
34	0.68177	1.30695	1.69092	2.03224	2.44115	2.72839	3.34793
35	0.68156	1.30621	1.68957	2.03011	2.43772	2.72381	3.34005
36	0.68137	1.30551	1.68830	2.02809	2.43449	2.71948	3.33262
37	0.68118	1.30485	1.68709	2.02619	2.43145	2.71541	3.32563
38	0.68100	1.30423	1.68595	2.02439	2.42857	2.71156	3.31903

LAMPIRAN J Lanjutan

Pr df	0.25 0.50	0.10 0.20	0.05 0.10	0.025 0.050	0.01 0.02	0.005 0.010	0.001 0.002
41	0.68052	1.30254	1.68288	2.01954	2.42080	2.70118	3.30127
42	0.68038	1.30204	1.68195	2.01808	2.41847	2.69807	3.29595
43	0.68024	1.30155	1.68107	2.01669	2.41625	2.69510	3.29089
44	0.68011	1.30109	1.68023	2.01537	2.41413	2.69228	3.28607
45	0.67998	1.30065	1.67943	2.01410	2.41212	2.68959	3.28148
46	0.67986	1.30023	1.67866	2.01290	2.41019	2.68701	3.27710
47	0.67975	1.29982	1.67793	2.01174	2.40835	2.68456	3.27291
48	0.67964	1.29944	1.67722	2.01063	2.40658	2.68220	3.26891
49	0.67953	1.29907	1.67655	2.00958	2.40489	2.67995	3.26508
50	0.67943	1.29871	1.67591	2.00856	2.40327	2.67779	3.26141
51	0.67933	1.29837	1.67528	2.00758	2.40172	2.67572	3.25789
52	0.67924	1.29805	1.67469	2.00665	2.40022	2.67373	3.25451
53	0.67915	1.29773	1.67412	2.00575	2.39879	2.67182	3.25127
54	0.67906	1.29743	1.67356	2.00488	2.39741	2.66998	3.24815
55	0.67898	1.29713	1.67303	2.00404	2.39608	2.66822	3.24515
56	0.67890	1.29685	1.67252	2.00324	2.39480	2.66651	3.24226
57	0.67882	1.29658	1.67203	2.00247	2.39357	2.66487	3.23948
58	0.67874	1.29632	1.67155	2.00172	2.39238	2.66329	3.23680
59	0.67867	1.29607	1.67109	2.00100	2.39123	2.66176	3.23421
60	0.67860	1.29582	1.67065	2.00030	2.39012	2.66028	3.23171
61	0.67853	1.29558	1.67022	1.99962	2.38905	2.65886	3.22930
62	0.67847	1.29536	1.66980	1.99897	2.38801	2.65748	3.22696
63	0.67840	1.29513	1.66940	1.99834	2.38701	2.65615	3.22471
64	0.67834	1.29492	1.66901	1.99773	2.38604	2.65485	3.22253
65	0.67828	1.29471	1.66864	1.99714	2.38510	2.65360	3.22041
66	0.67823	1.29451	1.66827	1.99656	2.38419	2.65239	3.21837
67	0.67817	1.29432	1.66792	1.99601	2.38330	2.65122	3.21639
68	0.67811	1.29413	1.66757	1.99547	2.38245	2.65008	3.21446
69	0.67806	1.29394	1.66724	1.99495	2.38161	2.64898	3.21260
70	0.67801	1.29376	1.66691	1.99444	2.38081	2.64790	3.21079
71	0.67796	1.29359	1.66660	1.99394	2.38002	2.64686	3.20903
72	0.67791	1.29342	1.66629	1.99346	2.37926	2.64585	3.20733
73	0.67787	1.29326	1.66600	1.99300	2.37852	2.64487	3.20567
74	0.67782	1.29310	1.66571	1.99254	2.37780	2.64391	3.20406
75	0.67778	1.29294	1.66543	1.99210	2.37710	2.64298	3.20249
76	0.67773	1.29279	1.66515	1.99167	2.37642	2.64208	3.20096
77	0.67769	1.29264	1.66488	1.99125	2.37576	2.64120	3.19948
78	0.67765	1.29250	1.66462	1.99085	2.37511	2.64034	3.19804
79	0.67761	1.29236	1.66437	1.99045	2.37448	2.63950	3.19663
80	0.67757	1.29222	1.66412	1.99006	2.37387	2.63869	3.19526

LAMPIRAN K

RUMUS SELANG KEPERCAYAAN PLOT ACF DAN PACF

1. Rumus untuk menghitung selang kepercayaan pada plot ACF adalah sebagai berikut:

$$\rho_k \pm t_{n-1; \frac{\alpha}{2}} \times SE(\rho_k)$$

dengan,

$$SE(\rho_k) = \sqrt{\frac{(1+2\sum_{m=1}^{k-1} \rho_m)}{n}}$$

$$SE(\rho_1) = \sqrt{\frac{1}{n}}$$

$$k = 1, 2, 3, ..$$

$$n = \text{jumlah data pengamatan}$$

$$\rho_m = \text{autokorelasi pada lag ke } m$$

2. Rumus untuk menghitung selang kepercayaan pada plot PACF adalah sebagai berikut:

$$\phi_{k,k} \pm t_{n-1; 0.975} \times \frac{1}{\sqrt{n}}$$

dengan,

$$n = \text{jumlah data pengamatan}$$

BIODATA PENULIS



Diana Indrawati lahir di Pasuruan pada 28 Mei 1997. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis yaitu TK PGRI 2 Pandaan, SDN Nogosari Pandaan, SMPN 1 Pandaan, dan SMAN 1 Pandaan. Pada saat ini penulis menempuh Pendidikan S1 di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan bidang minat Matematika Terapan. Selama kuliah penulis aktif mengikuti UKM Bahasa ITS yaitu UKM IFLS. Pada tahun 2015-2016 penulis aktif menjadi anggota UKM IFLS dan penulis ikut aktif dalam *event* IFLS yaitu K-Fest 2016 dan INOCHI 2016. Pada tahun 2016-2017 penulis diberi amanah menjadi kepala divisi HUMAS IFLS selain itu penulis diberi amanah sebagai kepala koordinator sponsorship K-Fest 2017 dan Bendahara INOCHI 2017. Pada tahun 2017, penulis lolos menjadi peserta *Study Excursion goes to Singapore batch one*. Demikian biodata tentang penulis. Jika ingin memberikan saran, kritik, dan diskusi mengenai laporan tugas akhir ini dapat dikirimkan melalui email diana.indarwati@gmail.com