



TESIS - KS185411

**PERAMALAN KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEgara
KE INDONESIA DENGAN ANALISIS INTERVENSI
PADA *COUNT TIME SERIES***

**EVIYANA ATMANEGARA
NRP. 06211750017002**

Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono, M.Sc.
R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D.

Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2019



TESIS - KS185411

**PERAMALAN KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEgara
KE INDONESIA DENGAN ANALISIS INTERVENSI
PADA *COUNT TIME SERIES***

**EVIYANA ATMANEGARA
NRP. 06211750017002**

Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono, M.Sc.
R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D.

Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2019



THESIS - KS185411

***FORECASTING FOREIGN TOURIST
USING INTERVENTION ANALYSIS
ON COUNT TIME SERIES***

**EVIYANA ATMANEGARA
NRP. 06211750017002**

**Supervisor
Dr. Suhartono, M.Sc.
R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D.**

**Departement of Statistics
Faculty of Mathematics, Computing, and Data Science
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2019**

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Statistika (M.Stat)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

EVIYANA ATMANEGARA

NRP: 06211750017002

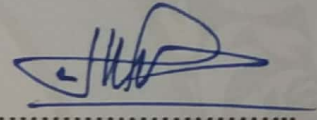
Tanggal Ujian : 12 Juli 2019

Periode Wisuda: September 2019

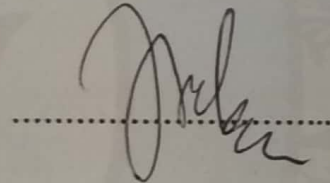
Disetujui oleh:

Pembimbing:

1. Dr. Suhartono, M.Sc.
NIP: 19710929 199512 1 001

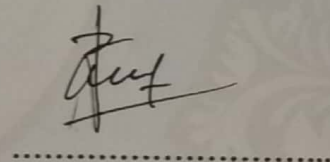


2. R. Mohamad Atok, M.Si., Ph.D.
NIP: 19710915 199702 1 001

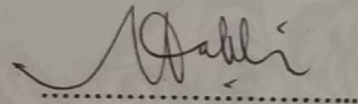


Penguji :

1. Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.
NIP: 19750115 199903 2 003



2. Mohammad Dokhi, Ph.D.
NIP: 19670612 199101 1 001



**Kepala Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi dan Sains Data**

Dr. Suhartono, M.Sc.

NIP: 19710929 199512 1 001



PERAMALAN KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEGARA KE INDONESIA DENGAN ANALISIS INTERVENSI PADA *COUNT TIME SERIES*

Nama Mahasiswa : Eviyana Atmanegara
NRP : 06211750017002
Dosen Pembimbing : Dr. Suhartono, M.Sc.
Co-Pembimbing : R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D.

ABSTRAK

Data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara adalah data *count time series* yang berisi nilai diskrit. Poisson autoregressive (Poisson-AR) dan Binomial Negatif autoregressive (BN-AR) adalah model *time series* yang digunakan untuk meramalkan data *count*. Jumlah kedatangan wisatawan mancanegara dipengaruhi oleh serangkaian input yang disebut intervensi, seperti kejadian teror bom dan promosi pariwisata. Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia berdasarkan kebangsaan. Jumlah kedatangan wisatawan dari Bahrain dan Singapura masing-masing mewakili data jumlah sedikit dan data jumlah banyak. Pemodelan dilakukan dengan model intervensi Poisson-AR, BN-AR, dan Gaussian-AR. Evaluasi kebaikan model dilakukan dengan membandingkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*), MAD (*Mean absolute deviation*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) pada data *out-of-sample*. Model dengan nilai RMSE, MAD, dan MAPE terkecil merupakan model terbaik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model intervensi Poisson-AR merupakan model terbaik pada peramalan data *out-of-sample* kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan bahrain. Hasil ramalan menunjukkan peningkatan jumlah wisman berkewarganegaraan Singapura. Pada Tahun 2019 diramalkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain berturut-turut 2170253 dan 1639 kunjungan.

Kata kunci: BN-AR, *Count Time Series*, Intervensi, Poisson-AR, Wisatawan Mancanegara.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

***FORECASTING FOREIGN TOURIST USING INTERVENTION
ANALYSIS ON COUNT TIME SERIES***

Name of Student : Eviyana Atmanegara
NRP : 06211750017002
Supervisor : Dr. Suhartono, M.Sc.
Co- Supervisor : R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D.

ABSTRACT

The foreign tourist's data are count time series data that contains the discrete value. Poisson autoregressive (Poisson-AR) and Negative Binomial autoregressive (NB-AR) are time series models used for forecasting count data. The number of foreign tourist arrivals is influenced by the series of inputs called interventions, such as the existence of bomb terror and tourism promotion. This research aims to forecast the number of foreign tourists visiting Indonesia by nationality. The number of tourist arrivals from Bahrain and Singapore represents low count data and high count data, respectively. This work employs intervention on Poisson-AR, NB-AR, and Gaussian-AR model. Evaluation of the model's goodness is done by comparing the value of RMSE (Root Mean Square Error), MAD (Mean absolute deviation), MAPE (Mean Absolute Percentage Error). The results showed that the intervention model on Poisson AR was the best. The model is used to estimate the number of tourist arrivals from Singapore and Bahrain to Indonesia. The forecast results show an increase in the number of tourists from Singapore. In 2019 the number of foreign tourists from Singapore and Bahrain is predicted to be 2170253 and 1639 visits respectively.

Keywords : Count Time Series, Foreign Tourists, Intervention, NB-AR, Poisson-AR.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan karunia nikmat dan rahmat kepada penulis sehingga tesis yang berjudul “Peramalan Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia dengan Analisis Intervensi pada *Count Time Series*” ini dapat diselesaikan sesuai dengan waktu yang diharapkan. Tesis ini disusun dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk meraih gelar Magister Statistika di Program Pasca Sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Kepala Badan Pusat Statistik (BPS) RI beserta jajarannya, Kepala Pusdiklat BPS beserta jajarannya, dan Kepala BPS Provinsi Jambi beserta jajarannya yang telah memberikan dukungan, kesempatan, dan beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. dan Bapak R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D. selaku pembimbing atas segala bimbingan, arahan, dan motivasi dalam penyusunan tesis ini.
3. Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D. dan Bapak Mohammad Dokhi, Ph.D. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini.
4. Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si. selaku Ketua Program Studi Pascasarjana dan Bapak Dr. rer pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si. selaku Sekreteraris Program Studi Pascasarjana dan dosen wali penulis atas segala arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan.
5. Bapak dan Ibu dosen Statistika ITS yang telah mencurahkan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS atas segala dukungan dan bantuan yang diberikan kepada penulis.
6. Suami tercinta, Aris Wijayanto, atas doa, dukungan, pengertian, kesabaran dan pengorbanan yang luar biasa. Ananda tercinta Erina Adiba

Qonita dan Affan Ibrahim Kamil, yang turut memberikan semangat selama masa studi.

7. Ibunda Zanainah dan Ayahanda Yahya tercinta, Ibu mertua Margiasih dan Bapak mertua Suhariyadi, adik tercinta Rahmi Dwi Setiyana, Tri Indriyana, Dwi Yuni Indriarni, dan seluruh keluarga atas doa dan semangat yang diberikan.
8. Teman-teman seperjuangan BPS-ITS Batch 11: Mbak Chusnul, Diah, Watik, Ulin, Syamsul, dan Purwa. Terima kasih atas kerja sama dan pengalaman bersama selama menempuh studi di kampus tercinta.
9. Teman-teman satu bimbingan, Ika, Siska, Azza, Dini, dan Eli. Serta teman-teman reguler Pascasarjana angkatan 2017 yang telah berjuang bersama-sama mencari ilmu yang tidak bisa disebutkan satu per satu. Terima kasih dan sampai jumpa kembali di lain waktu.
10. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga saran dan kritik membangun dari semua pihak sangat penulis harapkan untuk perbaikan selanjutnya.

Surabaya, Juni 2019

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
DAFTAR SINGKATAN	xxv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Penelitian	5
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Analisis <i>Time Series</i>	7
2.1.1 Stasioneritas	7
2.1.2 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	8
2.2 Model ARIMA	9
2.2.1 Identifikasi Model Tentatif	11
2.2.2 Estimasi Parameter Model ARIMA	11
2.2.3 Pemeriksaan Diagnosa (<i>Diagnostic Checking</i>)	14
2.3 Model Intervensi Gaussian-AR	16
2.3.1 Estimasi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR	18
2.3.2 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR	19
2.4 Model Poisson AR dan Binomial Negatif AR	20
2.4.1 Estimasi Parameter Poisson-AR dan BN-AR	22
2.4.2 Peramalan Poisson-AR dan BN-AR	25

2.5 Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR	25
2.5.1 Estimasi Parameter Model Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR.....	26
2.5.2 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR.....	27
2.6 Pemilihan Model Terbaik	27
2.7 Wisatawan Mancanegara	28
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	31
3.1 Sumber Data	31
3.2 Variabel Penelitian.....	31
3.3 Tahapan Penelitian.....	33
3.3.1 Tahapan Pemodelan Intervensi Data Kunjungan Wisman	35
3.3.2 Tahapan Peramalan Data Kunjungan Wisman	38
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	39
4.1 Karakteristik Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara.....	39
4.1.1 Wisman Berkewarganegaraan Singapura	39
4.1.2 Wisman Berkewarganegaraan Bahrain.....	42
4.2 Pemodelan Data Kunjungan Wisatawan Mancanegara	45
4.2.1 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR	45
4.2.1.1 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura	45
4.2.1.2 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain	57
4.2.2 Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR	66
4.2.2.1 Pemodelan Intervensi Poisson-AR dan BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura	66
4.2.2.2 Pemodelan Intervensi Poisson-AR dan BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain.....	76
4.3 Peramalan Data Kunjungan Wisatawan Mancanegara.....	88

4.3.1	Peramalan Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura	88
4.3.2	Peramalan Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain	89
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		91
5.1	Kesimpulan.....	91
5.2	Saran.....	92
DAFTAR PUSTAKA		93
LAMPIRAN.....		97
BIOGRAFI PENULIS		131

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Pola Teoritik ACF dan PACF dari Order ARIMA.....	11
Tabel 3.1	Variabel Penelitian	32
Tabel 3.2	Struktur Data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia	32
Tabel 4.1	Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura	40
Tabel 4.2	Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain.....	43
Tabel 4.3	Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Pre-Intervensi pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura.....	48
Tabel 4.4	Hasil Cek Diagnosa <i>White Noise</i> Terhadap Residual Model ARIMA $([2],1,0)(0,1,0)^{12}$	49
Tabel 4.5	Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	52
Tabel 4.6	Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Pertama Penutupan Kawasan Perjudian di Batam.....	53
Tabel 4.7	Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Final	56
Tabel 4.8	Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Final.....	56
Tabel 4.9	Evaluasi kebaikan Model Intervensi Gaussian-AR	57
Tabel 4.10	Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Pre-Intervensi pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain	60

Tabel 4.11	Hasil Cek Diagnosa <i>White Noise</i> Terhadap Residual Model ARIMA (1,1,0)(0,1,0) ¹² dan ARIMA (0,1,1)(0,1,0) ¹²	61
Tabel 4.12	Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR Bom Bali 2.....	63
Tabel 4.13	Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Pertama Ledakan Bom Bali 2	63
Tabel 4.14	Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua	65
Tabel 4.15	Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Kedua	65
Tabel 4.16	Hasil <i>Differencing Count</i> Data Wisman Kewarganegaraan Singapura	66
Tabel 4.17	Statistik Deskriptif Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Setelah <i>Differencing</i>	67
Tabel 4.18	Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR ([2], <i>d</i> , [1,12])	68
Tabel 4.19	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura (Data Hasil <i>Differencing Count</i>) model Poisson-AR ([2], <i>d</i> , [1,12])	69
Tabel 4.20	Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Januari - Desember 2018 (Model Poisson-AR).....	70
Tabel 4.21	Evaluasi Keباikan Model Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura	71
Tabel 4.22	Estimasi Parameter Model Intervensi BN-AR([2], <i>d</i> , [1,12])	72

Tabel 4.23	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Singapura (Data Hasil <i>Differencing Count</i>) Model Intervensi BN-AR ($[2], d, [1,12]$).....	73
Tabel 4.24	Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Singapura Januari - Desember 2018 Model Intervensi BN-AR ($[2], d, [1,12]$).....	74
Tabel 4.25	Evaluasi Kebaikan Model Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura.....	75
Tabel 4.26	Rasio Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura.....	75
Tabel 4.27	Statistik Deskriptif Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Setelah <i>Differencing</i>	76
Tabel 4.28	Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR($[1,12], d, 1$)	77
Tabel 4.29	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil <i>Differencing Count</i>) dengan Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat Poisson	78
Tabel 4.30	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil <i>Differencing Count</i>) dengan Menggunakan Nilai Modus Distribusi Bersyarat Poisson	79
Tabel 4.31	Nilai Aktual dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Januari - Desember 2018 (Model Intervensi Poisson-AR)	79
Tabel 4.32	Evaluasi Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain	80

Tabel 4.33	Estimasi Parameter Model Intervensi BN-AR([1,12], $d, 1$).....	81
Tabel 4.34	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil <i>Differencing Count</i>) dengan Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat BN.....	82
Tabel 4.35	Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Selama Januari - Desember 2018 (Model Intervensi BN-AR).....	83
Tabel 4.36	Evaluasi Kebaikan Model Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain	84
Tabel 4.37	Rasio Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain.....	84
Tabel 4.38	Perbedaan Pola Data Asli Dengan Data Hasil <i>Differencing Count</i>	85
Tabel 4.39	Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) (Data Asli Tanpa <i>Differencing</i>).....	86
Tabel 4.40	Evaluasi Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR ([1,12], $d, 1$) pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (Data Asli)	86
Tabel 4.41	Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) dengan Data <i>Differencing Count</i> dan <i>Differencing Pt</i>	87
Tabel 4.42	Rasio Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain.....	87
Tabel 4.43	Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari-Desember 2019.....	89

Tabel 4.44	Nilai	Ramalan	Kunjungan	Wisman	
	Kewarganegaraan Bahrain Januari-Desember 2019				90

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Prosedur Box-Jenkins (Makridakis, Wheelwright, dan Hyndman, 1997:314).....	10
Gambar 2.2	Respon pada <i>Step Function</i> dan <i>Pulse Function</i> (Box dan Tiao, 1975).....	17
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian Secara Umum.....	35
Gambar 3.2	Plot CDF dari Distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$	37
Gambar 3.3	Plot PDF dari Distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$	37
Gambar 4.1	<i>Time Series Plot</i> Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tahun 2001 – 2018.....	40
Gambar 4.2	<i>Line Plot</i> Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura <i>Year on Year</i>	41
Gambar 4.3	<i>Line Plot</i> Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura <i>Month to Month</i>	41
Gambar 4.4	<i>Line Plot</i> Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tiap Tahun.....	42
Gambar 4.5	<i>Time Series Plot</i> Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tahun 2001 – 2018	43
Gambar 4.6	<i>Line Plot</i> Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain <i>Year on Year</i>	44
Gambar 4.7	<i>Line Plot</i> Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain <i>Month to Month</i>	44
Gambar 4.8	<i>Line Plot</i> Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tiap Tahun	45
Gambar 4.9	<i>Time Series Plot</i> Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura (a) Januari 2000 – Desember 2018 dan (b) Januari 2000 – Mei 2005	45

Gambar 4.10	Plot Box-Cox Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura	46
Gambar 4.11	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Mei 2005	47
Gambar 4.12	<i>Box Plot</i> Data Hasil <i>Differencing</i> (a) Reguler Order 1 dan (b) Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1.....	47
Gambar 4.13	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Mei 2005, <i>Differencing</i> Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1	48
Gambar 4.14	<i>Probability Plot</i> Kolmogorov-Smirnov dari Residual Model Intervensi Gaussian-AR $([2],1,0)(0,1,0)^{12}$	50
Gambar 4.15	<i>Time Series Plot</i> Data Aktual Kunjungan Wisman Singapura dengan Data Hasil Peramalan Model Pre-Intervensi.....	50
Gambar 4.16	Plot Residual Sesudah Intervensi Penutupan Kawasan Perjudian di Batam (a) Residual (b) Residual Tersandarisi	51
Gambar 4.17	<i>Probability Plot</i> Kolmogorov-Smirnov dari Residual Model Intervensi Gaussian-AR (a) $([23],1,1)(0,1,1)^{12}$ (b) $(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	53
Gambar 4.18	Plot Residual Sesudah Intervensi (a) Promosi Wisata Syariah Indonesia (b) Ledakan Bom Sarinah	55
Gambar 4.19	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Desember 2017 <i>Differencing</i> Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1	55
Gambar 4.20	<i>Time Series Plot</i> Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (a) Januari 2000 – Desember 2018 dan (b) Januari 2000 – September 2005.....	57

Gambar 4.21	Plot Box Cox Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (a) Data Asli dan (b) Data Hasil Transformasi.....	58
Gambar 4.22	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain	59
Gambar 4.23	<i>Box Plot</i> Data Hasil <i>Differencing</i> (a) Reguler Order 1	59
Gambar 4.24	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Setelah Transformasi Ln dan <i>Differencing</i> Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1.....	60
Gambar 4.25	<i>Time Series Plot</i> Data Aktual Kunjungan Wisman Bahrain dengan Data Hasil Peramalan Model Pre-Intervensi	62
Gambar 4.26	Plot Residual Sesudah Intervensi Ledakan Bom Bali 2.....	62
Gambar 4.27	Plot Residual Sesudah Intervensi Bom Sarinah	64
Gambar 4.28	Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Desember 2017 <i>Differencing Count</i>	67
Gambar 4.29	Plot <i>Time Series</i> Data <i>Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan Median Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura.....	70
Gambar 4.30	Plot <i>Time Series</i> Data <i>Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura.....	71
Gambar 4.31	Plot <i>Time Series</i> Data <i>Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan Median Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura.....	73

Gambar 4.32	<i>Time Series Plot Data Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura	74
Gambar 4.33	<i>Time Series Plot Data Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan (a) Median dan (b) Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain.....	80
Gambar 4.34	<i>Time Series Plot Data Out-of-Sample</i> dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan (a) Median dan (b) Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain.....	82
Gambar 4.35	<i>Time Series Plot</i> Angka Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tahun 2019.....	88
Gambar 4.36	<i>Time Series Plot</i> Angka Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tahun 2019.....	90

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain.....	97
Lampiran 2	Sintaks SAS Pemodelan ARIMA Pre-Intervensi pada Data Singapura.....	99
Lampiran 3	Sintaks SAS Analisis Intervensi pada Data Singapura.....	100
Lampiran 4	Sintaks R Fungsi <i>Differencing Count</i>	101
Lampiran 5	Sintaks R Fungsi <i>Predict</i> Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat.....	102
Lampiran 6	Sintaks R Fungsi <i>Predict</i> Menggunakan Nilai Modus.....	103
Lampiran 7	Sintaks R Fungsi <i>Un-Differencing Count</i>	104
Lampiran 8	Sintaks R Fungsi RMSE, MAPE, dan MAD.....	105
Lampiran 9	Sintaks R Pemodelan Bahrain (Data <i>Differencing Count</i>).....	106
Lampiran 10	Sintaks R Pemodelan Bahrain (Data Tanpa <i>Differencing</i>).....	110
Lampiran 11	Output Pemodelan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura.....	113
Lampiran 12	Output Pemodelan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain.....	127
Lampiran 13	Surat Pernyataan Data Penelitian	130

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR SINGKATAN

ACF	: Autocorrelation Function
AR	: Autoregressive
ARIMA	: Autoregressive Integrated Moving Average
ARIMAX	: ARIMA with Exogeneous Variable
BPS	: Badan Pusat Statistik
BN-AR	: Binomial Negatif - Autoregressive
IUOTO	: International Union of Office Travel Organization
MA	: Moving Average
MAD	: Mean Absolute Deviation
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MLE	: Maksimum Likelihood Estimator
RMSE	: Root Mean Square Error
PACF	: Partial Autocorrelation Function
PDB	: Produk Domestik Bruto
Poisson-AR	: Poisson-Autoregressive
TPI	: Tempat Pemeriksaan Imigrasi
UNWTO	: United Nation World Tourism Organization
UPT	: Unit Pelaksana Teknis
VIOT	: Survey Inbound Outbound Tourism
Wisman	: Wisatawan Mancanegara
WNA	: Warga Negara Asing
WNI	: Warga Negara Indonesia
WTTC	: World Travel and Tourism Council

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pariwisata merupakan salah satu sektor di bidang ekonomi yang tingkat pertumbuhannya paling pesat. Sektor ini mulai menjadi salah satu sumber utama pendapatan bagi banyak negara di dunia. Pada tahun 2016, sebesar 10,2 persen produk domestik bruto (PDB) dunia merupakan sumbangan sektor pariwisata (*World Travel and Tourism Council (WTTC), 2017*). Satu dari sepuluh tenaga kerja diciptakan oleh sektor pariwisata. Tidak hanya itu, sektor ini juga menyumbang 6,6 persen dari total ekspor global dan hampir 30 persen dari total ekspor layanan global. *United Nation World Tourism Organization (UNWTO)* meramalkan jumlah kunjungan wisatawan internasional akan mencapai 1,8 miliar pada tahun 2030 dengan tingkat pertumbuhan kunjungan per tahun sebesar 3,3 persen.

Sejalan dengan peran pariwisata dalam perekonomian dunia, pariwisata juga memegang peranan penting dalam perekonomian Indonesia. Dampak ekonomi yang ditimbulkan secara garis besar dapat diukur dari sumbangsih nilai ekonomi sektor tersebut terhadap nilai ekonomi nasional. Berdasarkan data BPS, kontribusi pariwisata terhadap output/produksi nasional mencapai 4,32 persen dan berkontribusi sebesar 4,13 persen dari total PDB nasional. Selain itu, peranan upah dan gaji terhadap nilai kompensasi tenaga kerja secara nasional pada tahun 2016 mencapai 3,86 persen terhadap upah nasional. Dan pajak atas produksi neto yang dihasilkan memberi sumbangan pajak atas produksi neto nasional sebesar 3,84 persen (*Kemetrician Pariwisata, 2017*)

Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara (wisman) terus meningkat dari tahun ke tahun. Secara kumulatif selama 2018, jumlah kunjungan wisman ke Indonesia naik 12,58 persen dibandingkan dengan jumlah kunjungan wisman pada periode yang sama tahun sebelumnya. Jumlah kunjungan wisman ke Indonesia Desember 2017 naik sekitar 22,54 persen. Begitu pula jika dibandingkan dengan data bulan sebelumnya November 2018, jumlah kunjungan wisman pada Desember 2018 mengalami kenaikan sebesar 21,43 persen (*BPS, 2019*).

Kebijakan, pengembangan, dan promosi pariwisata yang dilakukan pemerintah harus lebih fokus dan dengan tetap memperhatikan kondisi politik dan keamanan. Mengingat meningkatkan jumlah kunjungan wisman menjadi salah satu target utama dari enam target pembangunan pariwisata Kementerian Pariwisata RI.

Kejadian luar biasa yang dapat mempengaruhi data dikenal dengan intervensi. Intervensi dalam pariwisata dibagi menjadi dua faktor, yaitu faktor internal dan faktor eksternal. Berbagai kebijakan yang mendukung pengembangan dan promosi pariwisata seperti penyelenggaraan berbagai event merupakan faktor internal yang diyakini dapat meningkatkan kunjungan wisman. Sebaliknya, faktor eksternal merupakan bencana yang disinyalir dapat menjadi faktor pengurang kunjungan wisman. Sebagai contoh adanya krisis moneter, wabah penyakit, kabut asap, isu terorisme dan ledakan bom merupakan kondisi yang tidak kondusif bagi sektor pariwisata. Tercatat penurunan kunjungan wisman yang signifikan akibat Bom Bali dan isu terorisme yang terjadi di Indonesia. Keamanan di Indonesia harus selalu dijaga agar faktor pengurang kunjungan wisman dapat diminimalisir.

Beberapa penelitian dilakukan untuk mengetahui dampak Bom Bali terhadap pariwisata Indonesia. Henderson (2003) meneliti dampak aksi terorisme di Bali terhadap pariwisata Indonesia dan negara tetangga di kawasan Asia Tenggara. Smyth, Nielsen, dan Mishra (2009) meneliti kepermanenan dampak aksi terorisme di Bali terhadap kunjungan wisatawan. Sehubungan dengan hal tersebut, peramalan jumlah wisman yang berkunjung ke Indonesia dan analisis intervensi pada data pariwisata menjadi penting dan akan bermanfaat sebagai dasar pemantapan strategi guna penentuan kebijakan yang tepat dalam rangka peningkatan jumlah kunjungan wisman ke Indonesia.

Berbagai literatur memuat ramalan jumlah kedatangan wisatawan ke suatu wilayah. Cho (2001), Rukini, Arini, dan Nawangsih (2015), dan Ma, Liu, Li, dan Chen (2016) melakukan peramalan di bidang pariwisata menggunakan model Gaussian ARIMA. Loganathan dan Yahaya (2010) meneliti kunjungan wisman ke Malaysia dengan model SARIMA. Hassani, Silva, Antonakakis, Filis, dan Gupta (2017) mengevaluasi akurasi peramalan data pariwisata di beberapa negara. Penelitian yang menggunakan analisis intervensi pada dunia pariwisata, misalnya intervensi multi input yang digunakan untuk mengevaluasi dampak

krisis ekonomi di Asia pada 1997 dan serangan terorisme seperti Bom Bali 1 dan Bom Bali 2 terhadap kedatangan wisman ke Indonesia melalui pintu masuk Soekarno-Hatta (Lee, Suhartono, dan Sanugi, 2010). Penelitian lainnya yang menggunakan model intervensi di bidang pariwisata antara lain Goh dan Law, (2002), Ismail, Suhartono, Yahaya, dan Efendi (2009), Rezeki, Suhartono, dan Suyadi (2013).

Data *time series* kunjungan wisman merupakan data *count time series*. Data *count time series* memuat data diskrit yang banyak diamati dalam berbagai kejadian, misalnya banyaknya penumpang per bulan di suatu bandar udara, banyaknya transaksi perbankan per hari di suatu bank, banyaknya kasus demam berdarah per bulan di suatu wilayah. Data *count* tersebut cenderung non-stasioner dan mengandung variasi musiman. Pada umumnya, metode regresi *time series* dapat diterapkan pada kasus-kasus data *time series* yang stasioner, namun akan menghasilkan peramalan yang tidak baik pada kasus-kasus data *time series* yang non-stasioner (Li, Wong, Song, dan Witt, 2006).

Fokianos (2011) mengembangkan pemodelan data *count time series* dengan *poisson autoregressive baik* untuk data yang linier maupun non linier. Pemodelan data *count time series* yang dilakukan juga dengan mengasumsikan bahwa data mengikuti distribusi poisson adalah model *log-linear poisson autoregressive*. Pada model ini, data *count time series* (Y_t) diasumsikan berdistribusi Poisson, dan *link function* (v_t) didefinisikan dengan fungsi logaritma, $v_t = \log \lambda_t$ (Fokianos dan Tjøstheim, 2011). Pada penelitian lainnya Christou dan Fokianos (2014) mengestimasi parameter pada model *count time series* dengan asumsi data berdistribusi Binomial Negatif dengan Quasi-Likelihood. Asrirawan, Kuswanto, dan Suhartono (2014) melakukan penelitian perbandingan metode peramalan model GSARIMA untuk peramalan data bulanan jumlah penderita demam berdarah di Surabaya.

Pemodelan data *count time series* dapat pula dilakukan dengan memperhatikan efek intervensi. Salah satu pemodelan data *count time series* dengan analisis intervensi dilakukan oleh Fokianos dan Fried (2010) yang melakukan analisis intervensi pada model INGARCH. Selanjutnya analisis intervensi dikembangkan pula pada model *log-linear poisson AR* (Fokianos dan

Fried, 2012). Pada penelitian tersebut dilakukan analisis intervensi pada pemodelan banyaknya penderita penyakit *campylobacterosis*. Selanjutnya Liboschik, Fokianos, dan Fried (2017) mengembangkan *tscount* yang merupakan *package* dari perangkat lunak pada aplikasi R. *Package tscount* digunakan untuk memodelkan *count time series*.

Pemodelan intervensi pada data kunjungan wisman ke Indonesia dapat pula dilakukan dengan analisis intervensi *count time series*. Pada penelitian ini akan dilakukan analisis intervensi Poisson AR dan Binomial Negatif AR (BN-AR) untuk mengetahui efek intervensi terhadap kunjungan wisman ke Indonesia. Pada penelitian ini dimodelkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain. Jumlah wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain masing-masing mewakili data dengan jumlah yang besar dan kecil.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diketahui bahwa saat ini telah dikembangkan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR untuk data *count time series*. Namun penelitian kunjungan wisman ke Indonesia masih dilakukan dengan model intervensi Gaussian-AR. Sehingga rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana pemodelan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain dengan model intervensi *count time series*. Selanjutnya, bagaimana nilai ramalan jumlah kunjungan wisman tersebut berdasarkan model intervensi terbaik.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui pemodelan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain dengan model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR.
2. Memperoleh nilai ramalan kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain berdasarkan model intervensi terbaik.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah berkontribusi dalam bidang keilmuan mengenai cara pemodelan intervensi pada data *count time series*. Selain itu, analisis intervensi dan peramalan pada kunjungan wisman ke Indonesia diharapkan dapat menjadi masukan bagi pemerintah dalam melakukan evaluasi dan perencanaan bidang pariwisata.

1.5 Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi pada data yang digunakan, yaitu data bulanan kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain ke Indonesia dari Januari 2001 – Desember 2018. Order intervensi pada model Poisson-AR dan BN-AR menggunakan order pada model intervensi Gaussian-AR.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini akan dijelaskan teori-teori yang berkaitan dengan analisis yang digunakan dalam penelitian ini, yang meliputi konsep dasar analisis *time series*, model ARIMA, model intervensi Gaussian-AR, model Poisson-AR dan BN-AR, model intervensi Poisson-AR dan BN-AR, pemilihan model terbaik, dan definisi wisatawan mancanegara.

2.1 Analisis *Time Series*

Time series merupakan serangkaian observasi terhadap suatu variabel yang diambil secara berurutan berdasarkan interval waktu yang tetap, misalnya per jam, per hari, per bulan. Analisis *time series* merupakan suatu analisis yang mempelajari pola gerakan nilai-nilai variabel pada satu interval waktu tersebut. Analisis *time series* memiliki kombinasi dari beberapa macam komponen, seperti *trend*, siklus (*cycle*), *seasonal* atau musiman, dan residual. *Trend* adalah data yang menunjukkan arah secara kontinu naik atau turun. *Seasonal* adalah sebuah pola pengulangan dengan periode yang diketahui, misalnya 12 bulan per tahun, 7 hari per minggu. *Cycle* merupakan pola pengulangan yang teratur namun dengan periode berubah-ubah, misalnya siklus bisnis. Sedangkan residual merupakan komponen series yang tidak dapat diprediksi. Dari model *time series* ini akan diperoleh ukuran-ukuran yang dapat digunakan untuk membuat keputusan pada saat ini, untuk peramalan dan perencanaan masa depan.

2.1.1 Stasioneritas

Stasioneritas data dalam *time series* ditunjukkan apabila rata-rata dan variansnya berfluktuasi konstan setiap waktu. Konsep stasioner dijelaskan sebagai berikut:

1. Jika plot rata-rata bervariasi dari waktu ke waktu maka data tersebut diduga tidak stasioner dalam rata-rata. Jika tidak terjadi kecenderungan variasi rata-rata dari waktu ke waktu maka data tersebut kemungkinan telah stasioner dalam rata-rata.

2. Jika plot variansi memiliki kecenderungan perubahan pola dari waktu ke waktu maka data tersebut diduga tidak stasioner dalam variansi. Jika tidak terjadi kecenderungan pola perubahan variansi dari waktu ke waktu maka data tersebut kemungkinan telah stasioner dalam variansi.

Secara teoritis, data *time series* Y_1, Y_2, \dots, Y_t dikatakan stasioner, jika:

1. $E(Y_t) = E(Y_{t-k}) = \mu$, untuk semua t
2. $Var(Y_t) = Var(Y_{t-k}) = \sigma^2$, untuk semua t .

2.1.2 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi (ACF) digunakan untuk menjelaskan korelasi antara Y_t dan Y_{t-k} dari suatu proses yang sama dan hanya terpisah oleh lag waktu ke- k (Wei, 2006:10). Autokorelasi antara Y_t dan Y_{t-k} didefinisikan seperti pada persamaan (2.1), yaitu:

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Y_t, Y_{t-k})}{\sqrt{\text{var}(Y_t)}\sqrt{\text{var}(Y_{t-k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.1)$$

dengan

ρ_k : nilai korelasi dari Y_t dan Y_{t-k}

γ_0 : variansi (Y_t) = variansi (Y_{t-k})

γ_k : nilai kovariansi dari Y_t dan Y_{t-k}

$\gamma_k = E(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)$.

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) mengukur keeratan hubungan antara Y_t dan Y_{t-k} setelah dependensi linier pada variabel $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots, Y_{t-k+1}$ dihilangkan (Wei, 2006:11). Secara matematis, rumus didefinisikan pada persamaan (2.2), yaitu:

$$P_k = \frac{\text{cov}[(Y_t - \hat{Y}_t), (Y_{t-k} - \hat{Y}_{t-k})]}{\sqrt{\text{var}(Y_t - \hat{Y}_t)}\sqrt{\text{var}(Y_{t-k} - \hat{Y}_{t-k})}} \quad (2.2)$$

dengan

$\hat{Y}_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_{k+1} Y_{t-k+1}$

$\hat{Y}_{t-k} = \alpha_1 Y_{t-k+1} + \alpha_2 Y_{t-k+2} + \dots + \alpha_{k-1} Y_{t-1}$.

Fungsi PACF dinotasikan dengan ϕ_{kk} dan dihitung dengan menggunakan persamaan Durbin (1960) dalam Cryer dan Chan (2008:115) sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}$$

dengan

$$\phi_{k,j} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}, \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, k-1.$$

2.2 Model ARIMA

Model *time series* banyak digunakan untuk analisis data-data ekonomi dan bisnis baik model univariat maupun multivariat. Model univariat yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA). Bentuk umum model *autoregressive* dengan order p atau AR (p) adalah:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t. \quad (2.3)$$

Persamaan (2.3) menunjukkan bahwa suatu model pada pengamatan waktu ke- t merupakan kombinasi linier dari pengamatan sebelumnya $t-1, t-2, \dots, t-p$. Bentuk umum model *moving average* order q atau MA (q) adalah:

$$Y_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}. \quad (2.4)$$

Model *Moving Average* MA (q) pada persamaan (2.4) menyatakan bahwa suatu model pada pengamatan waktu ke- t dipengaruhi oleh kesalahan masa lalu.

Model ARIMA yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins dengan order p dan q digunakan untuk data *time series* yang telah mengalami proses *differencing* atau sudah stasioner dalam rata-rata. Bentuk umum model ARIMA (p,d,q) seperti pada persamaan (2.5), yaitu:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \quad (2.5)$$

dengan

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

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q).$$

Apabila data yang digunakan mengandung pola musiman, maka model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA musiman yang dinotasikan sebagai ARIMA $(P, D, Q)^S$. Secara umum model ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)^S$ adalah model ARIMA multiplikatif musiman Box-Jenkins dan dapat ditulis sebagai persamaan (2.6) berikut :

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (2.6)$$

dengan

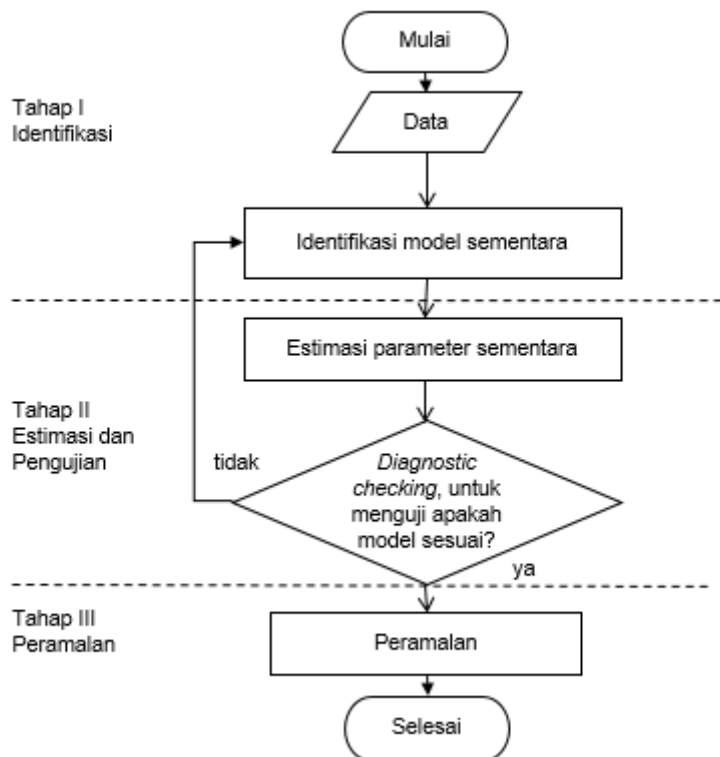
p, d, q adalah order AR, *differencing*, dan MA reguler

P, D, Q adalah order AR, *differencing*, dan MA musiman

$(1-B)^d$ adalah *differencing* reguler order d

$(1-B^S)^D$ adalah *differencing* musiman order D periode musiman S .

Analisis ARIMA dengan prosedur Box-Jenkins dimulai dari tahap identifikasi model, estimasi parameter, cek diagnosa dan peramalan. Alur tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Prosedur Box-Jenkins (Makridakis, Wheelwright, dan Hyndman, 1997:314)

2.2.1 Identifikasi Model Tentatif

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan melalui beberapa tahapan (Wei, 2006: 108) sebagai berikut:

1. Melakukan *plotting* data *time series* dan menentukan transformasi yang sesuai. Asumsi dasar yang harus dipenuhi dalam analisis data *time series* adalah stasioneritas data, baik pada rata-rata maupun variansi. Stasioner dalam rata-rata berarti data memiliki rata-rata yang tetap (tidak dipengaruhi jalannya waktu). Apabila data belum stasioner dalam rata-rata, maka harus dilakukan proses *differencing*. Stasioner dalam variansi berarti data memiliki variansi tetap (homoskedastisitas). Apabila data belum stasioner dalam variansi, maka dapat diatasi dengan transformasi Box-Cox.
2. Menghitung dan memeriksa nilai ACF dan PACF dari data asli. Hal ini dilakukan untuk mengidentifikasi derajat *differencing* yang diperlukan agar data stasioner.
3. Menghitung dan memeriksa nilai ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. Melalui plot ACF dan PACF dari data yang stasioner dapat diduga model yang sesuai dengan data tersebut. Untuk menduga model ARIMA diberikan pedoman seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Pola Teoritik ACF dan PACF dari Order ARIMA

Model	ACF	PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag p (<i>cut off</i>)
MA(q)	Terpotong setelah lag q (<i>cut off</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA (p,q)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)

Sumber: Wei (2006: 109)

2.2.2 Estimasi Parameter Model ARIMA

Setelah melakukan identifikasi model tentatif selanjutnya adalah melakukan uji kelayakan model ARIMA yang diperoleh. Model dianggap layak jika mempunyai parameter yang signifikan. Terdapat beberapa cara estimasi parameter untuk model ARIMA, yaitu estimasi dengan metode momen, estimasi

dengan metode *least square*, dan estimasi dengan metode *Maksimum likelihood* (Wei, 2006: 136).

Suatu data time series, Y_1, Y_2, \dots, Y_t , dengan fungsi likelihood L nya didefinisikan sebagai gabungan dari fungsi distribusi masing-masing observasi. Untuk model ARIMA, L merupakan fungsi dari ϕ, θ, μ dari pengamatan Y_1, Y_2, \dots, Y_t . MLE didefinisikan sebagai metode estimasi parameter dengan memaksimalkan fungsi likelihood.

Pada model ARMA(p, q)

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.7)$$

dengan $\{a_t\}$ bersifat *white noise* i.i.d $N(0, \sigma_a^2)$, pdf untuk masing-masing a_t seperti pada persamaan (2.8), yaitu:

$$P(a_t | \phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{a_t^2}{2\sigma_a^2}\right) \quad (2.8)$$

untuk $-\infty < a_t < \infty$.

Dengan asumsi tiap observasi independen, maka pdf gabungan dari $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)'$ adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(\mathbf{a} | \phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) &= \prod_{t=1}^n P(a_t | \phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) \\ &= \prod_{t=1}^n (2\pi\sigma_a^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{a_t^2}{2\sigma_a^2}\right) \\ &= (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2\right). \end{aligned}$$

Persamaan (2.7) dapat dituliskan kembali seperti berikut.

$$a_t = \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} + Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \dots - \phi_p Y_{t-p}. \quad (2.9)$$

Misalkan $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)'$ dan inisial $\mathbf{Y}_* = (Y_{1-p}, \dots, Y_{-1}, Y_0)'$ dan $\mathbf{a}_* = (a_{1-q}, \dots, a_{-1}, a_0)'$ diketahui, maka fungsi *conditional log-likelihood* adalah seperti pada persamaan (2.10)

$$\ln L_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta})}{2\sigma_a^2} \quad (2.10)$$

dengan

$$S_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^n a_t^2(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta} | \mathbf{Y}_*, \mathbf{a}_*, \mathbf{Y}) \quad (2.11)$$

merupakan fungsi *conditional sum of square*. Nilai-nilai yang memaksimalkan fungsi pada persamaan (2.11) disebut estimator *Maksimum likelihood*. Karena $\ln L_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2)$ hanya mengandung parameter $S_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta})$, estimator ini sama dengan estimator *conditional least square* yang diperoleh dengan meminimalkan fungsi kuadrat dari $S_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta})$, yang tidak mengandung parameter σ_a^2 .

Terdapat beberapa alternatif untuk menentukan nilai isial \mathbf{Y}_* dan \mathbf{a}_* . Dengan berdasarkan pada asumsi bahwa $\{Y_t\}$ adalah data stasioner dan $\{a_t\}$ bersifat *white noise* i.i.d $N(0, \sigma_a^2)$, kita dapat menginisiasi nilai Y_t dengan rata-rata \bar{Y} , dan a_t diinisiasi dengan nilai rata-rata nya yaitu 0. Pada persamaan (2.7), dapat diasumsikan $a_p = a_{p-1} = \dots = a_{p+1-q} = 0$. Untuk a_t dengan $t \geq (p+1)$ dapat dihitung menggunakan persamaan (2.9). Sehingga *fungsi conditional sum of square* pada persamaan (2.11) menjadi:

$$S_*(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta} | \mathbf{Y}). \quad (2.12)$$

Melalui penerapan diferensial pada persamaan (2.12) dan kemudian disamakan dengan 0, akan diperoleh nilai estimasi parameter. Setelah mendapatkan nilai estimasi parameter $\hat{\boldsymbol{\phi}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}$, estimasi $\hat{\sigma}_a^2$ dari σ_a^2 dapat dihitung dengan persamaan (2.13), yaitu:

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S_*(\hat{\boldsymbol{\phi}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\theta}})}{db} \quad (2.13)$$

dengan derajat bebas sama dengan jumlah observasi dikurangi banyaknya parameter yang diestimasi.

2.2.3 Pemeriksaan Diagnosa (*Diagnostic Checking*)

Diagnostic checking dilakukan untuk menguji apakah model sudah sesuai. Terdapat tiga tahapan dalam *diagnostic checking* yang dilakukan secara berturut-turut sebagai berikut:

1. Pengujian signifikansi parameter
2. Pengujian *white noise*
3. Pengujian asumsi distribusi normal.

Setelah melakukan estimasi parameter, langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter. Misalkan model *autoregressive* dengan order p atau AR (p) seperti pada persamaan (2.6), hipotesis yang digunakan dalam uji signifikansi parameter model AR adalah sebagai berikut:

$$H_0: \phi_i = 0$$

$$H_1: \phi_i \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan seperti pada persamaan (2.14), yaitu:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_i}{\widehat{se}(\hat{\phi}_i)} \quad (2.14)$$

dengan $\hat{\phi}_i$ adalah estimasi parameter model AR order ke i , dan $\widehat{se}(\hat{\phi}_i)$ adalah nilai taksiran standar error dari model AR order ke i . Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan. Nilai n menunjukkan banyaknya observasi dan n_p adalah banyaknya parameter dalam model.

Hipotesis yang digunakan dalam uji signifikansi parameter model MA adalah sebagai berikut:

$$H_0: \theta_i = 0$$

$$H_1: \theta_i \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah t_{hitung} seperti pada persamaan (2.15).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{\widehat{se}(\hat{\theta}_i)} \quad (2.15)$$

dengan:

$\hat{\theta}_i$: estimasi parameter model MA order ke i

$\widehat{se}(\hat{\theta}_i)$: nilai taksiran standar error dari model MA order ke i .

Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan. Nilai n menunjukkan banyaknya observasi dan n_p adalah banyaknya parameter dalam model.

Selanjutnya dilakukan uji asumsi *white noise*. Uji kesesuaian model ini bertujuan untuk menguji asumsi *white noise* pada residual. Uji yang digunakan adalah uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006: 153):

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$ untuk $k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2. \quad (2.16)$$

dengan $\hat{\rho}_k$ adalah ACF residual pada lag ke- k dan n adalah banyaknya residual. K adalah maksimum lag dan $m = p + q$. Daerah kritis: tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, K-m}^2$.

Setelah uji asumsi *white noise* dilakukan, asumsi lain yang harus dipenuhi adalah residual harus berdistribusi normal. Salah satu uji yang digunakan dalam menentukan kenormalan data adalah uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: F(a_t) = F_0(a_t)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(a_t) \neq F_0(a_t)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

$$D_{hitung} = \sup |F_n(a_t) - F_0(a_t)|. \quad (2.17)$$

Daerah kritis: tolak H_0 jika $D_{hitung} > D_{(n, 1-\alpha)}$

dengan:

$F_n(a_t)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel

$F_0(a_t)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal.

2.3 Model Intervensi Gaussian-AR

Model intervensi adalah suatu model statistik dalam kelompok analisis *time series* yang digunakan untuk menjelaskan efek dari suatu kejadian baik internal maupun eksternal. Kejadian-kejadian tersebut diperkirakan mempengaruhi variabel yang diramal. Model intervensi dikenal sebagai gabungan antara model ARIMA dengan fungsi dari suatu variabel prediktor dan sering disebut *ARIMA with Exogeneous Variable* (ARIMAX). Box dan Tiao (1975) membahas efek intervensi pada untuk masalah di bidang ekonomi. Jurnal tersebut banyak dijadikan rujukan pada penelitian terkait intervensi. Model tersebut juga telah diterapkan pada berbagai bidang, misalnya bisnis dan ekonomi (McSweeny, 1978; Montgomery dan Weatherby, 1980; Enders, Sandler, dan Cauley, 1990; Bianchi, Jarrett, dan Hanumara, 1998; Lam, Ip dan Lau, 2009; Chung, Ip, dan Chan, 2009), lingkungan (Chang dan Lin, 1997; Jorquera, Palma, dan Tapia, 2000), transportasi (Bhattacharyya dan Layton, 1979; Harvey dan Durbin, 1986; Murry, Stam dan Lastovicka, 1993; Ledolter dan Chan, 1996; Sharma dan Khare, 1999; Noland, Quddus, dan Ochieng, 2006; Park, Eom, Heo, dan Song, 2016), penelitian medis (Gordon dan Smith, 1990; Goldschmidt, Ten Voorde, Leijten, dan Lent, 1990), dan pariwisata (Goh dan Law, 2002; Ismail et al., 2009; Lee et al., 2010; Rezeki et al., 2013).

Secara umum model intervensi dapat dituliskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$Y_t = f(X_t) + N_t \quad (2.18)$$

dengan Y_t adalah variabel respon pada saat t , $f(X_t)$ merupakan fungsi yang menjelaskan besarnya dan lamanya pengaruh intervensi terhadap (respon), X_t adalah variabel intervensi dan N_t adalah model ARIMA yang merupakan komponen *error*. Misalkan pada data *time series* terjadi intervensi pada waktu T , maka $f(X_t)$ pada data *time series* sebelum T diasumsikan sama dengan nol. Data *time series* $\{Y_t, t < T\}$ disebut sebagai data pre-intervensi. Bentuk umum pada persamaan (2.18) jika dijabarkan akan menjadi persamaan (2.19), yaitu:

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b X_t + N_t \quad (2.19)$$

dengan

$$\omega_s(B) = \omega_0 + \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s$$

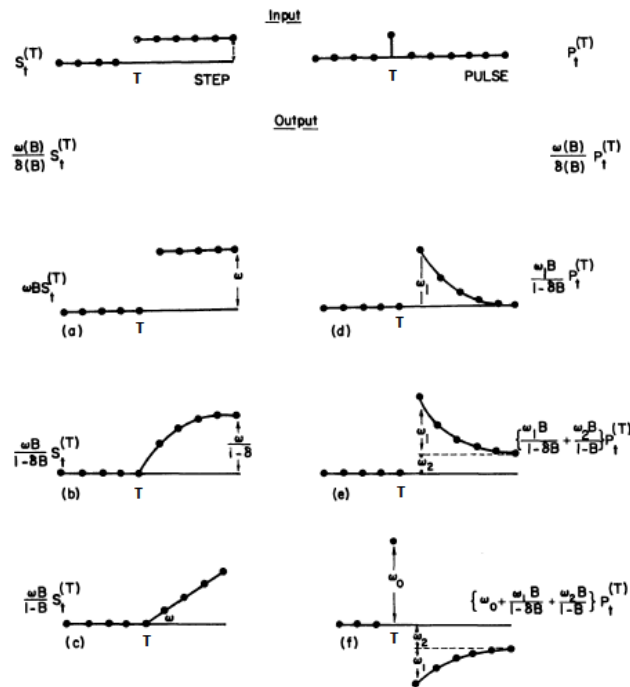
$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r$$

$$N_t = \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t$$

b = menyatakan suatu *delay* waktu mulai berpengaruhnya intervensi X pada Y

s = menunjukkan waktu yang dibutuhkan agar efek intervensi menjadi stabil

r = menunjukkan pola dari plot residual setelah terjadinya intervensi.



Gambar 2.2 Respon pada *Step Function* dan *Pulse Function* (Box dan Tiao, 1975)

Secara umum terdapat dua macam model fungsi intervensi, yaitu fungsi step (*step function*) dan fungsi pulse (*pulse function*). Respon pada *step function* dan *pulse function* ditunjukkan pada Gambar 2.2. *Step function* merupakan kejadian intervensi yang terjadi sejak waktu T dan seterusnya dalam waktu yang panjang. *Step function* dituliskan seperti pada persamaan di bawah ini,

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t \geq T \\ 0, & \text{jika } t < T \end{cases}$$

sedangkan *pulse function* merupakan kejadian intervensi yang hanya terjadi pada waktu T saja dan tidak berlanjut pada waktu selanjutnya atau disebut temporal. *Pulse function* dinotasikan sebagai berikut:

$$P_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t = T \\ 0, & \text{jika } t \neq T \end{cases}$$

dengan T adalah waktu terjadinya intervensi.

2.3.1 Estimasi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR

Model intervensi Gaussian-AR seperti pada persamaan (2.20), yaitu:

$$\begin{aligned} Y_t &= \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b X_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_r(B)} a_t \\ &= \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} X_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_r(B)} a_t \end{aligned} \quad (2.20)$$

dengan parameter yang akan diestimasi adalah $\boldsymbol{\delta} = (\delta_1, \dots, \delta_r)'$, $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \dots, \omega_s)'$, $\boldsymbol{\phi} = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$, dan σ_a^2 . Persamaan (2.20) dapat pula dituliskan seperti persamaan (2.21).

$$\delta_r(B) \phi_r(B) Y_t = \phi_r(B) \omega_s(B) X_{t-b} + \delta_r(B) \theta_q(B) a_t \quad (2.21)$$

atau ekuivalen dengan persamaan (2.22)

$$c(B) Y_t = d(B) X_{t-b} + e(B) a_t \quad (2.22)$$

dengan

$$\begin{aligned} c(B) &= \delta_r(B) \phi_r(B) \\ &= (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \\ &= (1 - c_1 B - c_2 B^2 - \dots - c_{p+r} B^{p+r}) \\ d(B) &= \phi_r(B) \omega_s(B) \\ &= (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(\omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s) \\ &= (d_0 - d_1 B - d_2 B^2 - \dots - d_{p+s} B^{p+s}) \\ e(B) &= \delta_r(B) \theta_q(B) \\ &= (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \\ &= (1 - e_1 B - e_2 B^2 - \dots - e_{r+q} B^{r+q}). \end{aligned}$$

Sehingga a_t dapat dinyatakan seperti pada persamaan berikut:

$$a_t = Y_t - c_1 Y_{t-1} - \dots - c_{p+r} Y_{t-p-r} - d_0 X_{t-b} + d_1 X_{t-b-1} + \dots + d_{p+s} X_{t-b-p-s} + e_1 a_{t-1} + \dots + e_{r+q} a_{t-r-q} \quad (2.23)$$

dengan c_i, d_j , dan e_k adalah fungsi dari $\delta_i, \omega_j, \phi_k$, dan θ_l . Dengan asumsi bahwa a_t bersifat *white noise* i.i.d $N(0, \sigma_a^2)$, fungsi *conditional likelihood* adalah seperti persamaan (2.24).

$$L(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2 | b, X, Y, X_0, Y_0, a_0) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2 \right] \quad (2.24)$$

dengan X_0, Y_0, a_0 adalah nilai inisial yang digunakan untuk menghitung a_t dari persamaan (2.23). Nilai inisial yang digunakan sama seperti nilai inisial pada estimasi parameter ARIMA sebelumnya.

2.3.2 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR

Setelah estimasi parameter dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter model intervensi. Pengujian secara parsial untuk mengetahui parameter yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \delta_i = 0$$

$$H_1: \delta_i \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}_i}{\widehat{se}(\hat{\delta}_i)} \quad (2.25)$$

dengan $\hat{\delta}_i$ adalah estimasi parameter model intervensi order ke i , dan $\widehat{se}(\hat{\delta}_i)$ adalah nilai taksiran standar error dari model intervensi order ke i . Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan.

Untuk parameter ω_j Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \omega_j = 0$$

$$H_1: \omega_j \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\omega}_j}{\widehat{se}(\hat{\omega}_j)} \quad (2.26)$$

dengan $\hat{\omega}_j$ adalah estimasi parameter model intervensi order ke i , dan $\widehat{se}(\hat{\omega}_j)$ adalah nilai taksiran standar error dari model intervensi order ke i . Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan. Nilai n menunjukkan banyaknya observasi dan n_p adalah banyaknya parameter dalam model Intervensi Gaussian-AR.

2.4 Model Poisson AR dan Binomial Negatif AR

Data *count time series* dapat ditemui dalam berbagai bidang. Data tipe ini memuat jumlah peristiwa yang dihitung selama periode waktu tertentu. Contohnya adalah angka bulanan kecelakaan mobil di suatu wilayah, jumlah mingguan kasus baru dalam epidemiologi, jumlah transaksi di pasar modal per menit. Pemodelan data *count time series* dilakukan dengan modifikasi dari model *autoregressive moving average* (ARMA) untuk variabel kontinu.

Fokianos dan Tjøstheim (2011) mengembangkan model *autoregresif* untuk menghitung data *count time series*. Model yang digunakan dikenal dengan *log-linear poisson AR*. Dengan Y_t adalah data *count time series* yang diasumsikan berdistribusi Poisson, dan *link function* v_t didefinisikan dengan fungsi logaritma $v_t = \log(\lambda_t)$. Christou dan Fokianos (2013) mengembangkan penelitian tentang prediksi untuk data *time series* yang berdasarkan distribusi poisson atau distribusi binomial negatif. Pada penelitian tersebut menggunakan dua distribusi dengan *mean* yang sama. Autoregresi dilakukan terhadap *mean* (λ_t) dan nilai respon pada masa lampau (Y_t). Setelah mendapatkan penduga parameter autoregresi yang konsisten, selanjutnya digunakan beberapa kriteria untuk melakukan pengujian kesesuaian model. Secara umum model *count time series* dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.27) (Liboschik dkk., 2017), yaitu:

$$g(\lambda_t) = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k \tilde{g}(Y_{t-i_k}) + \sum_{l=1}^q \alpha_l g(\lambda_{t-j_l}), \quad (2.27)$$

dengan

Y_t	= variabel respon <i>count time series</i>
λ_t	= <i>conditional mean</i> dari <i>count time series</i>
$g: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$	= <i>link function</i>
$\tilde{g}: \mathbb{N}_0 \rightarrow \mathbb{R}$	= <i>transformation function</i>
β_0	= intersep
β_k	= koefisien komponen AR pada lag pengamatan dengan order p
α_l	= koefisien komponen AR pada lag <i>conditional means</i> dengan order q .

Misalkan g dan \tilde{g} identik sehingga $g(x) = \tilde{g}(x) = x$, $k = \{1, 2, \dots, p\}$, $l = \{1, 2, \dots, q\}$. Maka model pada persamaan (2.27) menjadi seperti persamaan (2.28), yaitu:

$$\lambda_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k Y_{t-k} + \sum_{l=1}^q \alpha_l \lambda_{t-l}. \quad (2.28)$$

Misalkan *link function* yang digunakan adalah $g(x) = \log(x)$, dan $\tilde{g}(x) = \log(x + 1)$, dengan $v_t = \log(\lambda_t)$. Maka diperoleh model *log-linear* dengan order p dan q seperti pada persamaan (2.29) (Liboschik dkk., 2017), yaitu:

$$v_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k \log(Y_{t-k} + 1) + \sum_{l=1}^q \alpha_l v_{t-l}. \quad (2.29)$$

Model Poisson-AR digunakan sebagai pendekatan untuk analisis data cacah. Model Poisson-AR merupakan model *autoregressive* dengan asumsi Poisson, $Y_t | F_{t-1} \sim \text{Poisson}(\lambda_t)$. Misalkan nilai Y_t dengan $t = 1, 2, \dots, n$, melambangkan jumlah kejadian yang terjadi dalam satu periode dengan nilai parameter dari sebaran Poisson λ_t . Y merupakan peubah acak yang menyebar secara Poisson dengan fungsi massa peluang sebagai pada persamaan (2.30), yaitu:

$$P(Y_{t=y} | F_{t-1}) = \frac{\lambda_t^y \exp(-\lambda_t)}{y!}, y = 0, 1, \dots \quad (2.30)$$

dengan $\text{var}(Y_t | F_{t-1}) = E(Y_t | F_{t-1}) = \lambda_t$. Dalam proses Poisson, nilai rata-rata bersyarat identik dengan nilai varians dari proses yang diamati. Namun, dalam beberapa kasus hal ini sulit terjadi. Penyimpangan asumsi yang sering terjadi pada

model Poisson-AR adalah overdispersi. Kondisi overdispersi yaitu nilai varians lebih besar daripada nilai rata-rata pada peubah Y .

Model BN-AR memungkinkan untuk mengatasi kondisi overdispersi pada data (Liboschik dkk., 2017). Christou dan Fokianos (2014) mengasumsikan bahwa $Y_t|F_{t-1} \sim BN(\lambda_t, \phi)$, dimana distribusi binomial negatif memiliki parameter rata-rata dan parameter tambahan berupa dispersi $\phi \in (0, \infty)$. Fungsi kepadatan probabilitas dari distribusi binomial negatif adalah seperti pada persamaan (2.31).

$$P(Y_t=y|F_{t-1}) = \frac{\Gamma(\phi + y)}{\Gamma(y + 1)\Gamma(\phi)} \left(\frac{\phi}{\phi + \lambda_t}\right)^\phi \left(\frac{\lambda_t}{\phi + \lambda_t}\right)^y, y = 0, 1, \dots \quad (2.31)$$

dengan $E(Y_t|F_{t-1}) = \lambda_t$ dan $var(Y_t|F_{t-1}) = \lambda_t + \lambda_t^2/\phi$. Nilai varians meningkat secara kuadratik sebesar λ_t . Distribusi Poisson adalah kasus batas dari binomial negatif ketika $\phi \rightarrow \infty$.

Distribusi Binomial Negatif termasuk dalam kelas proses Poisson campuran (*mixed Poisson*). Proses Poisson campuran ditentukan dengan menetapkan $Y_t = N_t(0, Z_t\lambda_t)$, dimana $\{N_t\}$ bersifat i.i.d. Poisson dan $\{Z_t\}$ bersifat i.i.d. Gamma. Sehingga diperoleh proses Binomial Negatif dengan $\sigma^2 = 1/\phi$, dengan σ^2 menyatakan koefisien overdispersi. Kasus batas saat $\sigma^2 = 0$ mengindikasikan distribusi Poisson tanpa ada overdispersi.

2.4.1 Estimasi Parameter Poisson-AR dan BN-AR

Estimasi parameter pada model Poisson-AR dilakukan dengan *Maksimum Likelihood Estimator* (MLE). Metode ini mengestimasi parameter dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood atau ekuivalen dengan memaksimumkan log likelihood. Model pada persamaan (2.29) dapat dituliskan seperti berikut:

$$v_t = d + b \log(Y_{t-1} + 1) + av_{t-1}, t \geq 1.$$

Dengan fungsi Poisson dinyatakan seperti pada persamaan (2.32), yaitu:

$$f(Y_t) = \frac{v_t(\theta)^{Y_t} \exp(-v_t(\theta))}{Y_t!}. \quad (2.32)$$

Fungsi likelihood $L(\theta)$ merupakan gabungan dari fungsi distribusi $f(Y_t)$.

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{t=1}^n f(Y_t) = \prod_{t=1}^n \frac{v_t(\boldsymbol{\theta})^{Y_t} \exp(-v_t(\boldsymbol{\theta}))}{Y_t!}. \quad (2.33)$$

Fungsi likelihood pada persamaan (2.33) lebih mudah dimaksimumkan dengan menggunakan bentuk ln L seperti pada persamaan (2.34).

$$l(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^n (Y_t v_t(\boldsymbol{\theta}) - \exp(v_t(\boldsymbol{\theta}))) \quad (2.34)$$

dan *score function* didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S(\boldsymbol{\theta}) &= \frac{\partial l(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \sum_{t=1}^n \frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \\ &= \sum_{t=1}^n (Y_t - \exp(v_t(\boldsymbol{\theta}))) \frac{\partial v_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \end{aligned} \quad (2.35)$$

dengan $\partial v_t(\boldsymbol{\theta}) / \partial \boldsymbol{\theta}$ merupakan vektor tiga dimensi dengan komponen sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial v}{\partial d} &= 1 + a \frac{\partial v_{t-1}}{\partial d} \\ \frac{\partial v}{\partial a} &= v_{t-1} + a \frac{\partial v_{t-1}}{\partial a} \\ \frac{\partial v}{\partial b} &= \log(1 + Y_{t-1}) + a \frac{\partial v_{t-1}}{\partial b}. \end{aligned}$$

Penyelesaian dari persamaan (2.35), $S(\boldsymbol{\theta}) = 0$ merupakan estimator dari $\boldsymbol{\theta}$ yang didefinisikan dengan $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Karena persamaan tersebut tidak *close form*, maka untuk menyelesaikannya digunakan iterasi numerik dengan metode *iterative weighted least square* (IWLS).

Persamaan *log-likelihood* Binomial Negatif AR adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\theta}, \phi) &= \sum_{i=1}^n \ln \left[\frac{\Gamma(\phi + Y_t)}{\Gamma(Y_t + 1) \Gamma(\phi)} \right] + \sum_{i=1}^n \phi \ln \left(\frac{\phi}{\phi + \lambda_t(\boldsymbol{\theta})} \right) + \\ &\quad \sum_{i=1}^n Y_t \ln \left(\frac{\lambda_t(\boldsymbol{\theta})}{\phi + \lambda_t(\boldsymbol{\theta})} \right). \end{aligned}$$

Estimasi dengan metode MLE dapat dilakukan pada persamaan tersebut untuk mengestimasi baik θ maupun ϕ , namun sulit dilakukan pada beberapa kasus. Untuk menyelesaikan estimasi parameter dapat dilakukan dengan estimasi *quasi Maksimum likelihood estimator* (QMLE). Oleh karena itu, untuk mendefinisikan dengan tepat estimator QMLE digunakan fungsi Poisson (Christou dan Fokianos, 2014), seperti pada persamaan (2.36).

$$l_n(\theta) = \sum_{t=1}^n l_t(\theta) = \sum_{t=1}^n (Y_t \log \lambda_t(\theta) - \lambda_t(\theta)) \quad (2.36)$$

dan *quasi-score function* didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S_n(\theta) &= \frac{\partial l_n(\theta)}{\partial \theta} \quad (2.37) \\ &= \sum_{t=1}^n \frac{\partial l_t(\theta)}{\partial \theta} \\ &= \sum_{t=1}^n \left(\frac{Y_t}{\lambda_t(\theta)} - 1 \right) \frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta}. \end{aligned}$$

Penyelesaian dari persamaan nonlinier di atas dengan $S_n(\theta) = 0$ menghasilkan QMLE dari θ , yaitu $\hat{\theta}$. Selanjutnya turunan dari persamaan (2.37) adalah:

$$\begin{aligned} H_n(\theta) &= - \sum_{t=1}^n \frac{\partial^2 l_t(\theta)}{\partial \theta \partial \theta'} \\ &= \sum_{t=1}^n \frac{Y_t}{\lambda_t^2(\theta)} \left(\frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta} \right) \left(\frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta} \right)' - \sum_{t=1}^n \left(\frac{Y_t}{\lambda_t(\theta)} - 1 \right) \frac{\partial^2 \lambda_t(\theta)}{\partial \theta \partial \theta'}. \end{aligned}$$

Matriks informasi didefinisikan dengan

$$\begin{aligned} G_n(\theta) &= \sum_{t=1}^n \text{Var} \left(\frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta} \middle| F_{t-1}^{Y, \lambda} \right) \\ &= \sum_{t=1}^n \left(\frac{1}{\lambda_t(\theta)} + \frac{1}{v} \right) \left(\frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta} \right) \left(\frac{\partial \lambda_t(\theta)}{\partial \theta} \right)'. \end{aligned}$$

Setelah diperoleh estimasi parameter θ dengan metode QMLE di atas, parameter ϕ akan diestimasi pula. Untuk memperoleh estimasi parameter ϕ digunakan rumus seperti pada persamaan (2.38), yaitu:

$$\sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{\lambda}_t)^2}{\hat{\lambda}_t(1 + \hat{\lambda}_t/\phi)} = n - m \quad (2.38)$$

dengan m adalah dimensi dari θ dan $\hat{\lambda}_t = \lambda_t(\theta)$.

2.4.2 Peramalan Poisson-AR dan BN-AR

Peramalan untuk data bertipe *count* tidak bisa dilakukan dengan metode yang menggunakan *mean* bersyarat. Hasil peramalan diharapkan merupakan nilai diskrit. Freeland dan McCabe (2004) menyarankan peramalan dengan metode median dan modus dari distribusi bersyarat.

Misalkan $Y^N = \{Y_t\}_{t=0}^N$ dari sebuah *count time series data*, untuk memperoleh peramalan \hat{Y}_{N+k} dari Y_{N+k} yang meminimumkan *expected absolut error* dinyatakan sebagai berikut:

$$E(|Y_{N+k} - \hat{Y}_{N+k}| | Y^N).$$

Didefinisikan $F_k(y|Y^N)$ adalah *cummulative distribution function* (cdf) dari Y_{N+k} . Median dari Y_{N+k} dengan syarat Y^N adalah bilangan terkecil m_k yang memenuhi $F_k(m_k|Y^N) \geq 0,5$.

2.5 Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR

Box dan Tiao (1975) membahas efek intervensi pada masalah di bidang ekonomi. Suatu kejadian luar biasa yang menyebabkan perubahan mendadak dinyatakan sebagai intervensi. Analisis intervensi penting dilakukan karena dapat memberikan penjelasan atau eksplanasi efek suatu kejadian terhadap variabel yang diteliti. Fokianos dan Fried (2012) membahas analisis *count time series* dengan efek intervensi. Persamaan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR ditunjukkan dengan persamaan sebagai berikut:

$$v_t = \log(\lambda_t) = d + \sum_{i=1}^p a_i \log(Y_{t-i} + 1) + \sum_{j=1}^q b_j v_{t-j} + \omega_m x_t$$

dengan

- Y_t = variabel respon *count time series*
- λ_t = *conditional mean* dari *count time series*
- d = intersep
- a_i = koefisien komponen AR pada lag pengamatan dengan order p
- b_j = koefisien komponen AR pada lag *conditional means* dengan order q
- ω_m = koefisien yang menunjukkan efek dari intervensi dengan order m
- x_t = fungsi intervensi.

2.5.1 Estimasi Parameter Model Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR

Estimasi parameter pada model intervensi Poisson-AR dan BN-AR pada prinsipnya sama seperti estimasi parameter pada model Poisson-AR dan BN-AR yang dijelaskan pada Bab 2.4.1. Misalkan $\boldsymbol{\theta} = (d, a_1, \dots, a_p, b_1, \dots, b_q, \omega)'$ yang merupakan vektor dengan dimensi $(p + q + 2)$. *Conditional likelihood* dinyatakan sebagai berikut

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{t=1}^n f(Y_t) = \prod_{t=1}^n \frac{v_t(\boldsymbol{\theta})^{Y_t} \exp(-v_t(\boldsymbol{\theta}))}{Y_t!}$$

dan fungsi *log likelihood* nya adalah

$$l(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^n (Y_t v_t(\boldsymbol{\theta}) - \exp(v_t(\boldsymbol{\theta}))) = \sum_{t=1}^n l_t(\boldsymbol{\theta}).$$

Score function dari persamaan di atas diberikan pada persamaan (2.39), yaitu:

$$\begin{aligned} S_{nr}(\boldsymbol{\theta}) &= \frac{\partial l(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \sum_{t=1}^n \frac{\partial l_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \\ &= \sum_{t=1}^n (Y_t - \exp(v_t(\boldsymbol{\theta}))) \frac{\partial v_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \end{aligned} \quad (2.39)$$

dengan $\partial v_t(\boldsymbol{\theta}) / \partial \boldsymbol{\theta}$ merupakan vektor empat dimensi dengan komponen sebagai berikut:

$$\frac{\partial v_t(\boldsymbol{\theta})}{\partial d} = 1 + \sum_{j=1}^p a_j \frac{\partial v_{t-j}(\boldsymbol{\theta})}{\partial d}$$

$$\frac{\partial v_t(\theta)}{\partial a_i} = \log(1 + Y_{t-i}) + \sum_{i=1}^p a_j \frac{\partial v_{t-i}(\theta)}{\partial a_i}, \quad i = 1, \dots, p$$

$$\frac{\partial v_t(\theta)}{\partial b_j} = v_{t-j}(\theta) + \sum_{j=1}^q a_j \frac{\partial v_{t-j}(\theta)}{\partial b_j}, \quad j = 1, \dots, q$$

$$\frac{\partial v_t(\theta)}{\partial \omega_m} = \sum_{j=1}^p a_j \frac{\partial v_{t-j}(\theta)}{\partial \omega_m} + \xi(B)I_t(\tau).$$

Penyelesaian dari persamaan $S_{n\tau}(\theta) = 0$ adalah $\hat{\theta}$ yang merupakan estimator dari θ .

2.5.2 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR

Pengujian signifikasnsi parameter dilakukan untuk mengetahui parameter yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \omega_m = 0$$

$$H_1: \omega_m \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\omega}_m}{\widehat{se}(\hat{\omega}_m)} \quad (2.40)$$

dengan $\hat{\omega}_m$ adalah estimasi parameter model intervensi order ke m , dan $\widehat{se}(\hat{\omega}_m)$ adalah nilai taksiran standar error dari model intervensi order ke m . Daerah penolakan H_0 adalah $|z_{hitung}| > z_{\alpha/2}$, artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan.

2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan ketika ada lebih dari satu model yang dapat digunakan. Pada pendekatan *out-of-sample*, evaluasi model dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model yang terbentuk berdasarkan residual yang dihasilkan. Kriteria yang digunakan antara lain RMSE (*Root Mean Square Error*), MAD (*Mean absolute deviation*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Model terbaik adalah model dengan nilai RMSE, MAD, dan MAPE paling kecil diantara model lainnya. Hal ini sesuai dengan tujuan dari peramalan, yaitu untuk

memperoleh angka ramalan dengan kesalahan sekecil-kecilnya. RMSE, MAD, dan MAPE didefinisikan sebagai berikut (Wei, 2006; Gooijer dan Hyndman, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l))^2} \quad (2.41)$$

$$MAD = \left(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)| \right) \quad (2.42)$$

dan

$$MAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{|Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)|}{|Y_{n+l}|} \right) \times 100 \quad (2.43)$$

dengan

Y_{n+l} = data *out-of-sample* pada periode l , $l = 1, 2, \dots, L$

$\hat{Y}_n(l)$ = peramalan *out-of-sample* pada periode l .

2.7 Wisatawan Mancanegara

Jumlah wisman adalah banyaknya wisatawan tiap tahun yang berkunjung ke suatu negara didorong oleh satu atau beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh pekerjaan dan penghasilan ditempat yang dikunjungi, pada periode tertentu yang diukur dalam satuan orang. Menurut UNWTO dan *International Union of Office Travel Organization* (IUOTO) definisi wisman adalah setiap orang yang mengunjungi suatu negara diluar tempat tinggalnya, didorong oleh satu atau beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh penghasilan ditempat yang dikunjungi. Definisi ini mencakup dua kategori tamu mancanegara, yaitu :

1. Wisatawan (*tourist*)

Setiap pengunjung seperti definisi di atas yang tinggal paling sedikit dua puluh empat jam, akan tetapi tidak lebih dari dua belas bulan di tempat yang dikunjungi dengan maksud kunjungan antara lain :

- a. Berlibur, rekreasi, dan olahraga.

- b. Bisnis, mengunjungi teman dan keluarga, menghadiri pertemuan, konferensi, kunjungan dengan alasan kesehatan, belajar dan keagamaan.

2. Pelancong

Setiap pengunjung seperti definisi di atas yang tinggal kurang dari dua puluh empat jam ditempat yang dikunjungi (termasuk *cruise passenger* yaitu setiap pengunjung yang tiba di suatu negara dengan kapal atau kereta api, dimana mereka tidak menginap di akomodasi yang tersedia di negara tersebut).

Data statistik kunjungan wisman diperoleh dari survey bulanan kedatangan wisman atau Survey Inbound Outbound Tourism (VIOT) yang disalin dari dokumen resmi Kantor Imigrasi. Survei kunjungan wisman atau Survei Inbound Outbound Tourism dilaksanakan di seluruh wilayah Indonesia. Pengumpulan data dilakukan di 122 Unit Pelaksana Teknis (UPT) di jajaran Direktorat Jenderal Imigrasi baik yang membawahi Tempat Pemeriksaan Imigrasi (TPI) maupun tidak.

Berdasarkan jenis paspor, jenis visa dan jenis dokumen lainnya yang digunakan untuk memasuki wilayah Republik Indonesia, maka yang dapat digolongkan sebagai wisman sesuai dengan konsep WTO dalam Laporan Statistik Kedatangan adalah :

a. Warga Negara Indonesia (WNI)

Ada beberapa kriteria dimana WNI yang datang ke Indonesia dianggap sebagai wisman, yaitu:

1. 50% dari WNI yang menggunakan paspor diplomatik. Asumsi ini dipakai kerana sebagian WNI yang menggunakan paspor diplomatik kemungkinan tinggal (menetap) di luar negeri.
2. 10% dari WNI yang menggunakan paspor dinas. Asumsi ini dipakai kerana sebagian WNI yang menggunakan paspor dinas kemungkinan tinggal (menetap) di luar negeri.
3. 100% dari WNI yang berstatus penduduk luar negeri dan biasanya menggunakan paspor biasa.
4. 10% dari WNI yang bekerja sebagai Tenaga Kerja Indonesia (TKI). Asumsi ini dipakai karena mereka akan tinggal lebih dari satu tahun di

negara tujuan dan asumsi 10 persen dari mereka yang datang ke Indonesia akan kembali lagi bekerja di luar negeri.

b. Warga Negara Asing (WNA)

Tidak semua WNA yang datang ke Indonesia dianggap wisman, namun beberapa jenis dokumen yang dipakai oleh WNA yang datang ke Indonesia seperti di bawah ini semuanya (100%) dimasukkan sebagai wisman, yaitu :

1. Courtesy yang terdiri dari visa diplomatik dan visa dinas.
2. ABTC (APEC Business Travel Card).
3. Visa Kunjungan Usaha (VKU).
4. Visa Kunjungan Usaha untuk Beberapa kali Perjalanan (VKUBP).
5. Visa Kunjungan Sosial Budaya (VKSB).
6. Visa Kunjungan Pemerintah.
7. Visa Kunjungan Wisata (VKW).
8. Visa Saat Kunjungan (VSK/ VOA).
9. Visa Singgah Saat Kedatangan (VSSK).
10. Bebas Visa Kunjungan Singkat (BVKS) atau Bebas Visa Wisata (BVW).
11. Visa Transit, baik untuk awak pesawat/kapal (crew) maupun penumpang (non crew).
12. Smart Card dimana hanya berlaku di Batam namun yang dimasukkan sebagai wisman hanya sebesar 80% saja.
13. Visa Tinggal Terbatas (VITAS) baik itu Visa Berdiam Sementara (VBS) maupun Courtesy dimasukkan semuanya (100%) sebagai wisman.

c. Awak Pesawat/Awak Kapal (Crew)

Yang dapat digolongkan sebagai wisman hanya awak pesawat/awak kapal warga negara asing (WNA). Penumpang yang datang dari luar negeri yang menggunakan dokumen selain yang disebutkan di atas tidak digolongkan sebagai wisman.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas tentang metodologi penelitian yang meliputi sumber data, variabel yang digunakan dan tahapan-tahapan dalam penelitian ini untuk menjawab tujuan penelitian.

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan merupakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain ke Indonesia periode bulan Januari 2001 sampai dengan bulan Desember 2018 seperti pada Lampiran 1. Data mengenai wisatawan mancanegara tersebut mencakup semua wisatawan mancanegara berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain yang tiba di Indonesia melalui bandara, pelabuhan dan pintu darat. Ada 122 pintu kedatangan yang berada diseluruh wilayah Indonesia, 82 diantaranya adalah pelabuhan, 33 adalah bandara dan 7 melalui darat. Empat pintu utama adalah Soekarno-Hatta (Jakarta), Ngurah Rai (Bali), Kualanamu (Sumatera Utara) dan Batam (Kepulauan Riau). Data jumlah kunjungan wisman merupakan statistik sektoral yang diterbitkan secara periodik bulanan oleh BPS, Subdirektorat Statistik Pariwisata. Data tersebut didasarkan pada laporan bulanan lalu lintas WNA dan WNI, hasil Survei Inbound Outbound Tourism (VIOT) dari Direktorat Jenderal Imigrasi. Selain itu juga digunakan *mobile positioning data* untuk melengkapi data kunjungan wisman di daerah-daerah perbatasan.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah kunjungan wisman ke Indonesia yang disimbolkan $Y_{1,t}$, $Y_{2,t}$ yang menyatakan jumlah kunjungan wisman ke Indonesia berdasarkan kewarganegaraan Singapura dan Bahrain pada bulan ke- t . Variabel penelitian terdapat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Keterangan
1.	$Y_{1,t}$	Jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Singapura ke Indonesia pada bulan ke- t
2.	$Y_{2,t}$	Jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Bahrain ke Indonesia pada bulan ke- t

Secara rinci struktur data penelitian untuk jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia terlihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia

t	Bulan	Tahun	Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan	
			Singapura ($Y_{1,t}$)	Bahrain ($Y_{2,t}$)
1	Januari	2001	$Y_{1,1}$	$Y_{2,1}$
2	Februari	2001	$Y_{1,2}$	$Y_{2,2}$
3	Maret	2001	$Y_{1,3}$	$Y_{2,3}$
4	April	2001	$Y_{1,4}$	$Y_{2,4}$
5	Mei	2001	$Y_{1,5}$	$Y_{2,5}$
6	Juni	2001	$Y_{1,6}$	$Y_{2,6}$
7	Juli	2001	$Y_{1,7}$	$Y_{2,7}$
8	Agustus	2001	$Y_{1,8}$	$Y_{2,8}$
9	September	2001	$Y_{1,9}$	$Y_{2,9}$
10	Oktober	2001	$Y_{1,10}$	$Y_{2,10}$
11	November	2001	$Y_{1,11}$	$Y_{2,11}$
12	Desember	2001	$Y_{1,12}$	$Y_{2,12}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
204	Desember	2017	$Y_{1,204}$	$Y_{2,204}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
216	Desember	2018	$Y_{1,216}$	$Y_{2,216}$

Variabel intervensi yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penutupan kawasan perjudi di Batam pada Juni 2005

$$X_1^{(54)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t = 54 \\ 0, & \text{jika } t \neq 54 \end{cases}$$

2. Peristiwa Bom Bali 2 pada Oktober 2005

$$X_2^{(58)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t = 58 \\ 0, & \text{jika } t \neq 58 \end{cases}$$

3. Peristiwa Bom Mega Kuningan pada Juli 2009

$$X_3^{(103)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t = 103 \\ 0, & \text{jika } t \neq 103 \end{cases}$$

4. Promosi *country branding* Wonderful Indonesia pada Januari 2011

$$X_4^{(121)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t \geq 121 \\ 0, & \text{jika } t < 121 \end{cases}$$

5. Promosi Wisata Syariah pada September 2015

$$X_5^{(177)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t \geq 177 \\ 0, & \text{jika } t < 177 \end{cases}$$

6. Peristiwa Bom Sarinah pada Januari 2016

$$X_6^{(181)} = \begin{cases} 1, & \text{jika } t = 181 \\ 0, & \text{jika } t \neq 181. \end{cases}$$

3.3 Tahapan Penelitian

Pemodelan kunjungan wisman ke Indonesia berdasarkan kewarganegaraan dilakukan dengan model intervensi. Pemodelan intervensi dilakukan dengan model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR. Intervensi Kunjungan Wisman ke Indonesia adalah penutupan kawasan perjudian di Batam, ledakan bom di Indonesia, dan promosi pariwisata di Indonesia. Ledakan bom merupakan salah satu bentuk teror yang dapat menimbulkan kecemasan dan rasa tidak aman. Selama dua dekade terakhir telah terjadi beberapa peristiwa ledakan bom di Indonesia. Tiga peristiwa ledakan bom yang digunakan sebagai intervensi pada penelitian ini adalah:

1. Bom Bali 2 pada 1 Oktober 2005 menewaskan 22 orang dan 102 orang mengalami luka-luka.

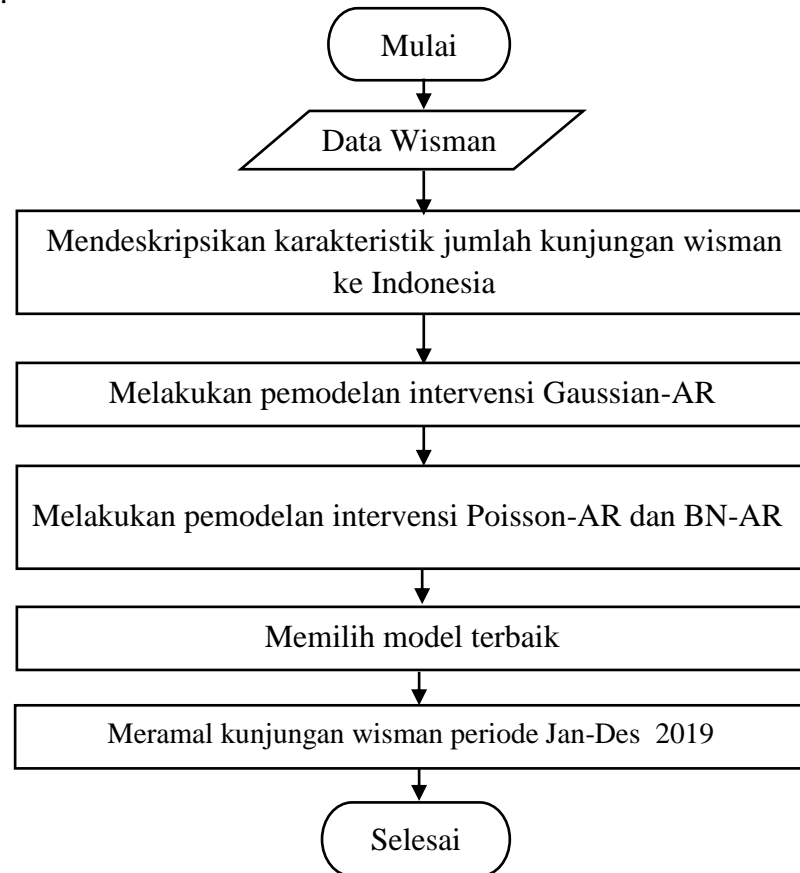
2. Bom Hotel JW Marriott dan Ritz Carlton atau Bom Mega Kuningan pada 17 Juli 2009. Peristiwa ini menyebabkan 9 orang tewas dan 50 orang mengalami luka-luka.
3. Bom dan baku tembak di Plaza Sarinah pada 14 Januari 2016 yang menyebabkan 8 orang meninggal dan 25 orang mengalami luka.

Selain intervensi ledakan bom yang menimbulkan penurunan kunjungan wisman, intervensi lainnya yang juga menyebabkan penurunan kunjungan wisman adalah penutupan kawasan perjudian di Batam pada Juni 2005.

Pemodelan kunjungan wisman ke Indonesia berdasarkan kewarganegaraan dilakukan dengan analisis terhadap intervensi-intervensi yang telah disebutkan di atas. Pemodelan dilakukan dengan model intervensi Gaussian-AR. Selanjutnya model tersebut dibandingkan dengan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR. Diagram alir penelitian secara umum dapat dilihat pada Gambar 3.1. Langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini dijabarkan sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kunjungan wisman.
2. Melakukan pemodelan intervensi Gaussian-AR dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Menentukan model pre-intervensi.
 - b. Menentukan model intervensi tahap pertama.
 - c. Menentukan model intervensi tahap kedua dan seterusnya sejumlah intervensi yang digunakan.
3. Melakukan pemodelan intervensi Poisson-AR dan BN-AR. Order intervensi yang digunakan adalah order intervensi yang diperoleh dari model intervensi yang telah dilakukan sebelumnya.
4. Pilih model terbaik. Untuk mengetahui kinerja peramalan dilakukan perbandingan nilai RMSE, MAD, dan MAPE dengan menggunakan persamaan (2.41) sampai persamaan (2.43) pada data *out-of-sample*. Lakukan evaluasi kebaikan model menggunakan kriteria tersebut pada masing-masing model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR. Salah satu model intervensi dengan nilai RMSE, MAD, dan MAPE terkecil merupakan model terbaik.

5. Lakukan peramalan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain periode Januari – Desember Tahun 2019 dengan model intervensi terbaik.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian Secara Umum

3.3.1 Tahapan Pemodelan Intervensi Data Kunjungan Wisman

Tahap-tahap pemodelan intervensi Gaussian-AR dijelaskan sebagai berikut:

1. Identifikasi awal pola data wisman dengan *time series plot* dan *box plot*.
2. Periksa apakah data stasioner dalam mean dan varians. Apabila belum stationer lakukan transformasi *box cox* dan atau *differencing*.
3. Apabila data telah stasioner lakukan pemodelan data pre-intervensi dengan ARIMA.
4. Lakukan pemodelan intervensi tahap pertama, kedua dan seterusnya sejumlah intervensi yang digunakan. Identifikasi order b_i , s_i , r_i , variabel intervensi X pada data *in-sample*.

5. Lakukan estimasi parameter dan periksa apakah parameter model signifikan. Selanjutnya apakah residual memenuhi asumsi *white noise* dengan statistik uji seperti pada persamaan (2.16). Selain itu, pengujian residual berdistribusi normal seperti dijelaskan pada Bab 2.2.3. Statistik uji yang digunakan untuk uji residual berdistribusi normal terdapat pada persamaan (2.17).
6. Lakukan peramalan data *out-of-sample* kunjungan wisman dengan model intervensi Gaussian-AR.

Contoh sintaks yang digunakan untuk pemodelan intervensi Gaussian-AR dapat dilihat pada Lampiran 2 dan 3.

Langkah-langkah pemodelan intervensi Poisson-AR dan BN-AR adalah:

1. Identifikasi awal pola data wisman dengan *time series plot* dan *box plot*.
2. Periksa apakah data stasioner dalam *mean*. Apabila data *time series* (Y_t) belum stationer dalam mean lakukan transformasi dengan *differencing*.
3. Cek apakah terdapat data hasil *differencing* (Y_t^*) mengandung data yang bernilai negatif. Apabila ada, maka lakukan *differencing count* dengan menambahkan suatu konstanta c . Sintaks yang digunakan dapat dilihat pada Lampiran 4. Hal ini dilakukan agar data bernilai positif, nilai minimal data *differencing count* (Y_t^{**}) yang digunakan adalah 1. Persamaan (3.1) menunjukkan fungsi dari Y_t^{**} .

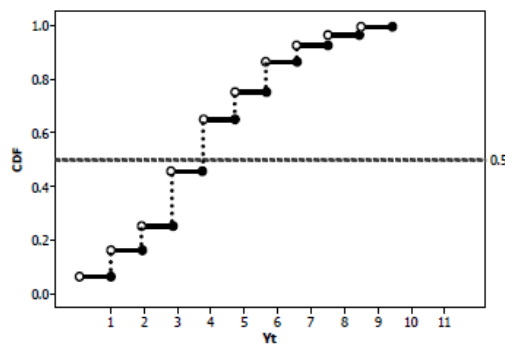
$$Y_t^{**} = Y_t^* + c \quad (3.1)$$

4. Lakukan estimasi model intervensi Poisson-AR dan Binomial Negatif-AR. Pada penelitian ini order intervensi yang digunakan adalah order intervensi yang diperoleh dari model intervensi Gaussian-AR yang telah dilakukan sebelumnya.
5. Terapkan model yang diperoleh dari langkah di atas pada data *out-of-sample*.
6. Lakukan peramalan data *count* untuk model intervensi Poisson-AR dan BN-AR.

Peramalan dengan model ini menghasilkan data diskret. Terdapat dua cara yang digunakan yaitu menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Poisson maupun Binomial Negatif dan menggunakan nilai Probabilitas terbesar (modus) pada distribusi Poisson maupun Binomial Negatif. Sintaks

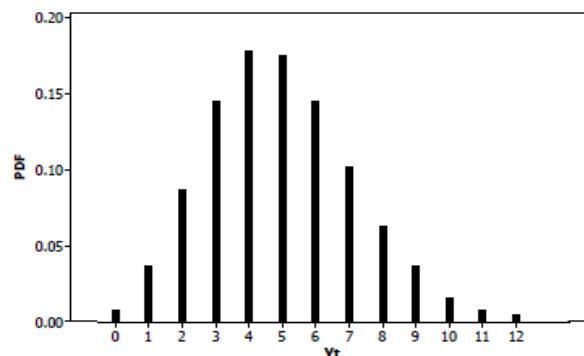
yang digunakan untuk melakukan peramalan ini dapat dilihat pada Lampiran 5 dan 6.

Sebagai ilustrasi pada cara pertama yang menggunakan nilai median, jika pada model Poisson-AR diketahui $\hat{\lambda}_n(1) = 4,95$ maka digunakan CDF untuk menentukan nilai ramalan $\hat{Y}_n^{**}(1)$. CDF dari distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$ seperti pada Gambar 3.2. Berdasarkan plot tersebut dapat dilihat bahwa nilai y yang memberikan nilai median untuk fungsi tersebut adalah 4 sehingga nilai prediksi ramalan $\hat{Y}_n^{**}(1) = 4$.



Gambar 3.2 Plot CDF dari Distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$

Selain menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Poisson maupun Binomial Negatif, peramalan data *count* dapat juga dilakukan dengan menggunakan PDF terbesar (modus) dari distribusi tersebut. Merujuk pada ilustrasi yang diberikan sebelumnya, PDF dari distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$ seperti pada Gambar 3.3. Berdasarkan plot fungsi distribusi probabilitas tersebut diketahui bahwa nilai y yang memiliki Probabilitas terbesar adalah 4 dengan pdf sebesar 0,1771952. Sehingga nilai prediksi ramalan $\hat{Y}_n^{**}(1) = 4$.



Gambar 3.3 Plot PDF dari Distribusi Poisson dengan $\lambda = 4,95$

7. Transformasikan kembali nilai ramalan yang telah diperoleh pada langkah sebelumnya. Transformasi dilakukan dengan cara mengembalikan data yang telah dipositifkan dan di-*differencing*. Misalkan pada data asli dilakukan *differencing* reguler order 1 dan *differencing* seasonal 12 order 1, maka untuk menghitung hasil ramalan digunakan rumus pada persamaan (3.2).

$$\hat{Y}_t(l) = \hat{Y}_t^{**}(l) + Y_{t+l-1} + Y_{t+l-12} - Y_{t+l-13} - c \quad (3.2)$$

dengan Y_t^{**} adalah hasil peramalan model dari data *differencing* yang telah dipositifkan.

Model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR pada data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain telah diperoleh dan diterapkan pada data *out-of-sample*. Selanjutnya, untuk mengetahui kinerja peramalan dilakukan perbandingan nilai RMSE, MAD, dan MAPE pada data *out-of-sample* tersebut. Salah satu model intervensi dengan nilai RMSE, MAD, dan MAPE terkecil merupakan model terbaik. Sintaks untuk menghitung RMSE, MAD, dan MAPE masing-masing model terdapat pada Lampiran 8. Contoh sintaks untuk pemodelan intervensi pada data *count* dapat dilihat pada Lampiran 9 dan 10.

3.3.2 Tahapan Peramalan Data Kunjungan Wisman

Peramalan data kunjungan wisman dilakukan dengan menggunakan model intervensi terbaik. Pada tahap sebelumnya, model intervensi terbaik telah dipilih berdasarkan kriteria RMSE, MAD, dan MAPE pada data *out-of-sample*. Model intervensi tersebut digunakan untuk melakukan peramalan kunjungan wisman Berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain bulanan periode Januari hingga Desember 2019.

BAB 4

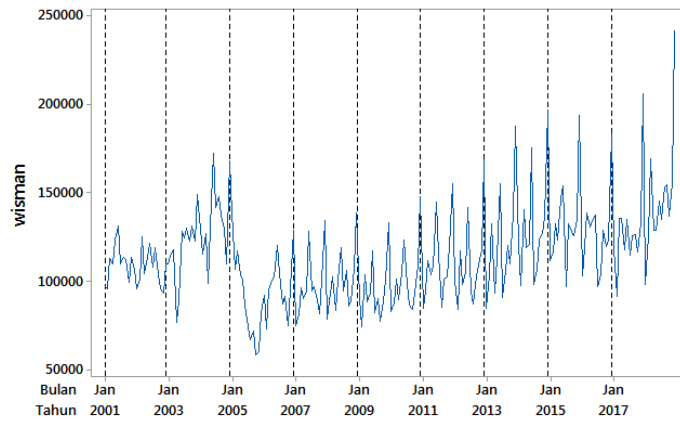
HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi analisis karakteristik data, pemodelan, dan peramalan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain. Pemodelan data kunjungan wisman dilakukan dengan model intervensi. Model intervensi yang dilakukan adalah model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR. Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan kriteria RMSE, MAD, dan MAPE. Peramalan dilakukan dengan menggunakan model intervensi terbaik.

4.1 Karakteristik Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara

4.1.1 Wisman Berkewarganegaraan Singapura

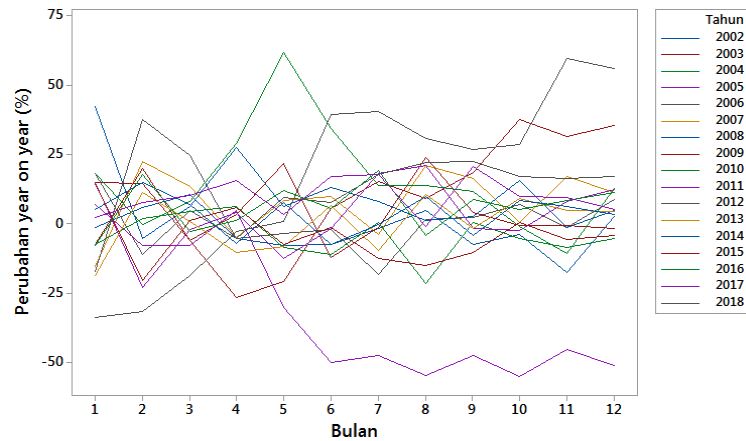
Jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura ke Indonesia dari tahun 2001 hingga tahun 2018 berfluktuasi dan cenderung naik. Namun pada tahun 2005 terjadi penurunan jumlah kunjungan wisman yang cukup besar. Hal ini terjadi seiring dengan dilakukannya penutupan kawasan perjudian di Batam. Untungnya penurunan jumlah kunjungan wisman ini tidak berlangsung lama. Kenaikan jumlah kunjungan wisman mulai terjadi pada akhir tahun 2005. Penurunan jumlah kunjungan terjadi pula pada tahun 2016 dan 2017 jika dibandingkan dengan tahun 2015. Namun pada tahun 2018 jumlah kunjungan wisman kembali naik. Peristiwa ini bisa dilihat dari *time series plot* pada Gambar 4.1. Pada plot tersebut terlihat trend menurun yang besar pada 2005. Lalu trend cenderung naik dari tahun 2006 hingga 2015 dan sedikit menurun pada tahun 2016 dan 2017 kemudian kembali naik pada tahun 2018. Hal ini juga dapat dilihat berdasarkan Tabel 4.1, mean kunjungan menurun tajam pada tahun 2005. Jumlah kunjungan pada tahun tersebut turun menjadi 88 ribuan saja. Mean kunjungan cenderung naik mulai tahun 2006 hingga tahun 2015 mencapai 132 ribuan kunjungan. Kemudian jumlah kunjungan turun pada kisaran angka 120 ribuan kunjungan pada 2016 dan 2017. Lalu naik kembali mencapai 140 ribuan kunjungan pada Tahun 2018.



Gambar 4.1 *Time Series Plot* Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tahun 2001 – 2018

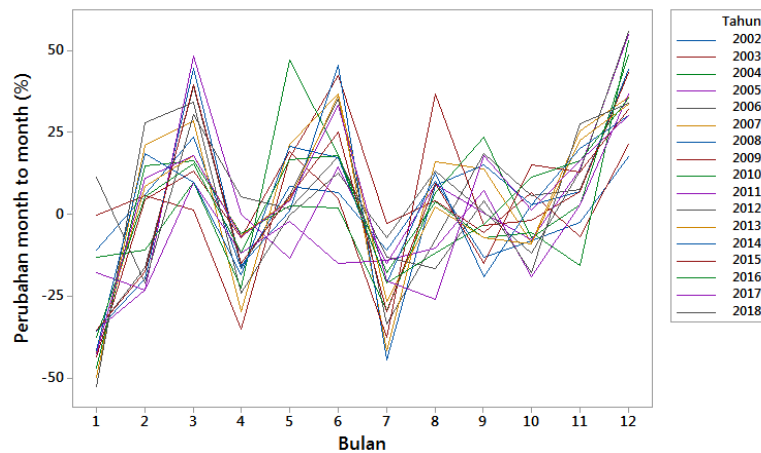
Tabel 4.1 Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Tahun	<i>Mean</i>	<i>StDev</i>	Minimum	Maksimum
2001	110225	10259	95340	130782
2002	107374	10534	93181	124898
2003	117963	19141	76426	148627
2004	134964	21778	98534	171912
2005	88872	24718	58305	138312
2006	97007	16087	72870	128331
2007	96683	17729	74687	134074
2008	99772	16698	78575	138655
2009	94839	16660	74333	132664
2010	100530	18972	82873	147500
2011	110403	21343	84725	155182
2012	110392	23923	83947	168645
2013	119338	29729	84855	187380
2014	129920	29563	97185	196315
2015	132842	24331	96530	193308
2016	126308	22564	97047	183181
2017	129510	27071	91255	205706
2018	147383	34733	97984	241067

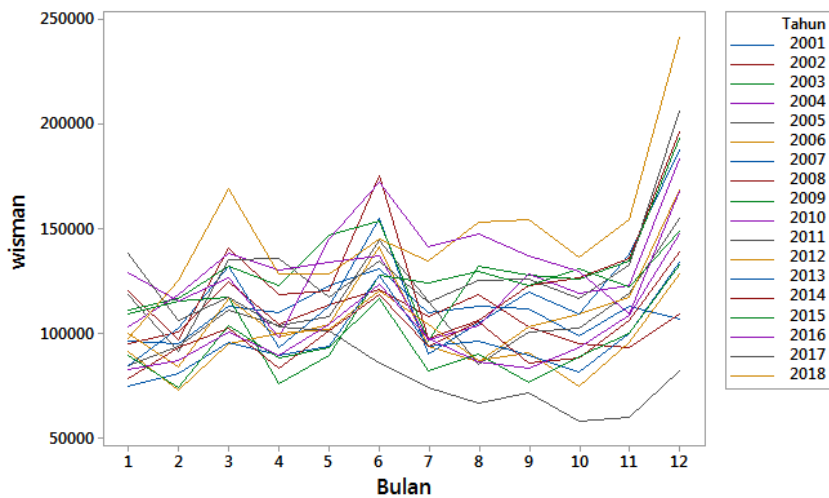


Gambar 4.2 *Line Plot* Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura *Year on Year*

Perubahan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura tidak begitu besar dilihat dari persentase kenaikan jumlah wisman pada Gambar 4.2 yang tidak berbeda jauh tiap tahunnya. Gambar tersebut menunjukkan perubahan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura pada bulan tertentu dibandingkan dengan data pada bulan yang sama pada tahun sebelumnya (*year on year*). Penurunan yang cukup besar terlihat pada tahun 2005. Pada semester kedua penurunan jumlah wisman berkisar di angka 50 persen dibandingkan jumlah wisman pada semester dua tahun 2004. Namun pada semester kedua tahun 2006 jumlah wisman meningkat cukup tinggi, rata-rata di atas 25 persen. Peningkatan tertinggi terjadi pada Bulan November dan Desember yang mencapai 50 persen dibanding periode November dan Desember 2005.



Gambar 4.3 *Line Plot* Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura *Month to Month*



Gambar 4.4 Line Plot Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tiap Tahun

Gambar 4.3 menunjukkan perubahan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura periode bulan tertentu dengan data satu bulan sebelumnya (*month to month*). Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa secara rata-rata peningkatan jumlah kunjungan wisman yang cukup tinggi pada tiap tahunnya terjadi pada Bulan Maret, Juni, dan Desember. Bulan-bulan tersebut merupakan jadwal liburan sekolah di Singapura. Bulan Desember merupakan puncaknya hari libur, dimana terdapat libur sekolah, sekaligus libur natal dan tahun baru. Hal ini juga dapat dilihat dari Gambar 4.4, pada tiap tahunnya jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura tertinggi terjadi pada Bulan Desember.

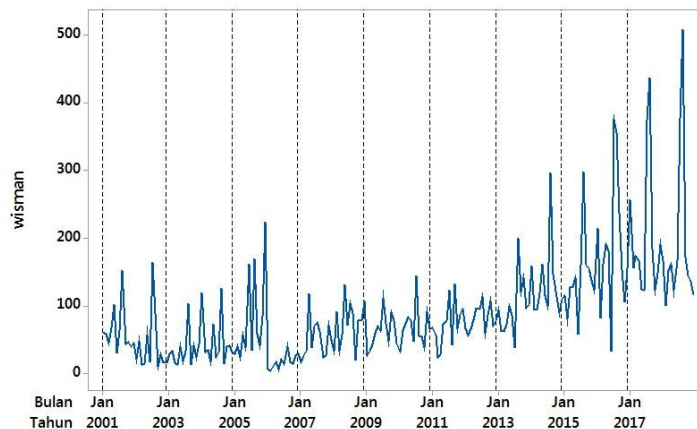
4.1.2 Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain ke Indonesia tergolong sedikit. Jumlahnya dari tahun 2001 hingga tahun 2018 berfluktuasi dan mulai tahun 2007 cenderung naik seperti ditunjukkan pada Tabel 4.2. Gambar 4.5 menunjukkan bahwa pada akhir tahun 2005 sampai awal tahun 2006 terjadi penurunan jumlah kunjungan wisman yang cukup besar. Hal ini terjadi sebagai akibat dari terjadinya peristiwa Bom Bali 2 pada bulan Oktober 2005. Kenaikan jumlah kunjungan wisman mulai terjadi lagi pada awal tahun 2007. Penurunan jumlah kunjungan terjadi juga pada tahun 2015. Penurunan ini terjadi sebagai

akibat dari peristiwa Bom Sarinah pada januari 2015. Namun pada akhir tahun 2016 jumlah kunjungan wisman kembali naik.

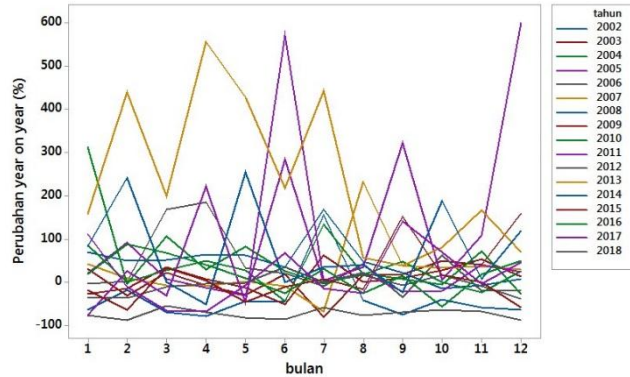
Tabel 4.2 Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Tahun	<i>Mean</i>	<i>StDev</i>	Minimum	Maksimum
2001	63,17	33,53	29	152
2002	41,50	45,10	11	164
2003	34,33	24,46	13	104
2004	48,90	37,60	14	126
2005	80,30	66,80	24	224
2006	17,75	10,38	5	40
2007	51,25	29,39	18	118
2008	74,25	33,60	19	131
2009	62,17	24,51	27	111
2010	69,33	29,83	32	145
2011	73,25	33,86	25	133
2012	81,75	18,44	58	114
2013	98,00	42,50	37	200
2014	134,00	56,70	90	296
2015	140,40	58,40	57	298
2016	186,90	100,80	32	375
2017	204,80	101,40	123	436



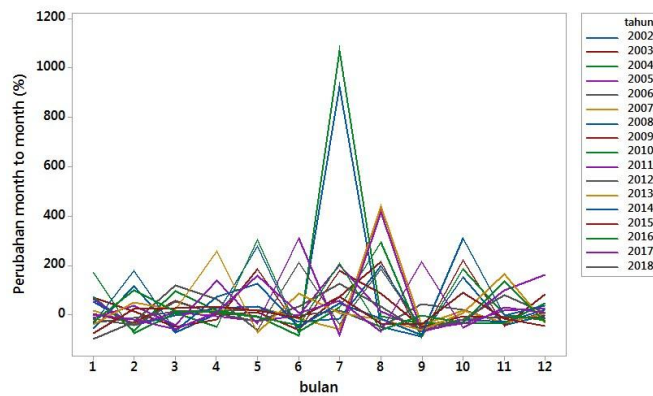
Gambar 4.5 *Time Series Plot* Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tahun 2001 – 2018

Gambar 4.6 menunjukkan perubahan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain pada bulan tertentu dibandingkan dengan data pada bulan yang sama pada tahun sebelumnya (*year on year*). Terlihat bahwa data kunjungan wisman tahun 2007 meningkat. Setelah pada periode sebelumnya terjadi penurunan kunjungan akibat ledakan bom bali 2 pada oktober 2005.



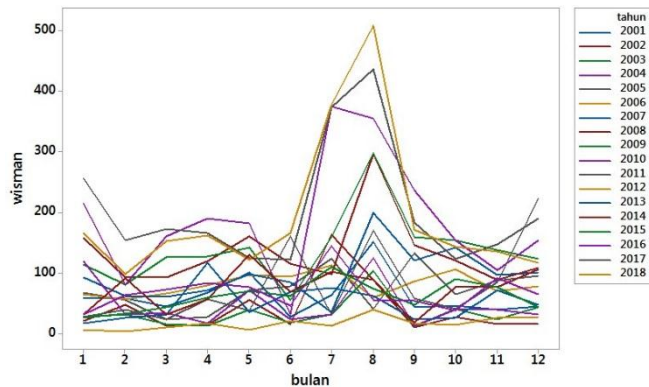
Gambar 4.6 *Line Plot* Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain *Year on Year*

Pada Gambar 4.7 kunjungan wisman pada Juli 2016 meningkat cukup tinggi dibanding bulan sebelumnya, Juni 2016. Hal ini mengindikasikan bahwa kunjungan wisman kembali normal setelah terjadi penurunan akibat ledakan bom sarinah pada awal tahun 2016.



Gambar 4.7 *Line Plot* Persentase Perubahan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain *Month to Month*

Secara rata-rata kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain paling banyak terjadi pada bulan Agustus tiap tahunnya. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 4.8, sebagian besar garis memiliki nilai tertinggi pada bulan Agustus.



Gambar 4.8 *Line Plot* Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tiap Tahun

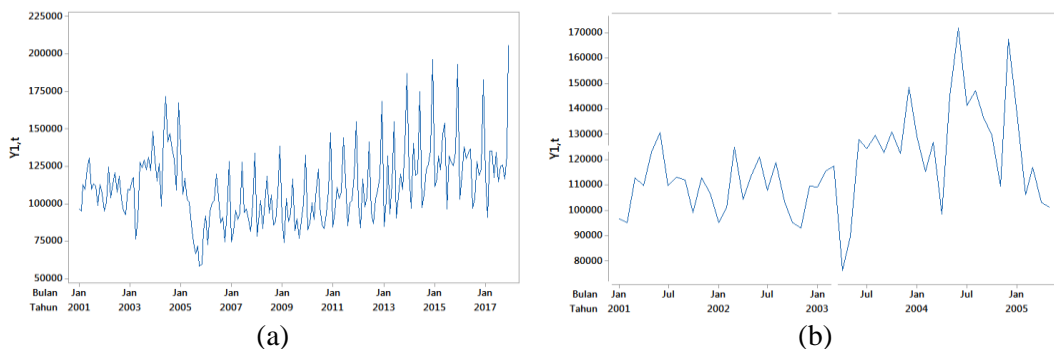
4.2 Pemodelan Data Kunjungan Wisatawan Mancanegara

Pemodelan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain dilakukan pada model intervensi Gaussian-AR dan model intervensi *count time series*. Model intervensi pada *count time series* menggunakan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR.

4.2.1 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR

4.2.1.1 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dimodelkan dengan intervensi Gaussian-AR. Data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura Januari 2001 sampai dengan Desember 2018 ditunjukkan oleh plot pada Gambar 4.9(a).

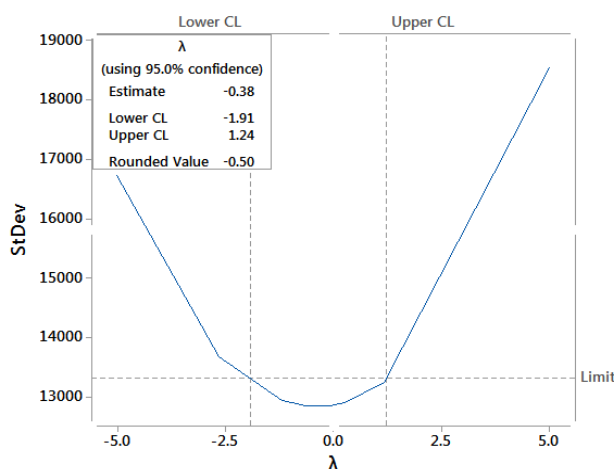


Gambar 4.9 *Time Series Plot* Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura (a) Januari 2000 – Desember 2018 dan (b) Januari 2000 – Mei 2005

Data jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dibagi menjadi dua, yaitu data *in-sample* yang terdiri dari data bulan Januari 2001 hingga Desember 2017 dan data *out-of-sample* yang terdiri dari bulan Januari 2018 hingga Desember 2018. Selanjutnya pemodelan dengan menggunakan model intervensi Gaussian-AR.

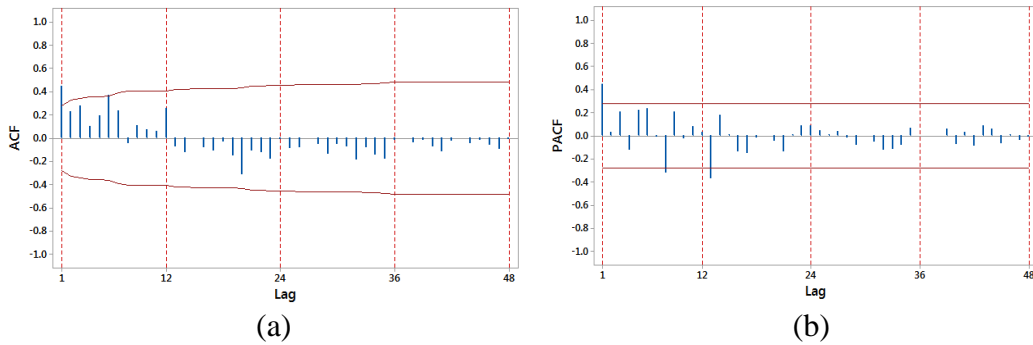
Pemodelan ARIMA pada data kunjungan wisman dilakukan pada data sebelum terjadi intervensi pertama, penutupan kawasan perjudian di Batam pada Juni 2005, yaitu $t = 1$ sampai dengan $t = 53$. Gambar 4.9(b) menunjukkan secara visual data kunjungan wisman yang berkewarganegaraan Singapura sebelum intervensi. Tahapan yang dilakukan untuk menentukan model ARIMA mengikuti prosedur Box-Jenkins antara lain identifikasi dugaan model sementara, estimasi parameter, dan cek diagnosa.

Identifikasi model dilakukan pada data yang sudah stasioner. Untuk menstasionerkan data, harus diketahui transformasi yang tepat. Transformasi yang dilakukan antara lain transformasi untuk menstabilkan variansi dan transformasi *differencing*. Pengecekan stasioneritas dalam variansi dilakukan dengan melihat Plot Box-Cox yang ditunjukkan pada Gambar 4.10. Berdasarkan gambar tersebut diketahui bahwa nilai lambda berada antara -1,91 sampai dengan 1,24. Rentang nilai batas bawah dan batas atas dari lambda memuat nilai satu sehingga tidak perlu dilakukan transformasi pada data kunjungan wisman Kewarganegaraan Singapura.



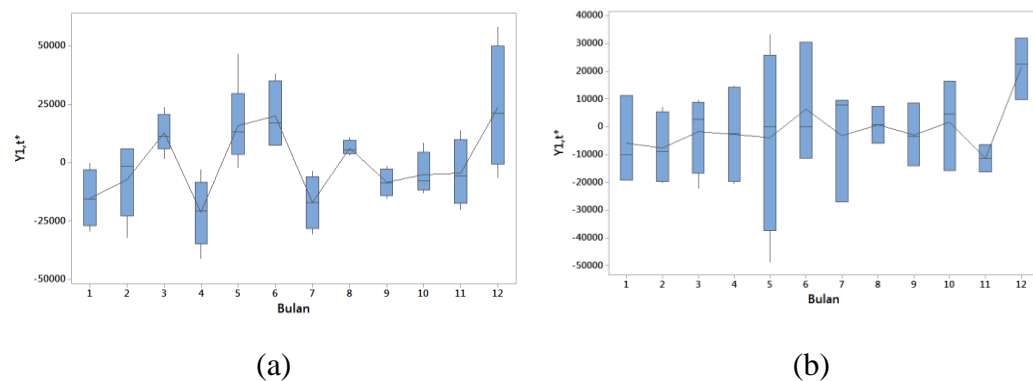
Gambar 4.10 Plot Box-Cox Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas dalam mean. Secara visual pada Gambar 4.9(b) terlihat bahwa mean data belum konstan. ACF pada Gambar 4.11 menunjukkan pola turun lambat. Hal ini juga mengindikasikan bahwa data belum stasioner dalam mean.



Gambar 4.11 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Mei 2005

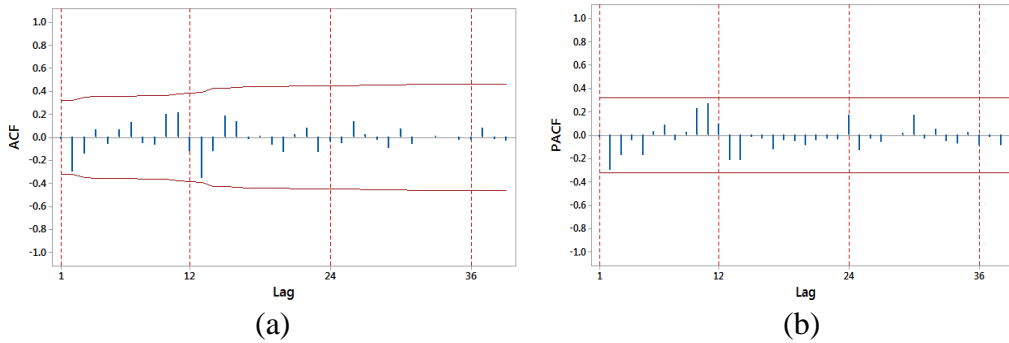
Ketidakstasioneran data dalam mean dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Pada data ini dilakukan *differencing* reguler order 1. Boxplot data bulanan hasil *differencing* reguler order 1 ditunjukkan pada Gambar 4.12(a). Terlihat bahwa ada kecenderungan data kunjungan wisman memiliki pola seasonal. Kunjungan wisman cenderung tinggi pada bulan-bulan tertentu, misalnya pada Mei, Juni, dan Desember. Libur musim panas pada Mei dan Juni, serta libur akhir tahun pada Desember meningkatkan jumlah kunjungan wisman Singapura ke Indonesia.



Gambar 4.12 *Box Plot* Data Hasil *Differencing* (a) Reguler Order 1 dan (b) Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1

Karena adanya pola seasonal maka perlu dilanjutkan dengan *differencing* seasonal 12 order 1. Boxplot data bulanan hasil *differencing* reguler order 1 dan seasonal 12 order 1 ditunjukkan pada Gambar 4.12(b). Plot ACF dan PACF setelah melalui

proses *differencing* reguler order 1, dan seasonal 12 order 1 ditunjukkan pada Gambar 4.13(a) dan (b). Berdasarkan Plot ACF dan PACF tersebut, dugaan model sementara adalah ARIMA $([2],1,0)(0,1,0)^{12}$, $(0,1,[2])(0,1,0)^{12}$, $([2],1,0)(1,1,0)^{12}$, $([2],1,0)(0,1,1)^{12}$, $(0,1,[2])(1,1,0)^{12}$, dan $(0,1,[2])(0,1,1)^{12}$.



Gambar 4.13 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Mei 2005, *Differencing* Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1

Setelah diperoleh dugaan model sementara, dilakukan pengujian signifikansi parameter. Hal ini untuk menunjukkan apakah parameter tersebut signifikan terhadap model dan layak untuk dimasukkan ke dalam model. Hasil estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Pre-Intervensi pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	SE	<i>p-value</i>
$([2],1,0)(0,1,0)^{12}$	ϕ_2	-0,38	0,17	0,0318
$(0,1,[2])(0,1,0)^{12}$	θ_2	0,35	0,18	0,0564
$([2],1,0)(1,1,0)^{12}$	ϕ_2	-0,38	0,17	0,0289
	Φ_1	-0,26	0,21	0,2341
$([2],1,0)(0,1,1)^{12}$	ϕ_2	-0,37	0,17	0,0386
	Θ_1	0,21	0,21	0,3242
$(0,1,[2])(1,1,0)^{12}$	θ_2	0,35	0,17	0,0506
	Φ_1	-0,25	0,21	0,2472
$(0,1,[2])(0,1,1)^{12}$	θ_2	0,34	0,18	0,0617
	Θ_1	0,21	0,21	0,3180

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.3 hanya model ARIMA $([2],1,0)(0,1,0)^{12}$ saja yang memiliki parameter signifikan. Hal ini terlihat dari parameter pada model tersebut yang memiliki *p-value* kurang dari taraf

signifikansi alpha 5%. Sedangkan kelima model yang telah diduga lainnya masih memiliki parameter yang tidak signifikan. Sehingga model yang dipilih adalah ARIMA ([2],1,0)(0,1,0)¹².

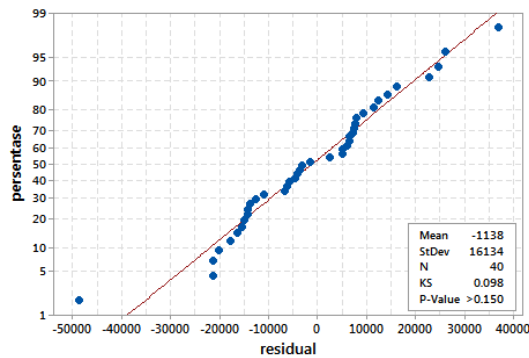
Tahapan selanjutnya adalah melakukan cek diagnosa Model ARIMA. Pada tahap ini dilakukan pengujian asumsi residual dari model, yaitu uji *white noise* dan uji kenormalan residual. Uji *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box dimana H_0 adalah model sudah *white noise*. Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah residual pada model terpilih tidak memiliki korelasi atau independen. Hasil uji asumsi *white noise* pada model ARIMA ([2],1,0)(0,1,0)¹² diberikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Cek Diagnosa *White Noise* Terhadap Residual Model ARIMA ([2],1,0)(0,1,0)¹²

Lag	<i>Chi-Square</i>	DF	<i>p-value</i>
6	2,44	5	0,7858
12	7,10	11	0,7912
18	15,83	17	0,5357
24	21,04	23	0,5786

Pada tabel tersebut dapat dilihat bahwa nilai *p-value* dari statistik uji Chi-Square sampai dengan lag ke-24 lebih besar dari taraf uji $\alpha = 0,05$. Sehingga memberikan kesimpulan bahwa model ARIMA ([2],1,0)(0,1,0)¹² sudah *white noise*. Setelah memenuhi asumsi *white noise* selanjutnya melakukan pengecekan asumsi residual berdistribusi normal.

Pengujian kenormalan residual dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov (statistik uji D). Hipotesis nul yang digunakan adalah residual model berdistribusi normal melawan hipotesis alternatif residual model tidak berdistribusi normal. Hasil pengujian kenormalan residual model ([2],1,0)(0,1,0)¹² dengan tingkat signifikansi 5% memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,098 dan *p-value* yang lebih besar dari 0,150 seperti ditunjukkan pada Gambar 4.14. Sehingga selain *white noise*, residual juga sudah memenuhi asumsi kenormalan.

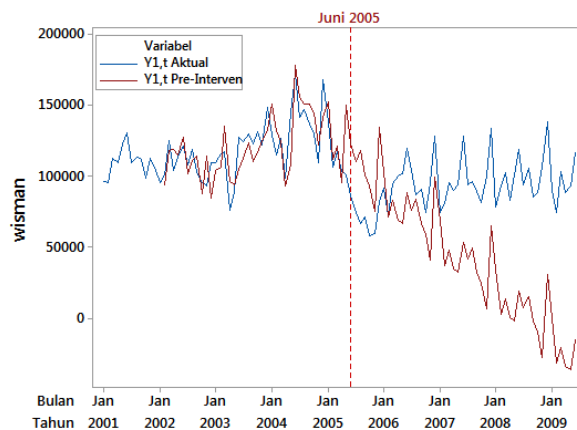


Gambar 4.14 *Probability Plot* Kolmogorov-Smirnov dari Residual Model Intervensi Gaussian-AR $([2],1,0)(0,1,0)$ ¹²

Dari hasil estimasi parameter, model ARIMA sebelum intervensi pertama untuk data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura seperti pada persamaan (4.1).

$$Y_{1,t} = Y_{1,t-1} - 0,38 Y_{1,t-2} + 0,38 Y_{1,t-3} + Y_{1,t-12} - Y_{1,t-13} + \quad (4.1) \\ - 0,38 Y_{1,t-14} + 0,38 Y_{1,t-15} + a_{1,t}.$$

Setelah menentukan model ARIMA sebelum intervensi, maka langkah selanjutnya adalah analisis data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura sesudah adanya intervensi pertama, penutupan kawasan perjudian di Batam pada Juni 2005 atau sejak $t = 54$. Pada Gambar 4.15 diberikan plot data awal dan data hasil peramalan berdasarkan model ARIMA pre-intervensi.

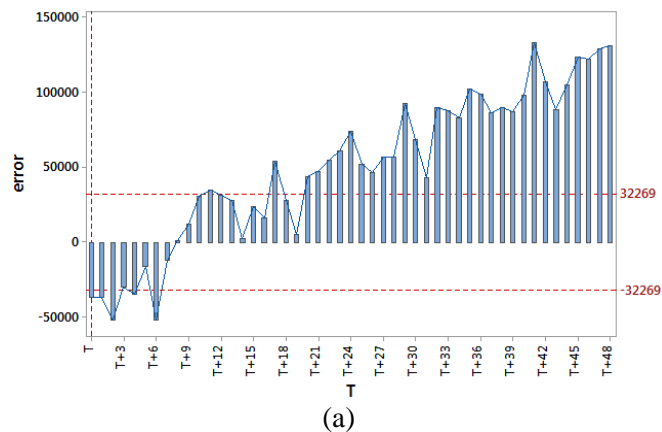


Gambar 4.15 *Time Series Plot* Data Aktual Kunjungan Wisman Singapura dengan Data Hasil Peramalan Model Pre-Intervensi

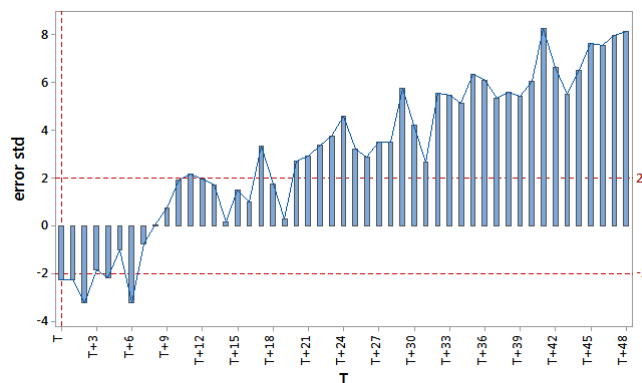
Gambar tersebut menunjukkan bahwa data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura mengalami penurunan sejak penutupan kawasan perjudian terutama di Batam pada Juni 2015. Penurunan jumlah kunjungan

wisman Kebangsaan Singapura cukup signifikan akibat penutupan perjudian. Pada pemodelan ini intervensi Bom Bali 2 tidak diamati. Jeda waktu antara kejadian penutupan perjudian dan bom Bali 2 cukup dekat. Kedua intervensi tersebut terpaut empat bulan. Sehingga diduga efek keduanya dapat ditangkap dengan satu intervensi saja.

Identifikasi order intervensi dilakukan berdasarkan diagram residual dari model sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.16(a). Berdasarkan gambar tersebut disimpulkan bahwa dengan adanya kejadian intervensi pertama, penutupan kawasan perjudian di Batam menyebabkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura menurun dan residual dari data peramalan keluar batas $\pm 2\sigma$.



(a)



(b)

Gambar 4.16 Plot Residual Sesudah Intervensi Penutupan Kawasan Perjudian di Batam (a) Residual (b) Residual Tersandarisi

Selain diagram residual dapat pula dibuat diagram residual terstandarisasi seperti ditampilkan pada Gambar 4.16(b). Residual terstandarisasi dapat digunakan sebagai fungsi respons untuk menentukan order intervensi multi input (Suhartono,

Lee, dan Rezeki, 2017). Secara visual Gambar 4.16(b) lebih sederhana. Dengan menggunakan residual terstandarisasi sebagai fungsi respon dapat mempermudah peneliti dalam menentukan order intervensi. Penutupan kawasan perjudian di Batam menyebabkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura menurun dan residual terstandarisasi nya keluar batas ± 2 .

Dari kedua gambar tersebut terlihat bahwa baik residual maupun residual terstandar keluar pada lag $T, T + 1, T + 2, T + 4$, dan $T + 6$. Dengan demikian order model intervensi diperkirakan $b = 0, s = (1,2,4,6), r = 0$. Selain itu order model intervensi juga diperkirakan $b = 0, s = 6, r = 0$. Karena efek intervensi pertama cenderung temporal, maka fungsi yang digunakan adalah fungsi pulse.

Estimasi parameter model intervensi berdasarkan dugaan order model intervensi telah dilakukan. Dua model tentatif dengan order intervensi $b = 0, s = (1,2,4,6), r = 0$ tidak signifikan. Hasil estimasi parameternya dapat dilihat pada lampiran. Model intervensi Gaussian-AR $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dengan order intervensi $b = 0, s = 6, r = 0$ menghasilkan estimasi parameter yang signifikan. Hasil estimasi parameter pada model tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$

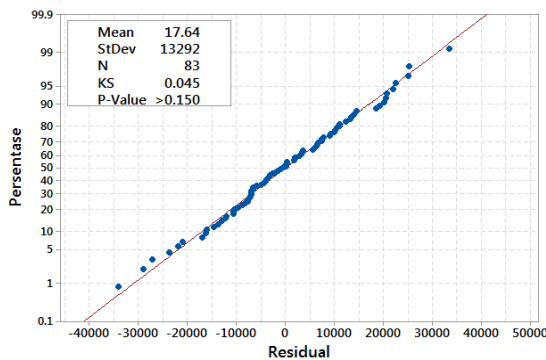
Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
θ_1	0,57	0,10	5,700	< 0,0001
θ_1	0,43	0,12	3,583	0,0005
ω_{10}	-49417,00	12069,70	-4,094	0,0001
ω_{11}	38622,20	12366,40	3,123	0,0026
ω_{12}	44019,00	12742,40	3,455	0,0009
ω_{13}	31546,10	12705,80	2,483	0,0153
ω_{14}	36063,00	12626,80	2,856	0,0056
ω_{15}	36355,30	12244,10	2,969	0,0040
ω_{16}	49605,30	11755,40	4,220	< 0,0001

Setelah didapatkan nilai estimasi parameter model intervensi pertama, dilakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan asumsi kenormalan residual. Pada model yang tersebut, sampai dengan lag ke-18 residualnya *white noise*

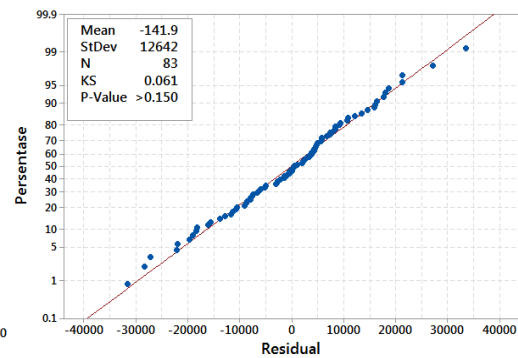
namun sampai dengan ke-24 tidak *white noise*. Dengan menambahkan parameter AR pada *lag* ke-23 hasilnya residual *white noise*. Selain itu, dengan melihat kembali plot PACF sebelum intervensi kedua maka dilakukan pula pemodelan dengan menambahkan parameter MA *lag* ke-13. Hasil uji ditampilkan pada Tabel 4.6. Terlihat bahwa sampai dengan lag ke-24 *p-value* lebih besar dari 0,05 yang artinya residual sudah *white noise*.

Tabel 4.6 Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Pertama Penutupan Kawasan Perjudian di Batam

Model	Lag	DF	Chi-Square	<i>p-value</i>
$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	6	4	6,54	0,1625
	12	10	12,48	0,2541
	18	16	25,49	0,0616
	24	22	42,33	0,0057
$([23],1,1)(0,1,1)^{12}$	6	3	4,14	0,2464
	12	9	9,64	0,3803
	18	15	20,34	0,1592
	24	21	28,13	0,1364
$(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	6	3	3,11	0,3743
	12	9	7,22	0,6140
	18	15	10,43	0,7917
	24	21	23,57	0,3143



(a)



(b)

Gambar 4.17 *Probability Plot* Kolmogorov-Smirnov dari Residual Model Intervensi Gaussian-AR (a) $([23],1,1)(0,1,1)^{12}$ (b) $(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$

Uji asumsi kenormalan residual dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil pengujian pada kedua model intervensi memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,045 dan 0,061 dengan *p-value* yang lebih besar dari 0,150 seperti ditunjukkan pada Gambar 4.17. Dengan demikian selain *white noise*, residual model intervensi pertama juga berdistribusi normal.

Terdapat 2 model intervensi yang telah memenuhi signifikansi parameter dan asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Pemilihan model dilakukan berdasarkan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Model dengan nilai kriteria terkecil adalah model intervensi Gaussian-AR $(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$. Sehingga model intervensi pertama dituliskan seperti pada persamaan (4.2).

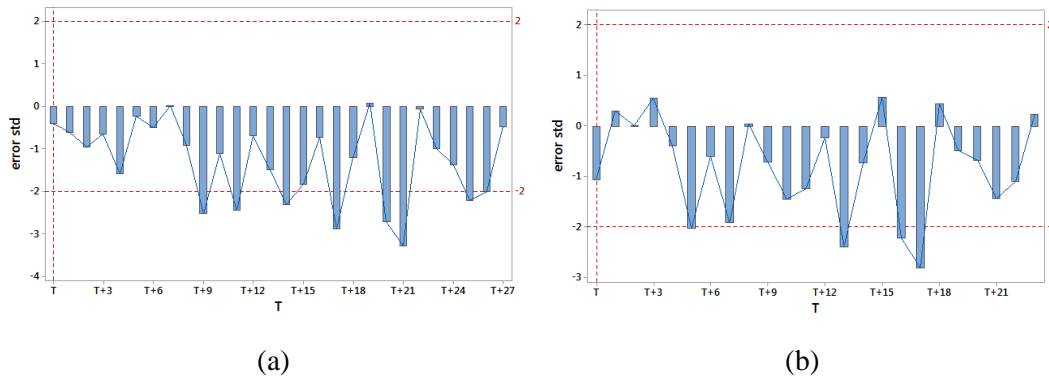
$$\begin{aligned}
Y_{1,t} &= (\omega_{10} - \omega_{11}B - \omega_{12}B^2 - \omega_{13}B^3 - \omega_{14}B^4 - \omega_{15}B^5 - \omega_{16}B^6) P_{1,t}^{(T)} + N_t \\
&= -43585,90 P_{1,t}^{(53)} - 36101,00 P_{1,t-1}^{(53)} - 40891,60 P_{1,t-2}^{(53)} + \\
&\quad - 27875,70 P_{1,t-3}^{(53)} - 29448,10 P_{1,t-4}^{(53)} - 33424,00 P_{1,t-5}^{(53)} + \\
&\quad - 54651,30 P_{1,t-6}^{(53)} + \frac{(1-0,43B-0,41B^{13})(1-0,45B^{12})}{(1-B)(1-B^{12})} a_{1,t} \tag{4.2}
\end{aligned}$$

dengan $P_{1,t}$ adalah intervensi penutupan kawasan perjudian di Batam yang bernilai 1 pada Juni 2005 dan bernilai 0 pada waktu lainnya.

Setelah model intervensi pertama diperoleh, diidentifikasi efek intervensi kedua yaitu ledakan Bom Mega Kuningan. Pada diagram residual tidak ada lag yang keluar batas -2 . Plot residual dapat dilihat pada Lampiran 11. Sehingga tidak dapat ditunjukkan bahwa ledakan Bom Mega Kuningan menyebabkan penurunan jumlah kunjungan wisman Kewarganegaraan Singapura ke Indonesia. Intervensi lainnya, penggantian *country branding* Wonderful Indonesia pada Januari 2011 belum menunjukkan peningkatan jumlah kunjungan. Hingga lag ke-20 diagram residual tidak menunjukkan adanya lag yang keluar batas $+2$.

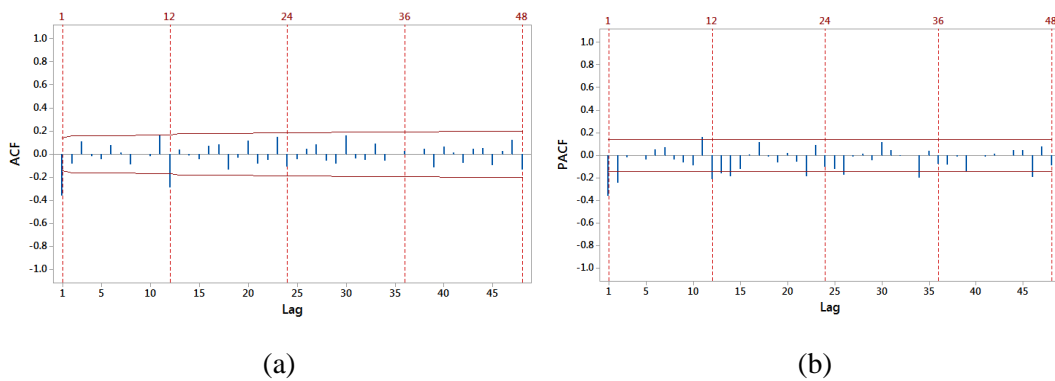
Promosi lainnya yang dilakukan oleh pemerintah adalah Promosi Wisata Syariah Indonesia, pada September 2015. Kebijakan tersebut belum mampu meningkatkan kunjungan wisman Kewarganegaraan Singapura. Gambar 4.18(a) menunjukkan bahwa residual pada $t + 9$, Juni 2011 keluar batas -2 . Hal ini mengindikasikan penurunan jumlah wisman. Pada Januari 2011 terjadi peristiwa

ledakan Bom Sarinah di Jakarta. Untuk itu, penurunan jumlah wisman tersebut akan diperiksa dengan intervensi Bom Sarinah.



Gambar 4.18 Plot Residual Sesudah Intervensi (a) Promosi Wisata Syariah Indonesia (b) Ledakan Bom Sarinah

Gambar 4.18(b) menunjukkan plot residual setelah intervensi Bom Sarinah. Residual pada t , Januari 2011 tidak keluar batas -2 . Residual pada $t + 5$, Juni 2011 keluar batas -2 . Sehingga ditentukan order model intervensi adalah $b = 5$, $s = 0$, $r = 0$. Karena efeknya bersifat sementara maka fungsi yang digunakan adalah fungsi pulse. Namun hasilnya menunjukkan bahwa estimasi parameter tidak signifikan. Untuk itu, model intervensi pada data *in-sample* hanya memasukkan intervensi penutupan kawasan perjudian. ACF dan PACF nya dapat dilihat pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Desember 2017 Differencing Regular Order 1, Seasonal 12 Order 1

Nilai estimasi dan uji signifikansi parameter model intervensi final dapat dilihat pada Tabel 4.7. Semua parameter model intervensi tersebut signifikan dengan alpha 5%.

Tabel 4.7 Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Final

Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
θ_1	0,74	0,05	14,800	< 0,0001
θ_{13}	0,18	0,05	3,600	0,0002
θ_1	0,50	0,07	7,143	< 0,0001
ω_{10}	-54612,80	10044,90	-5,437	< 0,0001
ω_{11}	43161,40	10090,20	4,278	< 0,0001
ω_{12}	47760,00	10174,50	4,694	< 0,0001
ω_{13}	34986,10	10157,80	3,444	0,0007
ω_{14}	38245,90	10171,60	3,760	0,0002
ω_{15}	39531,90	10042,90	3,936	0,0001
ω_{16}	54598,70	10012,90	5,453	< 0,0001

Uji asumsi residual *white noise* dan asumsi kenormalan residual juga dilakukan. Uji *white noise* dilakukan dengan menggunakan Statistik Uji Chi-Square dengan hasil sebagaimana diberikan pada Tabel 4.8. Ditunjukkan bahwa pada model intervensi Gaussian-AR $(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$ sampai lag ke-18 bernilai besar dari 0,5. Tetapi sampai dengan lag ke-24 *p-value* menunjukkan nilai yang lebih kecil dari 0,05 yang artinya residual belum *white noise*. Penambahan parameter AR pada lag ke-23 dapat menjadi solusi agar asumsi residual *white noise* dapat terpenuhi.

Tabel 4.8 Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Final

No.	Gaussian-AR	Lag	DF	Chi-Square	<i>p-value</i>
1	$(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	6	3	6,00	0,1114
		12	9	11,04	0,2728
		18	15	15,94	0,3857
		24	21	36,21	0,0207
2	$([23],1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	6	2	4,58	0,1012
		12	8	8,97	0,3451
		18	14	12,76	0,5455
		24	20	20,92	0,4016

Uji asumsi kenormalan residual dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil pengujian memberikan nilai statistik uji D masing-masing sebesar 0,047 dan 0,05 dengan *p-value* yang lebih besar dari 0,150. Kedua model tersebut memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Selanjutnya model tersebut diterapkan pada data *out-of-sample*. Evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Hasil evaluasi pada data *out-of-sample* terdapat pada Tabel 4.9. Model intervensi pertama terpilih sebagai model terbaik.

Tabel 4.9 Evaluasi kebaikan Model Intervensi Gaussian-AR

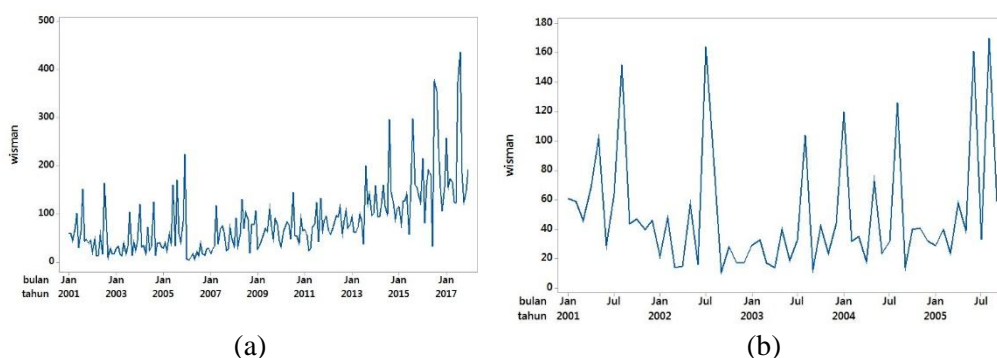
No.	Model	RMSE	MAD	MAPE
1.	$(0,1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	23557,26	18438,88	14,49
2.	$([23],1,[1,13])(0,1,1)^{12}$	23934,57	18836,61	14,86

Persamaan model intervensi final dituliskan pada persamaan (4.3), yaitu:

$$\begin{aligned}
 Y_{1,t} = & - 54612,8 P_{1,t}^{(53)} - 43161,4 P_{1,t-1}^{(53)} - 47760 P_{1,t-2}^{(53)} + \\
 & - 34986,1 P_{1,t-3}^{(53)} - 38245,9 P_{1,t-4}^{(53)} - 39531,9 P_{1,t-5}^{(53)} + \\
 & - 54598,7 P_{1,t-6}^{(53)} + \frac{(1-0,74 B - 0,18 B^{13})(1-0,54 B^{12})}{(1-B)(1-B^{12})} a_{1,t}.
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

4.2.1.2 Pemodelan Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

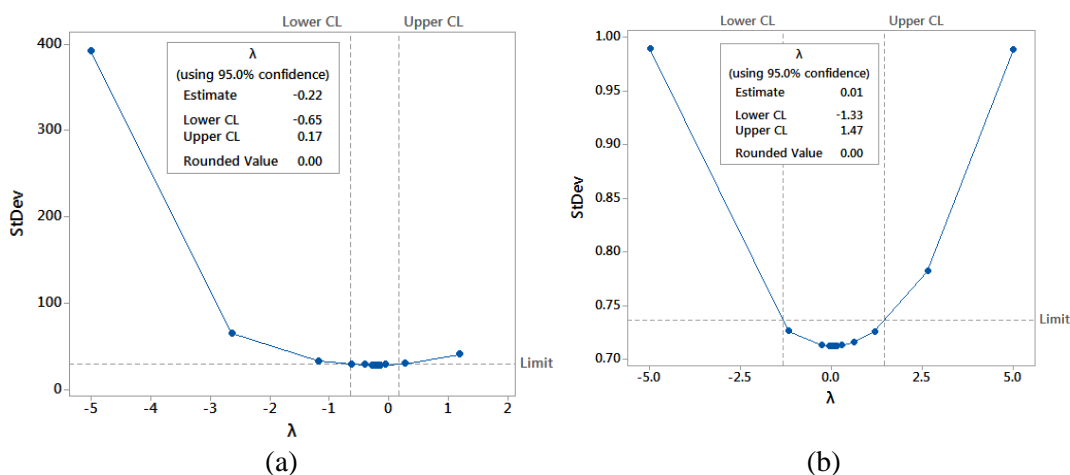
Data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain Januari 2001 sampai dengan Desember 2018 ditunjukkan oleh plot pada Gambar 4.20(a).



Gambar 4.20 *Time Series Plot* Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (a) Januari 2000 – Desember 2018 dan (b) Januari 2000 – September 2005

Data *in-sample* yang terdiri dari data bulan Januari 2001 hingga Desember 2017 dan data *out-of-sample* yang terdiri dari data bulan Januari hingga Desember 2018. Pemodelan ARIMA pada data kunjungan wisman dilakukan pada data sebelum terjadi intervensi terjadinya ledakan Bom Bali 2 pada Oktober 2005, yaitu $t = 1$ sampai dengan $t = 57$. Gambar 4.30(b) menunjukkan secara visual data kunjungan wisman yang berkewarganegaraan Bahrain sebelum intervensi. Data periode Januari 2001 sampai dengan September 2005, sebanyak 57 data tersebut dimodelkan dengan ARIMA.

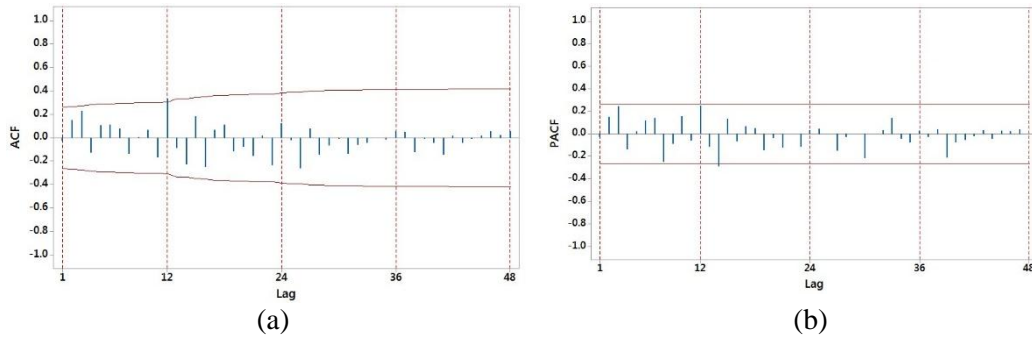
Pengecekan stasioneritas dalam varians dilakukan dengan melihat Plot Box-Cox yang ditunjukkan pada Gambar 4.21(a). Berdasarkan gambar tersebut diketahui bahwa nilai lambda berada antara -0,65 sampai dengan 0,17. Data dapat dikatakan stasioner dalam varians jika antara nilai batas bawah dan batas atas memuat nilai satu. Sehingga, disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam varians. Pada penelitian ini transformasi yang dilakukan adalah Transformasi Ln. Setelah transformasi, diperoleh nilai lambda antara -1,33 sampai dengan 1,47 seperti ditunjukkan pada Gambar 4.21(b). Sehingga, disimpulkan bahwa transformasi yang dilakukan tepat.



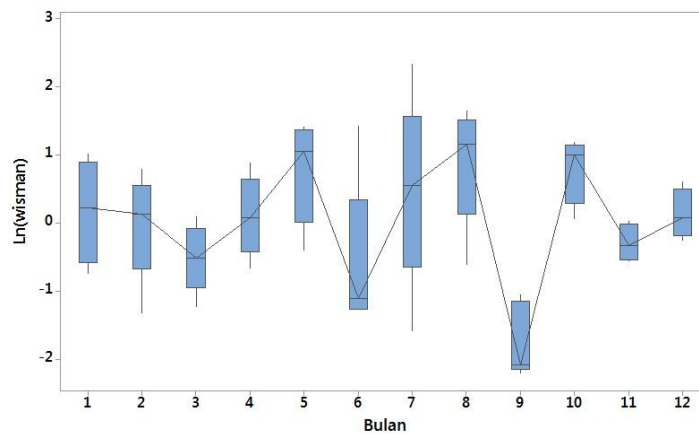
Gambar 4.21 Plot Box Cox Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (a) Data Asli dan (b) Data Hasil Transformasi

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas dalam *mean*. Pada Gambar 4.20(b) terlihat bahwa *mean* data belum konstan. Namun ACF pada Gambar 4.22(a) tidak menunjukkan pola turun lambat. Pada Box-Plot yang

terdapat pada Gambar 4.23 terlihat bahwa pola data tiap bulan berbeda-beda. Sehingga disimpulkan bahwa data belum stasioneritas dalam *mean*.

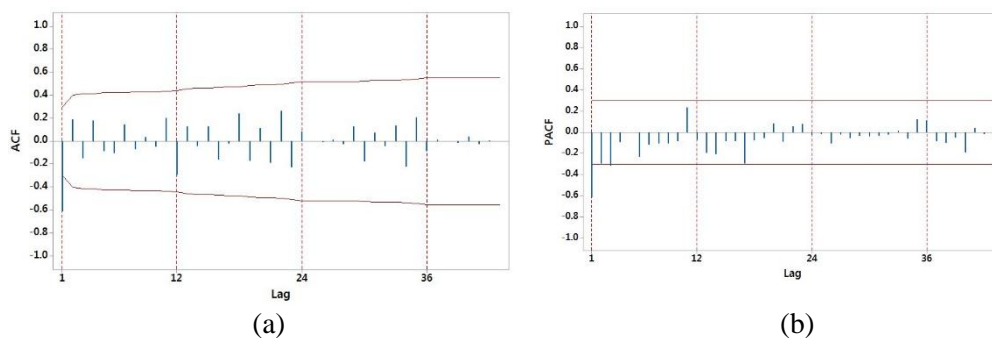


Gambar 4.22 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain



Gambar 4.23 Box Plot Data Hasil Differencing (a) Reguler Order 1

Ketidakstasioneran data dalam *mean* dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Pada data ini dilakukan *differencing* reguler order 1. Untuk menghilangkan pola seasonal dilanjutkan dengan *differencing* seasonal 12 order 1. Plot ACF dan PACF setelah melalui proses *differencing* reguler order 1, dan seasonal 12 order 1 ditunjukkan pada Gambar 4.24(a) dan (b). Berdasarkan Plot ACF dan PACF tersebut, dugaan model sementara adalah ARIMA (1,1,0)(0,1,0)¹² dan (0,1,1)(0,1,0)¹².



Gambar 4.24 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Setelah Transformasi Ln dan *Differencing* Regular Order 1, Seasonal 12 Order 1

Setelah diperoleh dugaan model sementara, dilakukan pengujian signifikansi parameter. Hal ini untuk menunjukkan apakah parameter tersebut signifikan terhadap model dan layak untuk dimasukkan ke dalam model. Hasil estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.10. Berdasarkan hasil estimasi parameter tersebut, kedua model memiliki parameter signifikan. Hal ini terlihat dari parameter pada model tersebut yang memiliki *p-value* kurang dari taraf signifikansi alpha 5% yang artinya tolak H_0 , sehingga parameter dari model telah sesuai.

Tabel 4.10 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Pre-Intervensi pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

ARIMA	Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
$(1,1,0)(0,1,0)^{12}$	ϕ_1	-0,61	0,12	-5,083	< 0,0001
$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	θ_1	0,79	0,10	7,900	< 0,0001

Tahapan selanjutnya adalah melakukan cek diagnosa Model ARIMA. Pada tahap ini dilakukan pengujian asumsi residual dari model, yaitu uji *white noise* dan uji kenormalan residual. Uji *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box dimana H_0 adalah model sudah *white noise*. Uji ini dilakukan untuk mengetahui apakah residual pada model terpilih tidak memiliki korelasi atau independen. Hasil uji asumsi *white noise* pada model ARIMA $(1,1,0)(0,1,0)^{12}$ dan $(0,1,1)(0,1,0)^{12}$ ditunjukkan pada Tabel 4.11. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa nilai *p-value* dari statistik uji Chi-Square sampai dengan lag ke-24 lebih besar dari taraf uji $\alpha = 0,05$. Sehingga memberikan kesimpulan bahwa model ARIMA $(1,1,0)(0,1,0)^{12}$ dan $(0,1,1)(0,1,0)^{12}$ sudah *white noise*. Setelah memenuhi

asumsi *white noise* selanjutnya melakukan pengecekan asumsi residual berdistribusi normal.

Tabel 4.11 Hasil Cek Diagnosa *White Noise* Terhadap Residual Model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)¹² dan ARIMA (0,1,1)(0,1,0)¹²

ARIMA	Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>
(1,1,0)(0,1,0) ¹²	6	4,48	5	0,4832
	12	11,35	11	0,4145
	18	19,42	17	0,3049
	24	24,72	23	0,3648
(0,1,1)(0,1,0) ¹²	6	2,67	5	0,7507
	12	7,04	11	0,7962
	18	14,58	17	0,6259
	24	22,08	23	0,5156

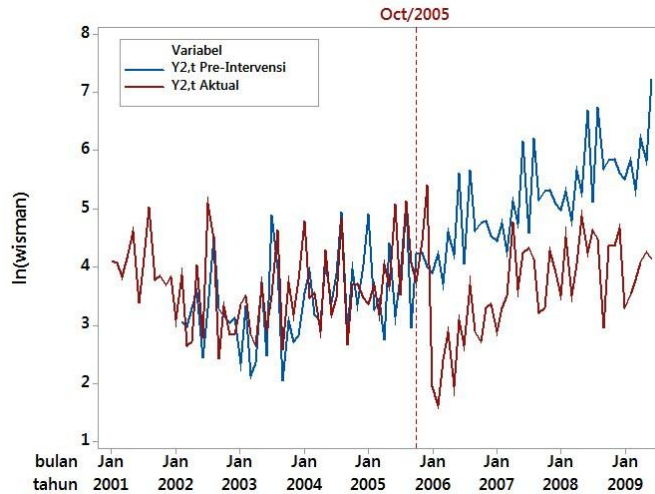
Pengujian kenormalan residual dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov (Statistik Uji D). Hipotesis nul yang digunakan adalah residual model berdistribusi normal melawan hipotesis alternatif residual model tidak berdistribusi normal. Hasil pengujian kenormalan residual ARIMA (1,1,0)(0,1,0)¹² dan (0,1,1)(0,1,0)¹² dengan tingkat signifikansi 5% memberikan nilai statistik uji D masing-masing sebesar 0,0726 dan 0,0670 dan *p-value* yang lebih besar dari 0,150. Sehingga selain *white noise*, residual juga sudah memenuhi asumsi kenormalan.

Kedua model memenuhi signifikansi parameter dan residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Untuk itu dibandingkan nilai AIC dari kedua model. Model ARIMA (0,1,1)(0,1,0)¹² memiliki RMSE yang lebih kecil. Sehingga model ARIMA pre-intervensi untuk data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain seperti pada persamaan (4.4).

$$Y_{2,t} = \exp(Y_{2,t-1} + Y_{2,t-12} - Y_{2,t-13} + a_{2,t} - 0,79a_{2,t}). \quad (4.4)$$

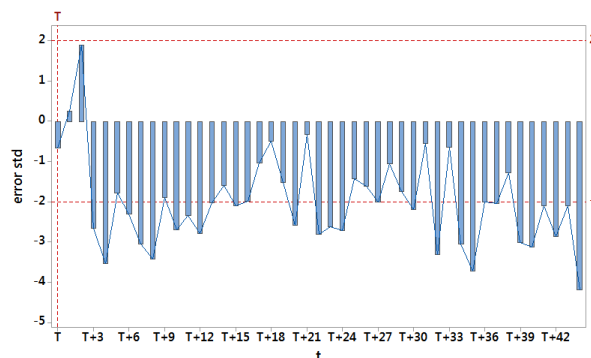
Setelah menentukan model ARIMA sebelum intervensi, maka langkah selanjutnya adalah analisis data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain sesudah adanya intervensi pertama, Bom Bali 2 pada Oktober 2005 atau sejak $t = 58$. Tahap pertama adalah penentuan order model intervensi Bom Bali 2.

Pada Gambar 4.25 diberikan plot data awal dan data hasil peramalan berdasarkan model ARIMA awal/pre-intervensi. Gambar tersebut menunjukkan bahwa data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain mengalami penurunan.



Gambar 4.25 Time Series Plot Data Aktual Kunjungan Wisman Bahrain dengan Data Hasil Peramalan Model Pre-Intervensi

Untuk mengetahui berapa besar dan lama efek terjadinya ledakan bom tersebut, maka dilakukan identifikasi order dari model intervensi dengan cara membuat diagram residual dari model sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.26. Berdasarkan gambar tersebut disimpulkan bahwa dengan adanya kejadian intervensi pertama menyebabkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain menurun dan residual dari data peramalan keluar batas -2 . Berdasarkan gambar tersebut bisa ditentukan order model intervensi yaitu $b = 3, s = 6, r = 0$. Karena efek intervensi pertama cenderung temporal, maka fungsi yang digunakan adalah fungsi *pulse*. Selanjutnya dugaan order model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi pertama.



Gambar 4.26 Plot Residual Sesudah Intervensi Ledakan Bom Bali 2

Setelah dugaan order dari model intervensi diperoleh dari diagram residual, maka selanjutnya dilakukan estimasi parameter model intervensi pertama. Tabel 4.12 menyajikan hasil estimasi parameter dugaan model intervensi. Estimasi parameter model intervensi tersebut signifikan dengan alpha 5%.

Tabel 4.12 Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR Bom Bali 2

Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
θ_1	-0,86	0,11	-7,818	< 0,0001
θ_2	-0,42	0,11	-3,818	0,0003
Φ_1	-0,53	0,11	-4,818	< 0,0001
ω_{10}	-1,83	0,54	-3,389	0,0011
ω_{11}	2,58	0,51	5,059	< 0,0001
ω_{12}	1,22	0,53	2,302	0,0238
ω_{14}	1,97	0,53	3,717	0,0004

Setelah didapatkan nilai estimasi parameter model intervensi pertama, maka selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual *white noise* dan asumsi kenormalan residual. Uji *white noise* dilakukan dengan menggunakan Statistik Uji Chi-Square dengan hasil sebagaimana diberikan pada Tabel 4.13, ditunjukkan bahwa sampai dengan lag ke-24 *p-value* menunjukkan nilai yang lebih besar dari 0,05 yang artinya residual sudah *white noise*.

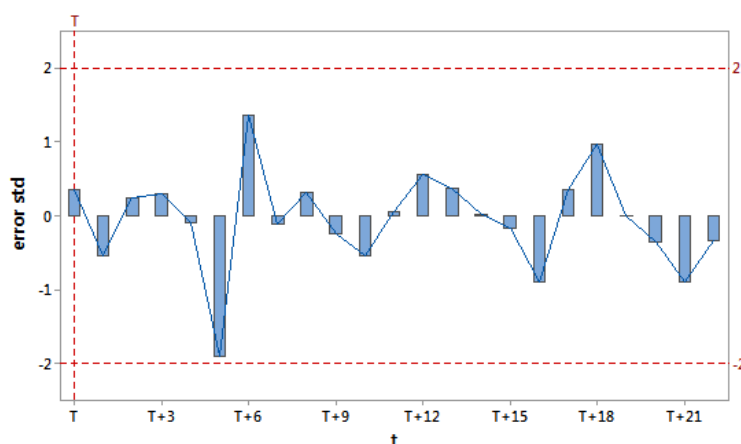
Tabel 4.13 Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Pertama Ledakan Bom Bali 2

Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>
6	2,36	3	0,5017
12	5,77	9	0,7627
18	8,81	15	0,8871
24	12,55	21	0,9237

Selanjutnya dilakukan uji asumsi kenormalan residual dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil pengujian memberikan nilai

statistik uji D sebesar 0,055 dengan *p-value* yang lebih besar dari 0,150. Dengan demikian selain *white noise*, residual model intervensi pertama juga berdistribusi normal.

Setelah model intervensi pertama diperoleh, data dimodelkan dengan intervensi kedua yaitu Bom Sarinah pada Januari 2016. Namun sebelumnya telah dilakukan identifikasi efek intervensi Bom Mega Kuningan, *country branding* Wonderful Indonesia, dan Promosi Wisata Syariah. Plot residual terstandar tidak menunjukkan lag yang lebih dari batas ± 2 . Sehingga intervensi tersebut tidak dimodelkan pada data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain. Gambar 4.27 menunjukkan bahwa adanya intervensi Bom Sarinah menyebabkan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain menurun dan residual data peramalan lag kelima hampir keluar batas -2. Pada lag tersebut nilai residual terstandar mendekati -2, sehingga ditentukan order model intervensi adalah $b = 5, s = 0, r = 0$ dengan fungsi pulse.



Gambar 4.27 Plot Residual Sesudah Intervensi Bom Sarinah

Setelah dugaan order dari model intervensi diperoleh, maka selanjutnya dilakukan estimasi parameter model intervensi kedua. Tabel 4.14 menyajikan hasil estimasi parameter dugaan model intervensi. Parameter model intervensi tersebut signifikan dengan alpha 5%.

Uji asumsi residual *white noise* dan asumsi kenormalan residual juga dilakukan. Uji *white noise* dilakukan dengan menggunakan Statistik Uji Chi-Square dengan hasil sebagaimana diberikan pada Tabel 4.15. Ditunjukkan bahwa

pada semua lag p -value menunjukkan nilai yang lebih besar dari 0,05 yang artinya residual sudah *white noise*.

Tabel 4.14 Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua

Parameter	Estimasi	SE	t -value	p -value
θ_1	0,76	0,05	15,200	< 0,001
Φ_1	-0,47	0,07	-6,714	< 0,001
ω_{10}	-2,03	0,48	-4,229	< 0,001
ω_{11}	2,24	0,47	4,766	< 0,001
ω_{12}	0,94	0,46	2,043	0,044
ω_{14}	1,88	0,45	4,178	< 0,001
ω_{20}	-1,36	0,48	-2,833	0,005

Tabel 4.15 Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Kedua

Lag	Chi-Square	DF	p -value
6	6,93	3	0,1394
12	16,25	9	0,0927
18	26,25	15	0,0506
24	32,27	21	0,0729
30	35,42	27	0,1581
36	48,26	33	0,0535

Sesudah dilakukan pengujian *white noise*, selanjutnya dilakukan uji asumsi kenormalan residual dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov, Hasil pengujian memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,088 dengan p -value besar dari 0,01.

Dari hasil estimasi parameter di atas dapat dituliskan model intervensi final seperti pada persamaan (4.5).

$$Y_{2,t} = \exp \left[-2,03 P_{1,t-3}^{(58)} - 2,24 P_{1,t-4}^{(58)} - 0,94 P_{1,t-5}^{(58)} - 1,88 P_{1,t-7}^{(58)} \right. \\ \left. - 1,36 P_{2,t-5}^{(169)} + \frac{(1 + 0,76 B)}{(1 - B)(1 - B^{12})(1 + 0,47 B^{12})} a_{2,t} \right] \quad (4.5)$$

dengan $P_{1,t}$ adalah intervensi Bom Bali 2 yang bernilai 1 pada Oktober 2005 dan bernilai 0 pada waktu lainnya. Dan $P_{2,t}$ adalah intervensi Bom Sarinah yang bernilai 1 pada Januari 2015 dan bernilai 0 pada waktu lainnya.

4.2.2 Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR

4.2.2.1 Pemodelan Intervensi Poisson-AR dan BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Identifikasi model intervensi dengan *count time series* dilakukan untuk menentukan karakteristik data *out-of-sample*. Langkah awal sebelum melakukan analisis intervensi pada data *in-sample* adalah menstasionerkan data. Pada data kunjungan wisman Kewarganegaraan Singapura dilakukan *differencing* reguler order 1 dan *differencing* seasonal 12 order 1. Data hasil *differencing* ($Y_{1,t}^*$) mengandung data yang bernilai negatif. Pemodelan *count time series* harus menggunakan data yang bernilai positif.

Tabel 4.16 Hasil *Differencing Count* Data Wisman Kewarganegaraan Singapura

No	Bulan	Tahun	$Y_{1,t}$	$Y_{1,t}^*$	$Y_{1,t}^{**}$
1	1	2001	96686		
2	2	2001	95340		
:	:	:	:		
14	2	2002	101074	7091	70314
15	3	2002	124898	6299	69522
16	4	2002	104247	-17719	45504
17	5	2002	113416	-4099	59124
18	6	2002	121050	53	63276
19	7	2002	107894	7886	71109
20	8	2002	118819	7396	70619
:	:	:	:	:	:
73	1	2007	74687	-63222	1
:	:	:	:	:	:
199	7	2017	114722	19884	83107
200	8	2017	125318	4025	67248
201	9	2017	126039	-23951	39272
202	10	2017	116585	-434	62789
203	11	2017	132776	12401	75624
204	12	2017	205706	12809	76032

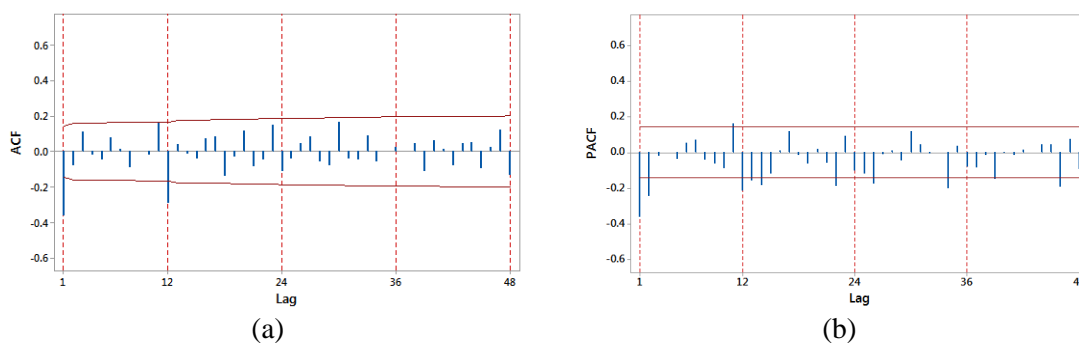
Pada paket statistik yang digunakan fungsi *differencing* yang dimaksud belum tersedia. Untuk itu dibuat suatu fungsi *differencing count time series* yang dinamakan *DifferencingCount()*. Formula yang digunakan pada fungsi tersebut seperti pada persamaan (4.6).

$$Y_{1,t}^{**} = Y_{1,t} - Y_{1,t-1} - Y_{1,t-12} + Y_{1,t-13} + c \quad (4.6)$$

dengan c adalah suatu konstanta yang bernilai absolut dari nilai minimum pada data hasil *differencing* ditambah 1. Data hasil *differencing count* ditampilkan pada Tabel 4.16. Perbandingan nilai statistik data sebelum dan setelah proses *differencing count* ($Y_{1,t}^{**}$) dapat dilihat pada Tabel 4.17. ACF dan PACF data dapat dilihat pada Gambar 4.28.

Tabel 4.17 Statistik Deskriptif Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Setelah *Differencing*

Variabel	Mean	StDev	Minimum	Maksimum
$Y_{1,t}^*$	125	17162	-63222	38973
$Y_{1,t}^{**}$	63348	17162	1	102196



Gambar 4.28 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 – Desember 2017 *Differencing Count*

Berdasarkan Gambar 4.28 terdapat tiga model tentatif yang diusulkan untuk masing-masing model intervensi Poisson-AR dan BN-AR. Order ketiga model tersebut yaitu $(2, d, [1,12])$, $([1,2,12], d, [1,12])$, dan $([2], d, [1,12])$. Order intervensi yang digunakan adalah order yang diperoleh berdasarkan model intervensi Gaussian-AR.

A. Pemodelan Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Estimasi parameter untuk model intervensi Poisson-AR $([2], d, [1,12])$ dapat dilihat pada Tabel 4.18. Hasilnya menunjukkan bahwa semua parameter pada model intervensi Poisson-AR $([2], d, [1,12])$ signifikan. Hal ini terlihat dari parameter pada model tersebut yang memiliki *p-value* kurang dari taraf signifikansi alpha 5%. Jadi dapat disimpulkan bahwa adanya penutupan kawasan perjudian di Batam berpengaruh signifikan terhadap jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Singapura di Indonesia. Sedangkan estimasi parameter untuk model intervensi Poisson-AR lainnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.18 Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR $([2], d, [1,12])$

Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
β_0	18,23	0,0317	574,21	< 0,001
β_2	-0,02	0,0003	-55,70	< 0,001
α_1	-0,43	0,0027	-161,11	< 0,001
α_{12}	-0,20	0,0016	-125,37	< 0,001
ω_{10}	-1,10	0,0066	-168,10	< 0,001
ω_{11}	-0,30	0,0057	-53,51	< 0,001
ω_{12}	-0,07	0,0045	-15,91	< 0,001
ω_{13}	0,13	0,0041	31,14	< 0,001
ω_{14}	0,03	0,0043	5,94	< 0,001
ω_{15}	0,23	0,0039	59,61	< 0,001
ω_{16}	-0,96	0,0065	-146,61	< 0,001

Setelah diperoleh persamaan model intervensi di atas, model tersebut diterapkan pada data *out-of-sample*. Model menghasilkan rata-rata nilai ramalan ($\hat{\lambda}_t$). Peramalan data *count* menghasilkan data yang bernilai diskrit. Peramalan model intervensi Poisson-AR maupun BN-AR dilakukan dengan menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat. Selain itu, peramalan data *count* dapat juga dilakukan dengan menggunakan modus dari distribusi tersebut. Ilustrasi cara peramalannya dapat dilihat pada Bab 3.3. Pada Tabel 4.19 diberikan ramalan nilai lamda ($\hat{\lambda}_t$) dan nilai ramalan jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan

Singapura dengan menggunakan dua pendekatan tersebut. Nilai ramalan yang tertera adalah nilai ramalan pada data hasil *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) untuk model Poisson-AR ([2], d , [1,12]).

Tabel 4.19 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura (Data Hasil *Differencing Count*) model Poisson-AR ([2], d , [1,12])

t	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	
		Median	Modus
1	63300,98	63300	63300
2	63120,67	63120	63120
3	63454,85	63454	63454
4	62986,26	62985	62986
5	63615,91	63615	63615
6	63142,87	63142	63142
7	63313,60	63312	63313
8	63364,07	63363	63364
9	63321,73	63321	63321
10	63321,36	63320	63321
11	63163,71	63163	63163
12	63447,06	63446	63447

Nilai ramalan pada Tabel 4.19 merupakan nilai ramalan pada data hasil *differencing count*. Sehingga data harus ditransformasikan kembali. Transformasi dilakukan dengan cara mengembalikan data yang telah dipositifkan dan di-*differencing*. Untuk menghitung hasil ramalan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura digunakan rumus pada persamaan (4.7),

$$\hat{Y}_{1,t}(l) = \hat{Y}_{1,t}^{**}(l) + Y_{1,t+l-1} + Y_{1,t+l-12} - Y_{1,t+l-13} - c \quad (4.7)$$

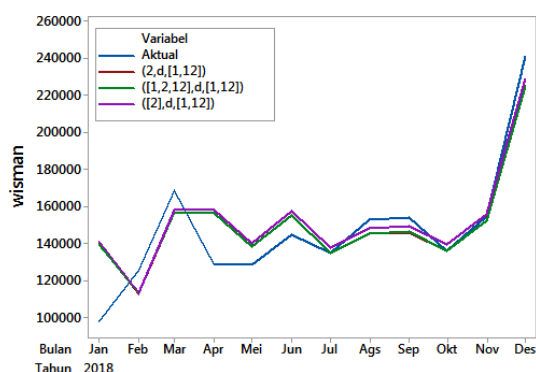
dengan $\hat{Y}_{1,t}^{**}$ adalah hasil peramalan model dari data *differencing* yang telah dipositifkan. Pada Tabel 4.19 hasil ramalan data *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) saat $t = 1$, periode bulan Januari 2018 dengan model intervensi Poisson-AR ([2], d , [1,12]) sebesar 63300, maka hasil ramalan pada periode tersebut adalah,

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{204}(1) &= \hat{Y}_{204}^{**}(1) + Y_{204} + Y_{193} - Y_{192} - 63223 \\ &= 63300 + 205706 + 118433 - 183181 - 63223 = 141035. \end{aligned}$$

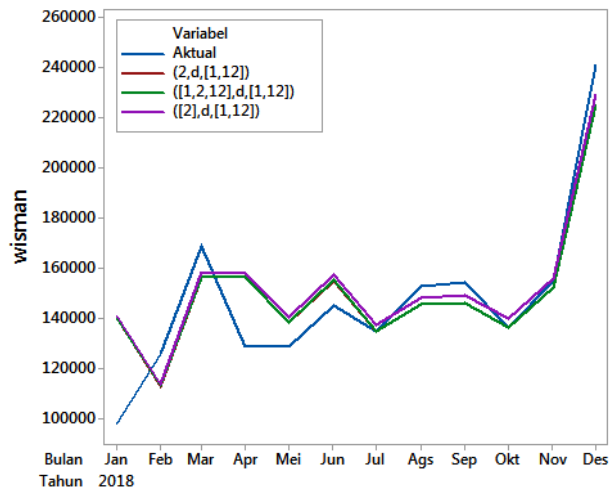
Nilai aktual dan ramalan jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Singapura selama Januari sampai dengan Desember 2018 ditunjukkan pada Tabel 4.20. Perbandingan hasil peramalan dari ketiga model intervensi Poisson-AR dengan data *out-of-sample* ditunjukkan oleh plot *time series* pada Gambar 4.29 dan Gambar 4.30.

Tabel 4.20 Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Januari - Desember 2018 (Model Poisson-AR)

t	Data Aktual	Nilai Ramalan	
		Median	Modus
1	97984	141035	141035
2	125533	113754	113754
3	168773	158171	158171
4	128656	158111	158112
5	128628	140410	140411
6	144987	157502	157503
7	134880	137614	137616
8	152984	148350	148353
9	154240	149169	149172
10	136263	139812	139816
11	154601	155943	155947
12	241067	229096	229101



Gambar 4.29 Plot *Time Series* Data *Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan Median Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura



Gambar 4.30 Plot *Time Series Data Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Hasil evaluasi pada data *out-of-sample* terdapat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21 Evaluasi Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE (%)
$(2, d, [1,12])$			
Median	16915,65	12382,75	9,5685
Modus	16915,19	12382,00	9,5684
$([1,2,12], d, [1,12])$			
Median	16875,76	12373,08	9,5450
Modus	16875,39	12372,33	9,5448
$([2], d, [1,12])$			
Median	17029,24	12373,75	9,7558
Modus	17029,19	12373,92	9,7561

Model terbaik adalah model intervensi Poisson-AR $([1,2,12], d, [1,12])$. Model intervensi final dituliskan pada persamaan (4.8), yaitu:

$$v_{1,t} = 17,2 - 0,05 Y_{1,t-1}^{**} - 0,04 Y_{1,t-2}^{**} - 0,01 Y_{1,t-12}^{**} + \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned}
& - 0,32 \lambda_{1,t-1}^{**} - 0,13 \lambda_{1,t-12}^{**} - 1,26 P_{1,t}^{(53)} - 0,26 P_{1,t-1}^{(53)} + \\
& - 0,13 P_{1,t-2}^{(53)} + 0,15 P_{1,t-3}^{(53)} - 0,005 P_{1,t-4}^{(53)} + 0,25 P_{1,t-5}^{(53)} - 0,94 P_{1,t-6}^{(53)}.
\end{aligned}$$

B. Pemodelan Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Berdasarkan hasil estimasi parameter, tidak semua parameter pada ketiga model intervensi BN-AR signifikan. Tabel 4.22 menunjukkan estimasi parameter untuk model intervensi pada BN-AR $([2], d, [1,12])$. Hanya empat parameter pada model tersebut yang memiliki *p-value* kurang dari taraf signifikansi alpha 5%.

Tabel 4.22 Estimasi Parameter Model Intervensi BN-AR($[2], d, [1,12]$)

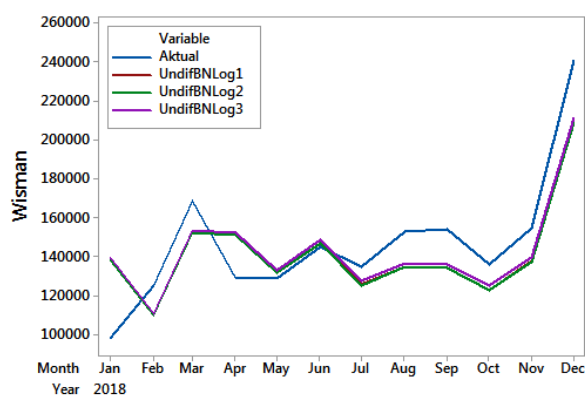
Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
β_0	18,23	1,9360	9,416	< 0,001
β_2	-0,02	0,0209	-0,957	0,252
α_1	-0,43	0,1714	-2,509	0,017
α_{12}	-0,20	0,1100	-1,818	0,076
ω_{10}	-1,10	0,2820	-3,901	< 0,001
ω_{11}	-0,30	0,3587	-0,836	0,281
ω_{12}	-0,07	0,2876	-0,243	0,387
ω_{13}	0,13	0,2863	0,454	0,360
ω_{14}	0,03	0,2868	0,105	0,397
ω_{15}	0,23	0,2856	0,805	0,288
ω_{16}	-0,96	0,3331	-2,882	0,006

Model intervensi BN-AR diterapkan pada data *out-of-sample*. Pada Tabel 4.23 diberikan ramalan nilai lamda ($\hat{\lambda}_t$) dan nilai ramalan jumlah kunjungan wisman warganegara Singapura dengan menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Binomial Negatif. Nilai ramalan yang tertera adalah nilai ramalan pada data hasil *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) untuk model BN-AR. Selain menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Binomial Negatif, peramalan data *count* dapat juga dilakukan dengan menggunakan modus dari distribusi tersebut.

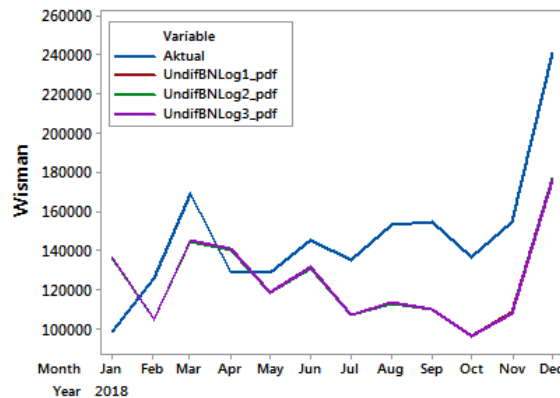
Nilai ramalan pada Tabel 4.23 harus ditransformasikan kembali seperti yang dilakukan pada model intervensi Poisson-AR sebelumnya. Nilai aktual dan ramalan jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Singapura selama Januari sampai dengan Desember 2018 setelah dilakukan transformasi ditunjukkan pada Tabel 4.24. Perbandingan hasil peramalan dari ketiga model pada data *out-of-sample* ditunjukkan oleh plot *time series* pada Gambar 4.31 dan Gambar 4.32.

Tabel 4.23 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Singapura (Data Hasil *Differencing Count*) Model Intervensi BN-AR ([2], *d*, [1,12])

t	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	
		Median	Modus
1	63300,98	61828	58867
2	63120,67	61652	58699
3	63480,08	62003	59083
4	63000,45	61535	58615
5	63634,56	62154	59214
6	63159,69	61690	58768
7	63331,14	61858	58929
8	63381,37	61907	58975
9	63339,09	61866	58936
10	63338,70	61865	58936
11	63181,02	61711	58789
12	63464,44	61988	59053



Gambar 4.31 Plot *Time Series* Data *Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan Median Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura



Gambar 4.32 *Time Series Plot* Data *Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Tabel 4.24 Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Singapura Januari - Desember 2018 Model Intervensi BN-AR $([2], d, [1,12])$

t	Data Aktual	Nilai Ramalan	
		Median	Modus
1	97984	139563	136602
2	125533	110814	104900
3	168773	153780	144946
4	128656	152270	140516
5	128628	133108	118414
6	144987	148748	131132
7	134880	127406	106861
8	152984	136686	113209
9	154240	136050	109643
10	136263	125238	95902
11	154601	139917	107659
12	241067	211612	176419

Evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Hasil evaluasi pada data *out-of-sample* terdapat pada Tabel 4.25. Model terbaik adalah model intervensi BN-AR $([2], d, [1,12])$. Model intervensi final sebagai pada persamaan (4.9), yaitu:

$$\begin{aligned}
v_{1,t} = & 18,99 - 0,02 Y_{1,t-2}^{**} - 0,49 \lambda_{1,t-1}^{**} - 0,21 \lambda_{1,t-12}^{**} - 1,05 P_{1,t}^{(53)} + \\
& - 0,36 P_{1,t-1}^{(53)} - 0,05 P_{1,t-2}^{(53)} + 0,12 P_{1,t-3}^{(53)} + \\
& 0,04 P_{1,t-4}^{(53)} + 0,24 P_{1,t-5}^{(53)} + - 0,89 P_{1,t-6}^{(53)}.
\end{aligned} \tag{4.9}$$

Tabel 4.25 Evaluasi Keباikan Model Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE (%)
(2, d, [1,12])			
Median	20375,56	17475,25	12,5395
Modus	35579,37	31937,25	21,5810
([1,2,12], d, [1,12])			
Median	20387,29	17510,33	12,5464
Modus	35698,64	32000,58	21,6021
([2], d, [1,12])			
Median	19619,76	16689,33	12,1058
Modus	35695,09	31945,75	21,5974

RMSE, MAD, dan MAPE pada data *out-of-sample* berdasarkan model intervensi Gaussian-AR, Poisson-AR, dan BN-AR dihitung. Nilai pada kriteria tersebut dibandingkan. Model dengan nilai terkecil merupakan model terbaik. Rasio kebaikan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap model intervensi Gaussian-AR pada data kunjungan wisman Kewarganegaraan Singapura dapat dilihat pada Tabel 4.26. Fungsi intervensi yang digunakan adalah *pulse function* dari penutupan lokasi perjudian di Batam. Berdasarkan tabel tersebut baik model intervensi Poisson-AR maupun BN-AR memiliki rasio dibawah 1.

Tabel 4.26 Rasio Keباikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE
Poisson-AR	0,72	0,67	0,66
BN-AR	0,83	0,91	0,84

Hal ini mengindikasikan bahwa kedua model intervensi tersebut lebih baik dibandingkan model intervensi Gaussian-AR. Model intervensi Poisson-AR memiliki rasio terkecil. Sehingga disimpulkan bahwa model tersebut adalah model terbaik untuk memperkirakan kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura.

4.2.2.2 Pemodelan Intervensi Poisson-AR dan BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Identifikasi model intervensi dengan *count time series* model dalam penelitian ini dilakukan untuk menentukan karakteristik data *out-of-sample*. Dengan menentukan order p dan q yang tepat untuk model dan menerapkan intervensi yang telah diperoleh pada model intervensi Gaussian-AR sebelumnya diharapkan dapat menghasilkan model yang tepat. Model tersebut digunakan dalam meramalkan jumlah wisman berkewarganegaraan Bahrain untuk masa yang akan datang.

Data jumlah kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain perlu distasionerkan terlebih dahulu. Pada data dilakukan *differencing* reguler order 1 dan *differencing* seasonal 12 order 1. Berdasarkan data hasil *differencing*, diperoleh nilai statistik seperti pada Tabel 4.27. Berdasarkan tabel tersebut diketahui bahwa nilai terkecil adalah -214. Karena data hasil *differencing* reguler order 1 dan *differencing* seasonal 12 order 1 (Y_t^*) mengandung data yang bernilai negatif maka perlu dilakukan *differencing count*. Semua data ditambahkan dengan konstanta $c = 215$.

Tabel 4.27 Statistik Deskriptif Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Setelah *Differencing*

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maksimum
$Y_{2,t}^*$	0,39	65,31	-214	240
$Y_{2,t}^{**}$	215,39	65,31	1	455

Terdapat enam model tentatif yang diusulkan, yaitu Poisson-AR(1, d , 1), BN-AR(1, d , 1), Poisson-AR(3, d , [1,12]), BN-AR(3, d , [1,12]), Poisson-AR([1,12], d , 1), BN-AR([1,12], d , 1).

A. Pemodelan Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Estimasi parameter model intervensi Poisson-AR pada data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain dilakukan dengan tiga model yang diusulkan. Hasil estimasi parameter untuk model intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) ditunjukkan pada Tabel 4.28. Hasil estimasi parameter dua model lainnya dapat dilihat pada Lampiran 12. Berdasarkan hasil estimasi parameter tidak semua parameter pada model intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) signifikan. Terdapat enam parameter pada model tersebut yang memiliki p -value kurang dari taraf signifikansi alpha 5%. Tiga parameter lainnya tidak signifikan.

Tabel 4.28 Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$)

Parameter	Estimasi	SE	z -value	p -value
β_0	5,26	0,16	32,4217	< 0,0001
β_1	-0,55	0,02	-29,7163	< 0,0001
β_{12}	-0,06	0,01	-6,6749	< 0,0001
α_1	0,63	0,03	24,0008	< 0,0001
ω_{10}	-5,05	1,00	-5,0500	< 0,0001
ω_{11}	0,80	0,65	1,2185	0,1899
ω_{12}	0,08	0,07	1,1748	0,2001
ω_{13}	-0,24	0,06	-3,8401	0,0003
ω_{20}	-0,09	0,06	-1,6580	0,1009

Dari hasil estimasi parameter di atas dapat dituliskan model intervensi final seperti pada persamaan (4.10), yaitu:

$$v_{2,t} = 5,26 - 0,55 Y_{2,t-1}^{**} - 0,06 Y_{2,t-12}^{**} + 0,63 \lambda_{2,t-1}^{**} + \quad (4.10)$$

$$- 5,05 P_{1,t-3}^{(58)} + 0,8 P_{1,t-4}^{(58)} + 0,08 P_{1,t-5}^{(58)} - 0,24 P_{1,t-7}^{(58)} - 0,09 P_{2,t-5}^{(169)}$$

dengan $P_{1,t}$ adalah intervensi ledakan Bom Bali 2 yang bernilai 1 pada Oktober 2005 dan bernilai 0 pada waktu lainnya. Dan $P_{2,t}$ adalah intervensi ledakan Bom Sarinah yang bernilai 1 pada Januari 2015 dan bernilai 0 pada waktu lainnya.

Setelah diperoleh persamaan model intervensi di atas, model tersebut diterapkan pada data *out-of-sample*. Peramalan data *count* untuk model intervensi Poisson-AR maupun BN-AR dilakukan dengan menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Poisson maupun Binomial Negatif. Pada Tabel 4.29 diberikan

ramalan nilai lamda ($\hat{\lambda}_t$) dan nilai ramalan jumlah kunjungan wisman warganegara Bahrain dengan menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Poisson. Nilai ramalan yang tertera adalah nilai ramalan pada data hasil *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) untuk model Poisson-AR. Selain menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Poisson maupun Binomial Negatif, peramalan data *count* dapat juga dilakukan dengan menggunakan modus dari distribusi tersebut.

Tabel 4.29 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil *Differencing Count*) dengan Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat Poisson

Model	(1, d, 1)		([1,2,3], d, [1,12])		([1,12], d, 1)	
	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}
1	226,08	225	204,22	203	208,76	208
2	221,33	220	207,03	206	209,54	208
3	217,60	216	213,41	212	210,07	209
4	216,19	215	212,06	211	209,84	209
5	214,09	213	211,54	210	209,68	209
6	212,73	212	202,86	202	209,58	208
7	212,86	212	215,87	215	210,10	209
8	211,08	210	205,38	204	209,86	209
9	211,54	210	222,05	221	209,69	209
10	209,52	208	208,80	208	209,58	208
11	209,64	208	205,19	204	210,10	209
12	210,21	209	209,32	208	209,86	209

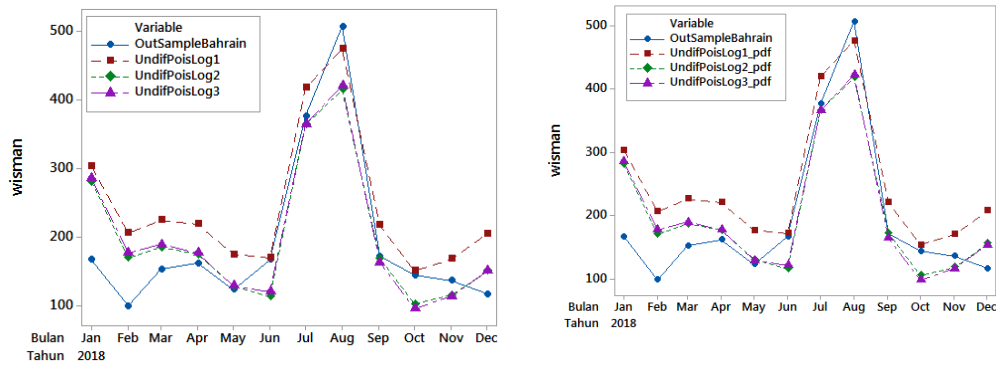
Pada Tabel 4.30 diberikan ramalan nilai lamda ($\hat{\lambda}_t$) dan nilai ramalan jumlah kunjungan wisman warganegara Bahrain dengan menggunakan nilai probabilitas terbesar (modus) dari distribusi Poisson. Nilai ramalan yang tertera adalah nilai ramalan pada data hasil *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) untuk model Poisson-AR. Nilai ramalan pada harus ditransformasikan kembali. Transformasi dilakukan dengan cara mengembalikan data yang telah dipositifkan dan di-*differencing*.

Tabel 4.30 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil *Differencing Count*) dengan Menggunakan Nilai Modus Distribusi Bersyarat Poisson

Model	(1, d, 1)		(3, d, [1,12])		([1,12], d, 1)	
	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}
1	226,08	226	204,22	204	208,76	208
2	220,73	220	206,47	206	209,54	209
3	217,26	217	213,05	213	209,48	209
4	215,35	215	211,28	211	209,44	209
5	213,52	213	211,05	211	209,41	209
6	212,29	212	202,03	202	209,39	209
7	212,45	212	215,32	215	209,37	209
8	210,69	210	205,05	205	209,36	209
9	211,18	211	221,23	221	209,36	209
10	208,58	208	208,31	208	209,35	209
11	208,97	208	204,89	204	209,35	209
12	209,67	209	209,12	209	209,35	209

Tabel 4.31 Nilai Aktual dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Januari - Desember 2018 (Model Intervensi Poisson-AR)

No.	Data Aktual	Nilai Ramalan					
		(1, d, 1)		(3, d, [1,12])		([1,12], d, 1)	
		Median	Modus	Median	Modus	Median	Modus
1	167	303	304	281	282	286	286
2	99	206	207	170	171	177	178
3	153	225	227	185	187	189	190
4	162	219	221	175	177	177	178
5	123	175	177	128	131	129	130
6	167	170	172	113	116	120	122
7	377	418	420	364	367	365	367
8	507	475	477	415	419	421	423
9	172	218	221	169	173	163	165
10	144	151	154	102	106	96	99
11	136	168	171	115	119	114	117
12	117	205	208	151	156	151	154



(a) (b)

Gambar 4.33 *Time Series Plot* Data *Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi Poisson-AR Menggunakan (a) Median dan (b) Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Nilai aktual dan ramalan jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Bahrain selama Januari sampai dengan Desember 2018 ditunjukkan pada Tabel 4.31. Perbandingan hasil peramalan dari ketiga model dengan data *out-of-sample* ditunjukkan oleh plot *time series* pada Gambar 4.33.

Selanjutnya, evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Hasil evaluasi pada data *out-of-sample* terdapat pada Tabel 4.32. Disimpulkan bahwa model terbaik adalah model intervensi Poisson-AR $([1,12], d, 1)$.

Tabel 4.32 Evaluasi Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE (%)
$(1, d, 1)$			
Median	67,53	56,08	38,61
Modus	68,97	57,92	39,92
$(3, d, [1,12])$			
Median	54,45	42,67	26,65
Modus	54,05	42,08	26,49
$([1, 12], d, 1)$			
Median	53,37	41,17	25,19
Modus	52,88	40,67	25,24

B. Pemodelan Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Hasil estimasi parameter untuk model intervensi BN-AR $([1,12], d, 1)$ ditunjukkan pada Tabel 4.33. Berdasarkan hasil estimasi parameter tidak semua parameter pada model intervensi BN-AR $([1,12], d, 1)$ signifikan. Hanya empat parameter pada model tersebut yang memiliki p -value kurang dari taraf signifikansi alpha 5%.

Tabel 4.33 Estimasi Parameter Model Intervensi BN-AR $([1,12], d, 1)$

Parameter	Estimasi	SE	z -value	p -value
β_0	5,26	0,68	7,7761	< 0,0001
β_1	-0,55	0,07	-7,5138	< 0,0001
β_{12}	-0,06	0,04	-1,4473	0,1400
α_1	0,63	0,10	6,2395	< 0,0001
ω_{10}	-5,05	1,03	-4,9066	< 0,0001
ω_{11}	0,80	0,91	0,8736	0,2724
ω_{12}	0,08	0,26	0,3243	0,3785
ω_{13}	-0,24	0,22	-1,0990	0,2181
ω_{20}	-0,09	0,20	-0,4612	0,3587

Dari hasil estimasi parameter, dapat dituliskan model intervensi final seperti pada persamaan (4.11).

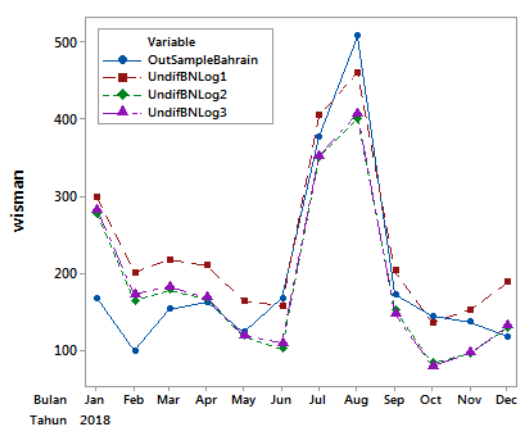
$$\begin{aligned}
 v_{2,t} = & 5,26 - 0,55 Y_{2,t-1}^{**} - 0,06 Y_{2,t-12}^{**} + 0,63 \lambda_{2,t-1}^{**} + \\
 & - 5,05 P_{1,t-3}^{(58)} + 0,8 P_{1,t-4}^{(58)} + 0,08 P_{1,t-5}^{(58)} - 0,24 P_{1,t-7}^{(58)} + \\
 & - 0,09 P_{2,t-5}^{(169)}.
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

Setelah diperoleh persamaan model intervensi di atas, model tersebut diterapkan pada data *out-of-sample*. Pada Tabel 4.34 diberikan ramalan nilai lamda ($\hat{\lambda}_t$) dan nilai ramalan jumlah kunjungan wisman warganegara Bahrain dengan menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Binomial Negatif. Nilai ramalan yang tertera adalah nilai ramalan pada data hasil *differencing count* (\hat{Y}_t^{**}) untuk model BN-AR. Selain menggunakan nilai median dari distribusi bersyarat Binomial Negatif, peramalan data *count* dapat juga dilakukan dengan menggunakan modus dari distribusi tersebut. Nilai ramalan pada Tabel 4.34 harus

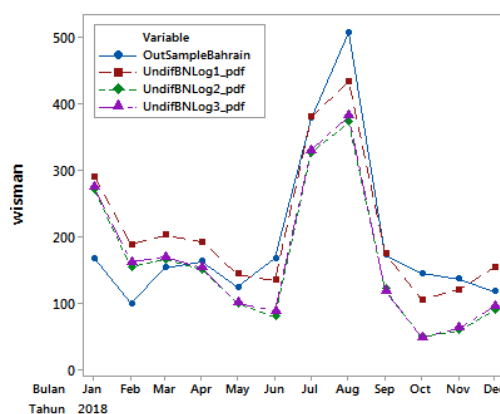
ditransformasikan kembali. Transformasi dilakukan dengan cara mengembalikan data yang telah dipositifkan dan di-differencing.

Tabel 4.34 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain (Data Hasil *Differencing Count*) dengan Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat BN

No.	(1, d, 1)		(3, d, [1,12])		([1,12], d, 1)	
	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}
1	226,08	220	204,22	199	208,76	204
2	224,37	219	209,31	204	211,97	207
3	219,95	214	216,05	211	212,33	207
4	218,97	213	214,27	209	212,59	207
5	217,38	212	214,05	209	212,76	208
6	215,80	210	204,91	200	212,27	207
7	216,59	211	218,44	213	212,54	207
8	214,63	209	207,99	203	212,73	208
9	215,10	210	224,43	219	212,25	207
10	212,52	207	211,26	206	212,53	207
11	212,98	208	207,82	203	212,72	208
12	213,13	208	211,58	206	212,24	207



(a)



(b)

Gambar 4.34 *Time Series Plot Data Out-of-Sample* dan Ramalan Ketiga Model Intervensi BN-AR Menggunakan (a) Median dan (b) Modus Distribusi Bersyarat pada Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Nilai aktual dan ramalan jumlah kunjungan wisman kewarganegaraan Bahrain selama Januari sampai dengan Desember 2018 setelah dilakukan

transformasi ditunjukkan pada Tabel 4.35. Perbandingan hasil peramalan dari ketiga model pada data *out-of-sample* ditunjukkan oleh *time series plot* pada Gambar 4.34.

Tabel 4.35 Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Selama Januari - Desember 2018 (Model Intervensi BN-AR)

No.	Data Aktual	Nilai Ramalan					
		(1, d , 1)		(3, d , [1,12])		([1,12], d , 1)	
		Median	Modus	Median	Modus	Median	Modus
1	167	298	290	277	270	282	274
2	99	200	188	164	154	172	161
3	153	217	202	178	165	182	169
4	162	209	191	166	150	168	153
5	123	164	143	118	99	119	100
6	167	157	134	101	79	109	88
7	377	404	379	350	325	352	329
8	507	460	433	400	372	407	381
9	172	203	174	152	121	147	118
10	144	135	105	83	49	79	48
11	136	152	120	95	58	96	62
12	117	188	154	129	89	131	95

Selanjutnya, evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan kriteria RMSE, MAPE, dan MAD. Hasil evaluasi pada data *out-of-sample* terdapat pada Tabel 4.36. Model terbaik adalah model intervensi BN-AR(1, d , 1).

Nilai RMSE, MAD, dan MAPE pada data *out-of-sample* berdasarkan model intervensi baik dengan Gaussian-AR maupun Poisson-AR dan BN-AR telah dihitung. Selanjutnya nilai pada kriteria tersebut dibandingkan. Model dengan nilai terkecil merupakan model terbaik. Rasio kebaikan model intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap model intervensi Gaussian-AR pada data kunjungan wisman Kewarganegaraan Bahrain dapat dilihat pada Tabel 4.37. Fungsi intervensi yang digunakan adalah *pulse function* ledakan Bom Bali 2 dan *pulse function* ledakan Bom Sarinah. Berdasarkan tabel tersebut baik model intervensi Poisson-AR maupun BN-AR memiliki rasio dibawah 1. Hal ini

mengindikasikan bahwa kedua model intervensi tersebut lebih baik dibandingkan model intervensi Gaussian-AR.

Tabel 4.36 Evaluasi Kebaikan Model Intervensi BN-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE (%)
<i>(1, d, 1)</i>			
Median	61,05	49,58	33,65
Modus	55,08	42,75	28,02
<i>(3, d, [1,12])</i>			
Median	57,35	45,25	26,38
Modus	71,69	59,67	35,17
<i>([1,12], d, 1)</i>			
Median	57,79	46,17	27,55
Modus	69,92	61,08	34,80

Tabel 4.37 Rasio Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain

Model Intervensi	RMSE	MAD	MAPE
Poisson-AR	0,92	0,81	0,81
BN-AR	0,96	0,85	0,90

Model intervensi Poisson-AR memiliki rasio terkecil. Sehingga disimpulkan bahwa model tersebut adalah model terbaik untuk memperkirakan kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain. Persamaan model intervensi terbaik ditunjukkan pada persamaan (4.12).

$$v_{2,t} = 5,26 - 0,55 Y_{2,t-1}^{**} - 0,06 Y_{2,t-12}^{**} + 0,63 \lambda_{2,t-1}^{**} - 5,05 P_{1,t-3}^{(58)} + \quad (4.12)$$

$$0,8 P_{1,t-4}^{(58)} + 0,08 P_{1,t-5}^{(58)} - 0,24 P_{1,t-7}^{(58)} - 0,09 P_{2,t-5}^{(169)}.$$

Dari persamaan di atas, diketahui bahwa efek intervensi ledakan Bom Bali 2 menyebabkan penurunan jumlah wisman pada $t = 61$ dan $t = 65$ namun memberikan efek peningkatan jumlah wisman pada $t = 62$ dan $t = 63$. Hal ini tidak sejalan dengan efek intervensi pada analisis intervensi sebelumnya yang

menunjukkan bahwa intervensi ledakan Bom Bali 2 memberikan efek penurunan jumlah wisman pada keempat *time lag* tersebut. Perbedaan efek intervensi ini terjadi karena data yang digunakan pada saat pemodelan adalah data hasil proses *differencing count*. Perbedaan pola data asli dengan hasil *differencing* dapat dilihat pada Tabel 4.38.

Tabel 4.38 Perbedaan Pola Data Asli Dengan Data Hasil *Differencing Count*

t	Bulan	Tahun	Data Asli	Data <i>Diff Count</i>	Keterangan
57	9	2005	59	216	
58	10	2005	42	172	Bom Bali 2
59	11	2005	85	257	
60	12	2005	224	363	
61	1	2006	7	1	
62	2	2006	5	202	Pola data berbeda
63	3	2006	11	237	
64	4	2006	18	188	
65	5	2006	7	223	
66	6	2006	22	108	

Selanjutnya dilakukan pemodelan dengan menerapkan model terbaik tersebut pada data asli. Perlu dilihat perbandingan hasil akurasi dan eksplanasi yang dihasilkan. Hasil estimasi parameter model intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) pada data asli dapat dilihat pada Tabel 4.39. Persamaan model intervensi tersebut dinyatakan pada persamaan (4.13).

$$v_{2,t} = 1,42 + 0,40 Y_{2,t-1} + 0,54 Y_{2,t-12} - 0,23 \lambda_{2,t-1} - 2,58 P_{1,t-3}^{(58)} + \quad (4.13)$$

$$- 2,42 P_{1,t-4}^{(58)} - 0,42 P_{1,t-5}^{(58)} - 0,70 P_{1,t-7}^{(58)} - 4,71 P_{2,t-5}^{(169)}.$$

Dari persamaan (4.13) diketahui bahwa efek intervensi ledakan Bom Bali 2 sejalan dengan efek intervensi pada analisis intervensi sebelumnya. Intervensi ledakan Bom Bali 2 memberikan efek penurunan jumlah wisman pada keempat *time lag* tersebut.

Tabel 4.39 Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) (Data Asli Tanpa *Differencing*)

Parameter	Estimasi	SE	z -value	p -value
β_0	1,42	0,07	20,286	< 0,001
β_1	0,40	0,01	40,000	< 0,001
β_{12}	0,54	0,01	54,000	< 0,001
α_1	-0,23	0,02	-11,500	< 0,001
ω_{10}	-2,58	0,39	-6,615	< 0,001
ω_{11}	-2,42	0,51	-4,745	< 0,001
ω_{12}	-0,42	0,23	-1,826	0,075
ω_{14}	-0,70	0,21	-3,333	0,002
ω_{20}	-4,71	0,44	-10,705	< 0,001

Evaluasi kebaikan model intervensi Poisson-AR dapat dilihat pada Tabel 4.40. Jika dibandingkan dengan akurasi pada model dengan menggunakan data hasil *differencing count*, peramalan data *out-of-sample* dengan pada model ini tidak lebih baik. RMSE, MAPE, dan MAD pada model dengan menggunakan data hasil *differencing data count* bernilai lebih kecil.

Tabel 4.40 Evaluasi Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR ([1,12], $d, 1$) pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain (Data Asli)

Nilai	RMSE	MAD	MAPE (%)
Median	86,03	50,17	20,70
Modus	85,69	50,25	20,89

Selanjutnya dilakukan pemodelan dengan menerapkan model terbaik dan melakukan *differencing* baik pada P_t maupun Y_t . Hasil estimasi parameter model intervensi Poisson-AR([1,12], $d, 1$) pada data *differencing* baik pada P_t maupun Y_t dapat dilihat pada Tabel 4.41. Persamaan model intervensi tersebut dapat dilihat pada persamaan (4.14).

$$\begin{aligned}
 v_{2,t} = & 8,47 - 0,16 Y_{2,t-1}^{**} - 0,10 Y_{2,t-12}^{**} - 0,32 \lambda_{2,t-1}^{**} + \\
 & - 0,16 P_{1,t-3}^{(58)*} - 0,54 P_{1,t-4}^{(58)*} - 0,12 P_{1,t-5}^{(58)*} + 0,13 P_{1,t-7}^{(58)*} + \\
 & - 0,52 P_{2,t-5}^{(169)*} .
 \end{aligned}
 \tag{4.14}$$

Dari persamaan di atas, diketahui bahwa efek intervensi ledakan Bom Bali 2 tidak sejalan dengan efek intervensi pada analisis intervensi sebelumnya. Selain itu, eksplanasi model juga tidak bisa dilakukan secara langsung karena variabel P_t juga dilakukan *differencing* sehingga harus dijabarkan terlebih dahulu. Namun jika dibandingkan dengan akurasi pada model dengan menggunakan data asli, peramalan data *out-of-sample* dengan pada model ini lebih baik. RMSE, MAPE, dan MAD pada model dengan menggunakan data *differencing* baik pada P_t maupun Y_t bernilai lebih kecil daripada model dengan data tanpa *differencing*.

Tabel 4.41 Estimasi Parameter Model Intervensi Poisson-AR([1,12], d , 1) dengan Data *Differencing Count* dan *Differencing P_t*

Parameter	Estimasi	SE	z -value	p -value
β_0	8,47	0,16	52,938	< 0,001
β_1	-0,16	0,01	-16,000	< 0,001
β_{12}	-0,10	0,01	-10,000	< 0,001
α_1	-0,32	0,03	-10,667	< 0,001
ω_{10}	-0,16	0,05	-3,200	0,002
ω_{11}	-0,54	0,06	-9,000	< 0,001
ω_{12}	-0,12	0,04	-3,000	0,004
ω_{14}	0,13	0,03	4,333	< 0,001
ω_{20}	-0,52	0,03	-17,333	< 0,001

Rasio kebaikan model intervensi Poisson-AR([1,12], d , 1) dengan 3 skenario di atas terhadap model intervensi Gaussian-AR pada data kunjungan wisman Kewarganegaraan Bahrain dapat dilihat pada Tabel 4.42.

Tabel 4.42 Rasio Kebaikan Model Intervensi Poisson-AR dan BN-AR terhadap Model Intervensi Gaussian-AR pada Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain

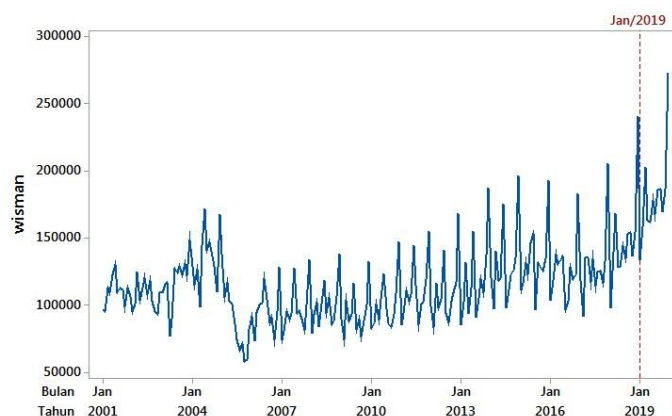
No.	Model Intervensi Poisson-AR([1,12], d , 1)	RMSE	MAD	MAPE (%)
1	<i>Differencing Count</i>	0,92	0,81	0,81
2	Tanpa <i>Differencing</i>	1,50	1,00	0,66
3	<i>Differencing Count</i> dan <i>Differencing P_t</i>	1,00	0,96	1,00

Fungsi intervensi yang digunakan pada model intervensi ini adalah *pulse function* ledakan Bom Bali 2 dan *pulse function* ledakan Bom Sarinah. Berdasarkan tabel tersebut baik model intervensi pertama maupun ketiga memiliki nilai maksimal 1,00. Hal ini mengindikasikan bahwa kedua model intervensi tersebut lebih baik atau minimal sama baiknya dibanding model intervensi Gaussian-AR berdasarkan kriteria RMSE, MAD, dan MAPE. Model pertama yang menggunakan data *differencing count* memiliki rasio terkecil pada kriteria RMSE dan MAD. Sehingga disimpulkan bahwa model tersebut merupakan model terbaik.

4.3 Peramalan Data Kunjungan Wisatawan Mancanegara

4.3.1 Peramalan Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura

Pada pemodelan sebelumnya ditunjukkan bahwa model intervensi Poisson-AR $([1,2,12], d, [1,12])$ memiliki rasio terkecil. Sehingga disimpulkan bahwa model tersebut adalah model terbaik untuk memperkirakan kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura. Dengan fungsi intervensi yang digunakan adalah *pulse function* dari penutupan lokasi perjudian di Batam. Model intervensi Poisson-AR $([1,2,12], d, [1,12])$ dituliskan pada persamaan (4.15). Peramalan kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura ke Indonesia Tahun 2019 dapat dilihat pada Tabel 4.43 dan Gambar 4.35. Hasil peramalan menunjukkan akan terjadi peningkatan jumlah kunjungan dibanding tahun sebelumnya.



Gambar 4.35 *Time Series Plot* Angka Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Tahun 2019

$$\begin{aligned}
v_{1,t} = & 17 - 0,06 Y_{1,t-1}^{**} - 0,04 Y_{1,t-2}^{**} - 0,02 Y_{1,t-12}^{**} + \\
& - 0,3 \lambda_{1,t-1}^{**} - 0,12 \lambda_{1,t-12}^{**} - 1,28 P_{1,t}^{(53)} - 0,25 P_{1,t-1}^{(53)} + \\
& - 0,15 P_{1,t-2}^{(53)} + 0,15 P_{1,t-3}^{(53)} - 0,02 P_{1,t-4}^{(53)} + 0,25 P_{1,t-5}^{(53)} - 0,94 P_{1,t-6}^{(53)}.
\end{aligned} \tag{4.15}$$

Tabel 4.43 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari-Desember 2019

Bulan	Nilai Ramalan
Januari	133799
Februari	158958
Maret	202956
April	163704
Mei	162139
Juni	178712
Juli	168166
Agustus	185964
September	186985
Oktober	169002
November	186918
Desember	272950

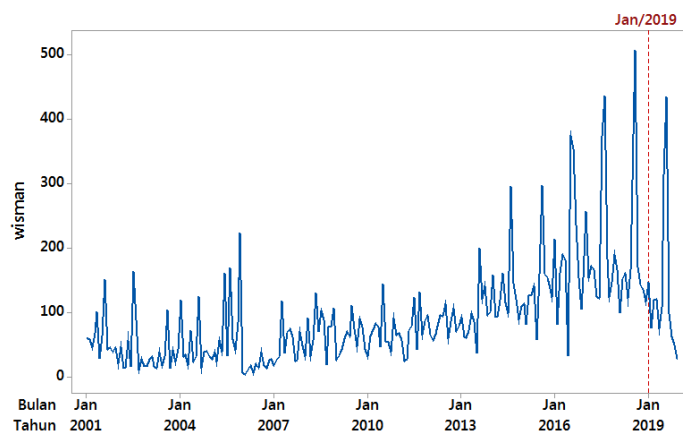
4.3.2 Peramalan Data Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain

Model intervensi Poisson-AR $([1,12], d, 1)$ dengan intervensi berupa ledakan bom Bali 2 dan ledakan bom Sarinah merupakan model yang digunakan untuk melakukan peramalan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain ke Indonesia pada Tahun 2019. Persamaan model intervensi tersebut dapat dilihat pada persamaan (4.16). Peramalan kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain ke Indonesia pada 2019 ditunjukkan pada Tabel 4.44 dan ditampilkan pada Gambar 4.36. Pola data hasil ramalan sesuai dengan pola kunjungan wisman berkewarganegaraan Bahrain ke Indonesia. Seperti pada tahun-tahun sebelumnya, puncak kunjungan wisman terjadi pada Juli dan Agustus.

$$\begin{aligned}
v_{2,t} = & 5,33 - 0,54 Y_{2,t-1}^{**} - 0,06 Y_{2,t-12}^{**} + 0,61 \lambda_{2,t-1}^{**} - 5,05 P_{1,t-3}^{(58)} + \\
& 0,72 P_{1,t-4}^{(58)} + 0,09 P_{1,t-5}^{(58)} - 0,22 P_{1,t-7}^{(58)} - 0,06 P_{2,t-5}^{(169)}.
\end{aligned} \tag{4.16}$$

Tabel 4.44 Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Januari-Desember 2019

Bulan	Nilai Ramalan
Januari	148
Februari	75
Maret	120
April	121
Mei	75
Juni	109
Juli	315
Agustus	435
September	99
Oktober	63
November	50
Desember	29



Gambar 4.36 *Time Series Plot* Angka Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Tahun 2019

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, maka kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Intervensi yang berpengaruh terhadap pemodelan kunjungan wisman Berkebangsaan Singapura 2001 – 2017 adalah intervensi akibat penutupan kawasan perjudian di Batam. Intervensi pada data Bahrain adalah Bom Bali 2 dan Bom Sarinah. Model terbaik untuk peramalan data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain adalah model intervensi Poisson-AR. Hasil pemodelan Poisson-AR pada data *out-of-sample* dengan cara *differencing* yang berbeda disimpulkan sebagai berikut:
 - a. Peramalan data *out-of-sample* dengan *differencing* data *count* memenuhi syarat stasioneritas. Sehingga *forecast* data *out-of-sample* yang dihasilkan paling akurat. Namun model ini memiliki kelemahan pada hal eksplanasi. Eksplanasi intervensi pada model tidak sesuai dengan efek intervensi yang terjadi.
 - b. Peramalan data *out-of-sample* yang dilakukan pada data tanpa *differencing*, menggunakan data asli menghasilkan eksplanasi model sesuai dengan efek intervensi yang terjadi. Kekurangan pada skenario sebelumnya dapat diatasi dengan cara ini. Namun akurasi data *out-of-sample* yang dihasilkan tidak lebih baik.
 - c. Selain itu, dilakukan *differencing* P_t dan Y_t . Akurasi hasil peramalan data *out-of-sample* lebih baik dibandingkan dengan peramalan menggunakan data asli. Namun eksplanasi model tidak bisa langsung dan belum tentu sesuai dengan analisis intervensi.

Hasil peramalan dengan menggunakan model intervensi Poisson-AR pada data kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura menunjukkan akan terjadi peningkatan jumlah kunjungan dibanding tahun sebelumnya. Sedangkan kunjungan dari Bahrain diprediksi akan menurun. Selama Tahun 2019, jumlah

kunjungan wisman berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain berturut-turut adalah 2170253 dan 1639 kunjungan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dijelaskan diatas maka saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mendapatkan model intervensi *count time series* yang tidak hanya akurat tetapi juga mampu menjelaskan efek intervensi dengan baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terjadinya ledakan Bom Bali 2 dan Bom Sarinah menyebabkan penurunan jumlah kunjungan wisman, disarankan pada pemerintah untuk selalu menjaga stabilitas keamanan nasional yang merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi kunjungan wisman ke suatu destinasi wisata. Model intervensi pada data pariwisata ini diharapkan dapat diterapkan oleh BPS dalam menganalisa efek promosi maupun kebijakan pariwisata yang dilakukan oleh pemerintah. Sehingga dapat memberikan masukan pada Kementrian Pariwisata dalam mencapai target 20 juta kunjungan wisman ke Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Asrirawan, Kuswanto, H., dan Suhartono. (2014). Model Generalized Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (GSARIMA) untuk Peramalan Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kota Surabaya. *Seminar nasional Sains dan Pendidikan MIPA (SEMIRATA) 2014*. Bogor: FMIPA-IPB.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2019). *Berita Resmi Statistik Perkembangan Pariwisata dan Transportasi Nasional, Desember 2018*. Jakarta: Badan Pusat Statistik (BPS).
- Bhattacharyya, M.N. dan Layton, A.P. (1979). Effectiveness of Seat Belt Legislation on the Queensland Road Toll – An Australian Case Study in Intervention Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 596-603.
- Bianchi, L., Jarrett, J., dan Hanumara, R. (1998). Improving forecasting for telemarketing centers by ARIMA modeling with intervention. *International Journal of Forecasting*, 14(4), 497-504.
- Box, GEP. dan Tiao, GC. (1975). Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70(349), 70–79, doi:10.2307/2285379.
- Chang, N.B. dan Lin, Y.T. (1997). An analysis of recycling impacts on solid waste generation by time series intervention modeling. *Resources, Conservation and Recycling*, 19, 165-186.
- Cho, V. (2001). Tourism Forecasting and Its Relationship with Leading Economic Indicators. *Hospitality and Tourism Research*, 25(4): 399-420.
- Christou, V. dan Fokianos, K. (2013). On Count Time Series Prediction. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 85:2, 357-373, doi: 10.1080/00949655.2013.823612.
- Christou, V. dan Fokianos, K. (2014). Quasi-Likelihood Inference for Negative Binomial Time Series Models. *Journal of Time Series Analysis*, 35(1), 55–78.
- Chung, R.C.P., Ip, W.H., dan Chan, S.L. (2009). An ARIMA-Intervention Analysis Model for the Financial Crisis in China's Manufacturing Industry. *International Journal of Engineering Business Management*, 1(1), 15-18.
- Cryer, J. dan Chan, K. (2008). *Time Series Analysis with Application in R*. Iowa: Springer.

- Enders, W., Sandler, T., dan Cauley, J. (1990). Assessing the impact of terrorist thwarting policies: An intervention time series approach. *Defence and Peace Economics*, 2(1), 1-18.
- Fokianos, K. (2011). "Some Recent Progress in Count Time Series." *Statistics*, 45(1), 49–58, doi:10.1080/02331888.2010.541250.
- Fokianos, K. dan Fried, R. (2010). Interventions in INGARCH Processes. *Journal of Time Series Analysis*, 31(3), 210–225, doi: 10.1111/j.1467-9892.2010.00657.x.
- Fokianos, K. dan Fried, R. (2012). Interventions in Log-Linear Poisson Autoregression. *Statistical Modelling*, 12(4), 299–322, doi:10.1177/1471082x1201200401.
- Fokianos, K. dan Tjøstheim, D. (2011). Log-Linear Poisson Autoregression. *Journal of Multivariate Analysis*, 102(3), 563–578, doi:10.1016/j.jmva.2010.11.002.
- Freeland, R.K. dan McCabe, B. (2004). Forecasting Discrete Valued Low Count Time Series. *International Journal of Forecasting*, 20(3), 427-434.
- Fried, R., Liboschik, T., Elsaied, H., Kitromilidou, S., dan Fokianos, K. (2014). On Outliers and Interventions in Count Time Series Following GLMs. *Austrian Journal of Statistics*, 43(3), 181–193, doi:10.17713/ajs.v43i3.30.
- Goh, C. dan Law, R. (2002). Modeling and forecasting tourism demand for arrivals with stochastic nonstationary seasonality and intervention. *Tourism Management*, 23, 499-510.
- Goldschmidt, H.M.J., Ten Voorde, L.J.F., Leijten, J.F., dan Lent, R.W. (1990). Intervention Time Series Analysis – Sampling Strategies. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 9, 83-94.
- Gooijer, J.G.D., dan Hyndman, R.J. (2006). 25 Years of Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22, 443 – 473.
- Gordon, K. dan Smith, A.F.M. (1990). Modeling and Monitoring Biomedical Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, 85, 328-337.
- Harvey, A. dan Durbin, J. (1986). The Effects of Seat Belt Legislation on British Road Casualties. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 149, 187-227.
- Hassani, H., Silva, E.S., Antonakakis, N., Filis, G., dan Gupta, R. (2017), Forecasting Accuracy Evaluation of Tourist Arrivals, *Annals of Tourism Research*, 63, 112-127.
- Henderson, J.C. (2003). Terrorism and Tourism: Managing the Consequences of the Bali Bombings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 15(1), 41-58.

- Ismail, Z., Suhartono, Yahaya, A., dan Efendi, R. (2009). Intervention Model for Analyzing the Impact of Terrorism to Tourism Industry. *Journal of Mathematics and Statistics*, 5(4), 322-329.
- Jorquera, H., Palma, W., dan Tapia, J. (2000). An intervention analysis of air quality data at Santiago, Chile. *Atmospheric Environment*, 34, 4073-4084.
- Kementerian Pariwisata. (2017). *Buku I Neraca Satelit Pariwisata Nasional (Nesparnas)2017*. Jakarta: Kementerian Pariwisata.
- Lam, C.Y., Ip, W.H., dan Lau, C.W. (2009). A business process activity model and performance measurement using a time series ARIMA intervention analysis. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6986-6994.
- Ledolter, J. dan Chan, K.S. (1996). Evaluating the Impact of the 65-mph Maximum Speed Limit on Iowa Interstates. *The American Statistician*, 50(1), 79-85.
- Lee, M.H., Suhartono, dan Sanugi, B. (2010). Multi Input Intervention Model for Evaluating the Impact of the Asian Crisis and Terrorist Attacks on Tourist Arrivals. *MATEMATIKA*, 26(1), 83–106.
- Liboschik, T., Fokianos, K., dan Fried, R. (2017) tscount: An R package for Analysis of Count Time Series Following Generalized Linear Models. *Journal of Statistical Software*, 82(5), 1–51, <http://dx.doi.org/10.18637/jss.v082.i05>.
- Li, G., Wong, K.K.F., Song, H., dan Witt, S.F. (2006). Tourism Demand Forecasting: A Time Varying Parameter Error Correction Model. *Journal of Travel Research*, 45, 175-185.
- Loganathan, N. dan Yahaya, I. (2010). Forecasting International Tourism Demand in Malaysia using Box-Jenkins Sarima Applications. *South Asian Journal of Tourism and Heritage*, 3(2): 50-60.
- Ma, E., Liu, Y., Li, J., dan Chen, S. (2016). Anticipating Chinese tourists arrivals in Australia: A time series analysis. *Tourism Management Perspectives*, 17, 50-58, doi: 10.1016/j.tmp.2015.12.004.
- Makridakis, S.G., Wheelwright, S.C, dan Hyndman, R.J. (1997). *Forecasting: Methods and Applications*. New York: John Wiley & Sons.
- McSweeny, A.J. (1978). The Effects of Response Cost on the Behavior of a Million Persons: Charging for Directory Assistance in Cincinnati. *Journal of Applied Behavioral Analysis*, 11, 47-51.
- Montgomery, D.C. dan Weatherby, G. (1980). Modeling and Forecasting Time Series Using Transfer Function and Intervention Methods. *AIIE Transactions*, 12(4), 289-307.

- Murry, J.P., Stam, A., dan Lastovicka, J.L. (1993). Evaluating an Anti-Drinking and Driving Advertising Campaign With a Sample Survey and Time Series Intervention Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 88, 50-56.
- Noland, R.B., Quddus, M.A., dan Ochieng, W.Y. (2006). The effect of the congestion charge on traffic casualties in London: an intervention analysis. Presented at *the Transportation Research Board (TRB) Annual Meeting*. (73-91) Washington.D.C. USA. January.
- Park, M.S., Eom, J.K., Heo, TY., dan Song, J. (2016). Intervention Analysis of the Impact of Opening a New Railway Line on Passenger Ridership in Seoul. *KSCCE Journal of Civil Engineering*, 20, 2524-2534.
- Rezeki, S. Suhartono, dan Suyadi. (2013). Multi input intervention model for analyzing the impact of the Asian crisis and terrorist attacks on tourist arrivals in Bali. *Applied Mathematical Sciences*, 7(135), 6715-6727.
- Rukini, R., Arini, P.S., dan Nawangsih, E. (2015). Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara (Wisman) Ke Bali Tahun 2019: Metode ARIMA. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan*, 8(2), 136-141.
- Sharma, P. dan Khare, M. (1999). Application of intervention analysis for assessing the effectiveness of CO pollution control legislation in India. *Transportation Research, Part D* 4, 427-432.
- Smyth, R., Nielsen, I., dan Mishra, V. (2009). I've Been to Bali Too (and I Will be Going Back): Are Terrorist Shocks to Bali's Tourist Arrivals Permanent or Transitory? *Applied Economics*, 41(11), 1367-1378.
- Suhartono, Lee, M.H., dan Rezeki, S. (2017). Standardized residual as response function for order identification of multi input intervention analysis. *AIP Conference Proceedings*, 1842, 030020, doi:10.1063/1.4982858
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. 2nd edition*. USA: Pearson Education Inc.
- World Travel & Tourism Council (WTTC). (2017). *Travel & Tourism Economic Impact 2017 World*. United kingdom: World Travel & Tourism Council (WTTC).

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain

Kewarganegaraan	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Juni	Juli	Agust	Sept	Okt	Nov	Des
Singapura												
2001	96686	95340	112865	109933	123201	130782	109740	113269	111939	99149	113024	106769
2002	95329	101074	124898	104247	113416	121050	107894	118819	103495	95439	93181	109648
2003	109398	115721	117501	76426	89757	127896	124406	129554	122720	131120	122429	148627
2004	129306	115444	126907	98534	145023	171912	141466	147251	136900	129608	109507	167707
2005	138312	106425	117091	103393	101379	86275	74408	66772	71830	58305	60034	82237
2006	91815	72870	95122	100356	102132	120169	104426	87230	91068	74855	95708	128331
2007	74687	81181	95924	89901	93913	128122	94285	96530	89681	81671	100231	134074
2008	78575	93307	102436	83562	101121	118666	94115	105979	85904	88473	106474	138655
2009	89840	74333	103778	88464	93403	116956	82244	90237	76987	88818	100347	132664
2010	82873	87417	101026	89587	104527	123393	97898	86330	83734	93306	108769	147500
2011	84725	94231	111230	103640	108114	144360	115406	85459	100901	102370	119221	155182
2012	100133	83947	116688	98303	104477	141308	94198	86893	103151	109300	117663	168645
2013	84855	102791	132346	93277	113295	155067	90551	105111	119909	109638	137840	187380
2014	120565	97185	140514	118880	120381	175232	97865	106533	122958	126761	135855	196315
2015	111479	116525	132259	122839	146633	153946	96530	132116	127901	125780	134787	193308
2016	103086	118530	138183	130423	134103	136908	97047	103618	128290	119270	123060	183181
2017	118433	91255	135441	135619	117526	134699	114722	125318	126039	116585	132776	205706
2018	97984	125533	168773	128656	128628	144987	134880	152984	154240	136263	154601	241067

Lampiran 1 (lanjutan)

Kewarganegaraan	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Juni	Juli	Agust	Sept	Okt	Nov	Des
Bahrain												
2001	61	59	46	68	102	29	64	152	44	47	40	46
2002	22	48	14	15	57	16	164	89	11	28	17	17
2003	29	33	17	14	40	19	33	104	13	42	24	44
2004	120	32	35	18	73	24	32	126	14	40	41	32
2005	29	40	24	58	39	161	33	170	59	42	85	224
2006	7	5	11	18	7	22	14	40	18	15	27	29
2007	18	27	33	118	37	70	76	63	25	27	72	49
2008	33	92	33	58	131	70	103	89	19	78	78	107
2009	27	34	44	60	71	63	111	75	48	91	78	44
2010	32	64	74	84	78	47	145	56	55	39	92	66
2011	68	57	25	28	73	79	124	42	133	66	88	96
2012	66	58	67	80	97	95	114	60	87	107	71	79
2013	94	63	62	73	99	86	37	200	121	142	97	102
2014	159	94	94	120	161	116	99	296	147	122	90	110
2015	115	81	127	128	142	57	160	298	160	155	138	124
2016	215	81	161	191	182	32	375	355	237	154	105	155
2017	257	155	173	167	125	123	374	436	184	124	148	191
2018	167	99	153	162	123	167	377	507	172	144	136	117

Lampiran 2 Sintaks SAS Pemodelan ARIMA Pre-Intervensi pada Data Singapura

```
title1 'International Visitor Arrivals';
title2 '(Intervention Model "singapura)';
data singapura;
    input y;
datalines;
96686
95340
...
101379
;

/**Model Preintervensi**/
proc arima data=singapura;
    identify var=y(1,12) nlag=12 ;
    estimate p=(2) (0) q=(0) (0) noconstant ;
    forecast lead=0 out=forecast;
run;

proc univariate data=forecast normal;
var residual;
run;

libname WORK "/SAS/output/singapura";
run;

proc export data=WORK.forecast
outfile='/SAS/output/singapura/AR2.xls'
dbms=excel
replace;
run;
```

Lampiran 3 Sintaks SAS Analisis Intervensi pada Data Singapura

```
title1 'International Visitor Arrivals';
title2 '(Intervention Model "singapura)";
data singapura;
  input y p1;
datalines;
96686      0
95340      0
.....
116956     0
;

/**Model Intervensi Pertama**/
proc arima data=singapura;
  identify var=y(1,12) crosscorr=(p1(1,12)) nlag=12 ;
  estimate p=(0) (0) q=(1,13) (12) noconstant input=(0 $
(1,2,3,4,5,6) p1) ;
  forecast lead=0 out=forecast;

run;

proc univariate data=forecast normal;
var residual;
run;

libname WORK "/SAS/output/singapura";
run;

proc export data=WORK.forecast
outfile='/SAS/output/singapura/AR2signP1.xls'
dbms=excel
replace;
run;
```


Lampiran 4 Sintaks R Fungsi *Differencing Count*

```
#Fungsi Differencing Count
DifferencingRegSeasonal<-function(v,M,N)
{
  # memproses differencing reguler dilanjutkan seasonal
  u<-data.frame()
  s<-data.frame()

  for(j in 1:M)
  {
    u[j,1]=0
  }
  panjang=nrow(v)-1

  for(i in 1+M:panjang)
  {
    isian <- v[i,1]-v[i-M,1]
    u[i,1]=isian
  }
  # differencing seasonal
  awalseasonal=M+N
  panjang=nrow(u)-1

  for(p in 1:awalseasonal)
  {
    s[p,1]=0
  }
  for(q in 1+awalseasonal:panjang)
  {
    isian <- u[q,1]-u[q-N,1]
    s[q,1]=isian
  }
  # cek apakah semua besar dari nol
  yangterkecil <- which.min(s[awalseasonal+1:nrow(s),1])
  nilaiminimum<-s[yangterkecil+awalseasonal,1]
  if (nilaiminimum<0)# jika ada yang kurang dari nol maka semua
ditambah nilai terkecil +1
  {
    for(k in 1+awalseasonal:panjang)
    {
      isian <- (s[k,1]-nilaiminimum)+1
      s[k,1]=isian
    }
  }
  pengurang=- (nilaiminimum-1)
  output <- list("result"=s,"pengurang"=pengurang)
  return(output)
}
```

Lampiran 5 Sintaks R Fungsi *Predict* Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat

```
# Fungsi Predict Menggunakan Nilai Median Distribusi Bersyarat

m=0
temp.nu<-g_inv(nu[t], link=link)
temp.sd<-sd(object$ts)
temp.interval<-temp.nu+2*temp.sd

if (distr=="poisson")
  probabilita<-
as.data.frame(ppois(0:temp.interval,temp.nu,lower.tail = TRUE))

if (distr=="nbinom"){
  probabilita<-
as.data.frame(pnbinom(0:temp.interval,size=1/object$sigmasq,mu=temp.nu))
}

for(i in 1:nrow(probabilita)){

  if (probabilita[i,1]>=0.5) {
    m=i-1
    break
  }
}
ts[t] <- m-1
temp.pred[t]<-ts[t]
}
}
temp.pred<-ts(temp.pred[n+(1:n.ahead)])
```

Lampiran 6 Sintaks R Fungsi *Predict* Menggunakan Nilai Modus

```
# Fungsi Predict Menggunakan Nilai PDF Terbesar / Modus

m=0
temp.nu<-g_inv(nu[t], link=link)
temp.sd<-sd(object$ts)
temp.interval<-temp.nu+2*temp.sd
if (distr=="poisson")
  probabilita<-as.data.frame(dpois(0:temp.interval,temp.nu))

if (distr=="nbinom"){

  probabilita<-
as.data.frame(dnbinom(0:temp.interval,size=1/object$sigma^2,mu=temp
p.nu))
}
maxprob<-max(probabilita[,1])
print(maxprob)
for(i in 1:nrow(probabilita)){

  if (probabilita[i,1]==maxprob) {
    m=i
    break
  }
}
ts[t] <- m-1
temp.pred[t]<-ts[t]
}
}
temp.pred<-ts(temp.pred[n+(1:n.ahead)])
```

Lampiran 7 Sintaks R Fungsi *Un-Differencing Count*

```
# Fungsi Un-Differencing Count
UndifferencingRegSeasonal <-function(v, f, Pengurang, M, N, L) {
  # v= set data asli
  # f=Set data hasil ramalan
  # M =Lag reguler
  # N = Lag seasonal
  # Pengurang = konstanta yang digunakan utk mempositifkan data
differencing
  # L =Lead

  u<-data.frame()
  # menggabungkan data forcast ke series data asli
  idx=nrow(v)+1
  idx2=idx

  for(i in 1:L)
  {

    v[idx,1]=f[i,1]

    idx=idx+1
  }

  # proses undifferencing
  # Data hasil undiffrencing = Forecast(t) - Pengurang - Z(t-seas-
reg) + Z(t-Seasonal) + Z(t-reguler)

  for (j in idx2:nrow(v)) {

    if (j-M<idx2) { #utk yg data asli tersedia

      u[j,1]=v[j,1]-Pengurang-v[j-M-N,1]+v[j-N,1]+v[j-M,1]

    }else{ #utk yg data asli tidak tersedia

      u[j,1]=v[j,1]-Pengurang-v[j-M-N,1]+v[j-N,1]+u[j-M,1]

    }

  }

  u<- u[idx2:nrow(v),1]
  return(u)
}
```

Lampiran 8 Sintaks R Fungsi RMSE, MAPE, dan MAD

```
# Function that returns Root Mean Squared Error
rmse <- function(error)
{errorkuadrat<-error^2
print(errorkuadrat)
total<-sum(errorkuadrat)
rataan<-total/nrow(error)
nilairmse<-sqrt(rataan)

  return(nilairmse)
}

# Function that returns Mean Absolute Error
mae <- function(error)
{meanabsolut<-(sum(abs(error)))/nrow(error)
  return(meanabsolut)
}

# Function that returns Mean Absolute Percentage Error
mape <- function(actual,error)
{
  mean_ape<-(sum(abs(error/actual)))/nrow(error)
  mean_ape<-mean_ape*100
  return(mean_ape)
}
```

Lampiran 9 Sintaks R Pemodelan Bahrain (Data Differencing Count)

```
#-----Setingan awal parameter-----
Datamentah<-read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/Bahrain.csv")
DataOutSample<-
read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/BahrainOutSample.csv")
Dataintervensi<-
read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/BahrainIntervensi.csv")
n_reguler<-1
n_seasonal<-12
lead<-12

#----- mulai proses-----
awal=n_reguler+n_seasonal+1
akhir=nrow(Datamentah)
Dataintervensi<-Dataintervensi[awal:akhir,]
Dataintervensi<-Dataintervensi[,-(2:3)]
Dataintervensi<-Dataintervensi[,-(3)]
acf(Datamentah)
pacf(Datamentah)

#----diff_count()-----
DataDifferencing<-DifferencingRegSeasonal(Datamentah,1,12)
HasilDifferencing<-DataDifferencing$result[awal:akhir,1]
HasilDifferencing = ts(HasilDifferencing,start =
c(2001,awal),frequency = 12)
HasilDifferencing
acf(HasilDifferencing)
pacf(HasilDifferencing)

#-----model intervensi pada count time series-----
library(tscount)
PoisLog1 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,2,3), past_mean=c(1,12)), link = "log",
distr = "poisson")
PoisLog2 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,12), past_mean=c(1)), link = "log", distr
= "poisson")
PoisLog3 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1), past_mean=c(1)), link = "log", distr =
"poisson")

BNLog1 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,2,3), past_mean=c(1,12)), link = "log",
distr = "nbinom")
BNLog2 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,12), past_mean=c(1)), link = "log", distr
= "nbinom")
BNLog3 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1), past_mean=c(1)), link = "log", distr =
"nbinom")

#-----forecast-----
forecastPoisLog1_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog1,n.ahead = lead)
forecastPoisLog2_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog2,n.ahead = lead)
forecastPoisLog3_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog3,n.ahead = lead)
forecastBNLog1_pdf<-predict3.tsglm(BNLog1,n.ahead = lead)
```

Lampiran 9 (lanjutan)

```
forecastBNLog2_pdf<-predict3.tsglm(BNLog2,n.ahead = lead)
forecastBNLog3_pdf<-predict3.tsglm(BNLog3,n.ahead = lead)

#-----summary-----
PoisLog1Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog1_pdf$nu, forecastPoisLog1_pdf$pred, forecastPoisLog1_pdf$interval)
PoisLog2Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog2_pdf$nu, forecastPoisLog2_pdf$pred, forecastPoisLog2_pdf$interval)
PoisLog3Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog3_pdf$nu, forecastPoisLog3_pdf$pred, forecastPoisLog3_pdf$interval)
BNLog1Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog1_pdf$nu, forecastBNLog1_pdf$pred, forecastBNLog1_pdf$interval)
BNLog2Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog2_pdf$nu, forecastBNLog2_pdf$pred, forecastBNLog2_pdf$interval)
BNLog3Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog3_pdf$nu, forecastBNLog3_pdf$pred, forecastBNLog3_pdf$interval)

ModelPoisLog1_pdf<-summary(PoisLog1)
ModelPoisLog2_pdf<-summary(PoisLog2)
ModelPoisLog3_pdf<-summary(PoisLog3)
ModelBNLog1_pdf<-summary(BNLog1)
ModelBNLog2_pdf<-summary(BNLog2)
ModelBNLog3_pdf<-summary(BNLog3)

#-----Undifferencing-----
UndifPoisLog1_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastPoisLog1_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
UndifPoisLog2_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastPoisLog2_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
UndifPoisLog3_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastPoisLog3_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
UndifBNLog1_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastBNLog1_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
UndifBNLog2_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastBNLog2_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
UndifBNLog3_pdf<-
UndifferencingRegSeasonal(Datamentah, as.data.frame(forecastBNLog3_pdf$pred), DataDifferencing$pengurang, n_reguler, n_seasonal, lead)
Undifferencing_pdf<-
cbind(UndifPoisLog1_pdf, UndifPoisLog2_pdf, UndifPoisLog3_pdf, UndifBNLog1_pdf, UndifBNLog2_pdf, UndifBNLog3_pdf)
```

Lampiran 9 (lanjutan)

```
Undifferencing_yPois_pdf<-
cbind(DataOutSample,UndifPoisLog1_pdf,UndifPoisLog2_pdf,UndifPoisLog3_pdf)
Undifferencing_yBN_pdf<-
cbind(DataOutSample,UndifBNLog1_pdf,UndifBNLog2_pdf,UndifBNLog3_pdf)

Undifferencing_yPois_lengkap<-
cbind(DataOutSample,UndifPoisLog1,UndifPoisLog1_pdf,UndifPoisLog2,
UndifPoisLog2_pdf,UndifPoisLog3,UndifPoisLog3_pdf)
Undifferencing_yBN_lengkap<-
cbind(DataOutSample,UndifBNLog1,UndifBNLog1_pdf,UndifBNLog2,UndifBNLog2_pdf,
UndifBNLog3,UndifBNLog3_pdf)

#-----Hitung error----
ErrorPoisLog1_pdf<-DataOutSample-UndifPoisLog1_pdf
ErrorPoisLog2_pdf<-DataOutSample-UndifPoisLog2_pdf
ErrorPoisLog3_pdf<-DataOutSample-UndifPoisLog3_pdf
ErrorBNLog1_pdf<-DataOutSample-UndifBNLog1_pdf
ErrorBNLog2_pdf<-DataOutSample-UndifBNLog2_pdf
ErrorBNLog3_pdf<-DataOutSample-UndifBNLog3_pdf

#-----Hitung RMSE-----
rmsePoisLog1_pdf<-rmse(ErrorPoisLog1_pdf)
rmsePoisLog2_pdf<-rmse(ErrorPoisLog2_pdf)
rmsePoisLog3_pdf<-rmse(ErrorPoisLog3_pdf)
rmseBNLog1_pdf<-rmse(ErrorBNLog1_pdf)
rmseBNLog2_pdf<-rmse(ErrorBNLog2_pdf)
rmseBNLog3_pdf<-rmse(ErrorBNLog3_pdf)

#-----Hitung MAD -----
maePoisLog1_pdf<-mae(ErrorPoisLog1_pdf)
maePoisLog2_pdf<-mae(ErrorPoisLog2_pdf)
maePoisLog3_pdf<-mae(ErrorPoisLog3_pdf)
maeBNLog1_pdf<-mae(ErrorBNLog1_pdf)
maeBNLog2_pdf<-mae(ErrorBNLog2_pdf)
maeBNLog3_pdf<-mae(ErrorBNLog3_pdf)

#-----Hitung MAPE -----
mapePoisLog1_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorPoisLog1_pdf)
mapePoisLog2_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorPoisLog2_pdf)
mapePoisLog3_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorPoisLog3_pdf)
mapeBNLog1_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorBNLog1_pdf)
mapeBNLog2_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorBNLog2_pdf)
mapeBNLog3_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorBNLog3_pdf)

#----RMSE, MAD, MAPE-----
ErrorPoisLog1_pdf<-
c(rmsePoisLog1_pdf,maePoisLog1_pdf,mapePoisLog1_pdf)
ErrorPoisLog2_pdf<-
c(rmsePoisLog2_pdf,maePoisLog2_pdf,mapePoisLog2_pdf)
ErrorPoisLog3_pdf<-
c(rmsePoisLog3_pdf,maePoisLog3_pdf,mapePoisLog3_pdf)
ErrorBNLog1_pdf<-c(rmseBNLog1_pdf,maeBNLog1_pdf,mapeBNLog1_pdf)
ErrorBNLog2_pdf<-c(rmseBNLog2_pdf,maeBNLog2_pdf,mapeBNLog2_pdf)
```


Lampiran 9 (lanjutan)

```
ErrorBNLog3_pdf<-c (rmseBNLog3_pdf,maeBNLog2_pdf,mapeBNLog3_pdf)
names(ErrorPoisLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE", "MAPE")
summary_Error_pdf<-
rbind("PoissonLog1_pdf"=ErrorPoisLog1_pdf,"PoissonLog2_pdf"=ErrorPoisLog2_pdf,"PoissonLog3_pdf"=ErrorPoisLog3_pdf,"BNLog1_pdf"=ErrorBNLog1_pdf,"BNLog2_pdf"=ErrorBNLog2_pdf,"BNLog3_pdf"=ErrorBNLog3_pdf)
summary_Error_pdf
names(ErrorPoisLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE", "MAPE")
summary_Error_pois_lengkap<-
rbind("PoissonLog1"=ErrorPoisLog1,"PoissonLog1_pdf"=ErrorPoisLog1_pdf,"PoissonLog2"=ErrorPoisLog2,"PoissonLog2_pdf"=ErrorPoisLog2_pdf,"PoissonLog3"=ErrorPoisLog3,"PoissonLog3_pdf"=ErrorPoisLog3_pdf)
summary_Error_pois_lengkap
names(ErrorBNLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE", "MAPE")
summary_Error_BN_lengkap<-
rbind("BNLog1"=ErrorBNLog1,"BNLog1_pdf"=ErrorBNLog1_pdf,"BNLog2"=ErrorBNLog2,"BNLog2_pdf"=ErrorBNLog2_pdf,"BNLog3"=ErrorBNLog3,"BNLog3_pdf"=ErrorBNLog3_pdf)
summary_Error_BN_lengkap
```

Lampiran 10 Sintaks R Pemodelan Bahrain (Data Tanpa *Differencing*)

```
#-----Setingan awal parameter-----
Datamentah<-read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/Bahrain.csv")
DataOutSample<-
read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/BahrainOutSample.csv")
Dataintervensi<-
read.csv("E:/DataWisman/Bahrain/BahrainIntervensi.csv")
n_reguler<-1
n_seasonal<-12
lead<-12

#----- mulai proses-----
awal=n_reguler+n_seasonal+1
akhir=nrow(Datamentah)
Dataintervensi<-Dataintervensi[awal:akhir,]
acf(Datamentah)
pacf(Datamentah)

#-----model intervensi pada count time series-----
library(tscount)
PoisLog1 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,2,3), past_mean=c(1,12)), link = "log",
distr = "poisson")
PoisLog2 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,12), past_mean=c(1)), link = "log", distr
= "poisson")
PoisLog3 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1), past_mean=c(1)), link = "log", distr =
"poisson")

BNLog1 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,2,3), past_mean=c(1,12)), link = "log",
distr = "nbinom")
BNLog2 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1,12), past_mean=c(1)), link = "log", distr
= "nbinom")
BNLog3 <- tsglm(ts = HasilDifferencing, xreg = Dataintervensi,
model=list(past_obs=c(1), past_mean=c(1)), link = "log", distr =
"nbinom")

#-----forecast-----
forecastPoisLog1_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog1,n.ahead = lead)
forecastPoisLog2_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog2,n.ahead = lead)
forecastPoisLog3_pdf<-predict3.tsglm(PoisLog3,n.ahead = lead)
forecastBNLog1_pdf<-predict3.tsglm(BNLog1,n.ahead = lead)
forecastBNLog2_pdf<-predict3.tsglm(BNLog2,n.ahead = lead)
forecastBNLog3_pdf<-predict3.tsglm(BNLog3,n.ahead = lead)

#-----summary-----
PoisLog1Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog1_pdf$nu, forecastPoisLog1_pdf$pred, forecastPo
isLog1_pdf$interval)
PoisLog2Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog2_pdf$nu, forecastPoisLog2_pdf$pred, forecastPo
isLog2_pdf$interval)
```

Lampiran 10 (lanjutan)

```
PoisLog3Summary_pdf<-
cbind(forecastPoisLog3_pdf$nu, forecastPoisLog3_pdf$pred, forecastPoisLog3_pdf$interval)
BNLog1Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog1_pdf$nu, forecastBNLog1_pdf$pred, forecastBNLog1_pdf$interval)
BNLog2Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog2_pdf$nu, forecastBNLog2_pdf$pred, forecastBNLog2_pdf$interval)
BNLog3Summary_pdf<-
cbind(forecastBNLog3_pdf$nu, forecastBNLog3_pdf$pred, forecastBNLog3_pdf$interval)

ModelPoisLog1_pdf<-summary(PoisLog1)
ModelPoisLog2_pdf<-summary(PoisLog2)
ModelPoisLog3_pdf<-summary(PoisLog3)
ModelBNLog1_pdf<-summary(BNLog1)
ModelBNLog2_pdf<-summary(BNLog2)
ModelBNLog3_pdf<-summary(BNLog3)

#-----Hitung error----
ErrorPoisLog1_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastPoisLog1_pdf$pred)
ErrorPoisLog2_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastPoisLog2_pdf$pred)
ErrorPoisLog3_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastPoisLog3_pdf$pred)
ErrorBNLog1_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastBNLog1_pdf$pred)
ErrorBNLog2_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastBNLog2_pdf$pred)
ErrorBNLog3_pdf<-DataOutSample-
as.data.frame(forecastBNLog3_pdf$pred)

#-----Hitung RMSE-----
rmsePoisLog1_pdf<-rmse(ErrorPoisLog1_pdf)
rmsePoisLog2_pdf<-rmse(ErrorPoisLog2_pdf)
rmsePoisLog3_pdf<-rmse(ErrorPoisLog3_pdf)
rmseBNLog1_pdf<-rmse(ErrorBNLog1_pdf)
rmseBNLog2_pdf<-rmse(ErrorBNLog2_pdf)
rmseBNLog3_pdf<-rmse(ErrorBNLog3_pdf)

#-----Hitung MAD -----
maePoisLog1_pdf<-mae(ErrorPoisLog1_pdf)
maePoisLog2_pdf<-mae(ErrorPoisLog2_pdf)
maePoisLog3_pdf<-mae(ErrorPoisLog3_pdf)
maeBNLog1_pdf<-mae(ErrorBNLog1_pdf)
maeBNLog2_pdf<-mae(ErrorBNLog2_pdf)
maeBNLog3_pdf<-mae(ErrorBNLog3_pdf)

#-----Hitung MAPE -----
mapePoisLog1_pdf<-mape(DataOutSample, ErrorPoisLog1_pdf)
mapePoisLog2_pdf<-mape(DataOutSample, ErrorPoisLog2_pdf)
mapePoisLog3_pdf<-mape(DataOutSample, ErrorPoisLog3_pdf)
mapeBNLog1_pdf<-mape(DataOutSample, ErrorBNLog1_pdf)
```

Lampiran 10 (lanjutan)

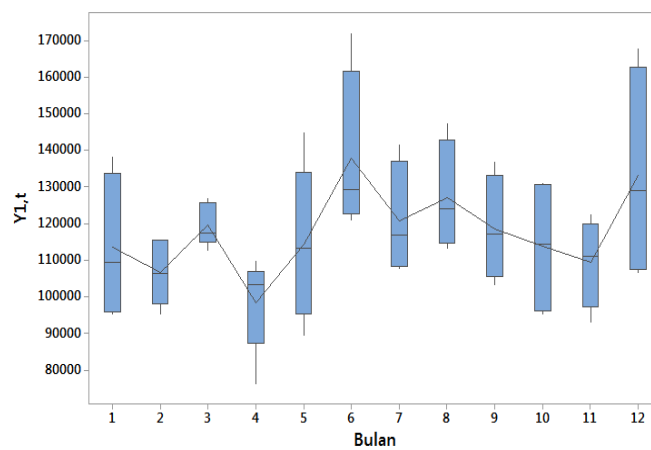
```
mapeBNLog2_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorBNLog2_pdf)
mapeBNLog3_pdf<-mape(DataOutSample,ErrorBNLog3_pdf)

#----RMSE,MAD,MAPE-----
ErrorPoisLog1_pdf<-
c(rmsePoisLog1_pdf,maePoisLog1_pdf,mapePoisLog1_pdf)
ErrorPoisLog2_pdf<-
c(rmsePoisLog2_pdf,maePoisLog2_pdf,mapePoisLog2_pdf)
ErrorPoisLog3_pdf<-
c(rmsePoisLog3_pdf,maePoisLog3_pdf,mapePoisLog3_pdf)
ErrorBNLog1_pdf<-c(rmseBNLog1_pdf,maeBNLog1_pdf,mapeBNLog1_pdf)
ErrorBNLog2_pdf<-c(rmseBNLog2_pdf,maeBNLog3_pdf,mapeBNLog2_pdf)
ErrorBNLog3_pdf<-c(rmseBNLog3_pdf,maeBNLog2_pdf,mapeBNLog3_pdf)
names(ErrorPoisLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE","MAPE")
summary_Error_pdf<-
rbind("PoissonLog1_pdf"=ErrorPoisLog1_pdf,"PoissonLog2_pdf"=ErrorP
oisLog2_pdf,"PoissonLog3_pdf"=ErrorPoisLog3_pdf,"BNLog1_pdf"=Error
BNLog1_pdf,"BNLog2_pdf"=ErrorBNLog2_pdf,"BNLog3_pdf"=ErrorBNLog3_p
df)
summary_Error_pdf
names(ErrorPoisLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE","MAPE")
summary_Error_pois_lengkap<-
rbind("PoissonLog1"=ErrorPoisLog1,"PoissonLog1_pdf"=ErrorPoisLog1_
pdf,"PoissonLog2"=ErrorPoisLog2,"PoissonLog2_pdf"=ErrorPoisLog2_p
df,"PoissonLog3"=ErrorPoisLog3,"PoissonLog3_pdf"=ErrorPoisLog3_pdf)
summary_Error_pois_lengkap
names(ErrorBNLog1_pdf) = c("RMSE", "MAE","MAPE")
summary_Error_BN_lengkap<-
rbind("BNLog1"=ErrorBNLog1,"BNLog1_pdf"=ErrorBNLog1_pdf,"BNLog2"=E
rrorBNLog2,"BNLog2_pdf"=ErrorBNLog2_pdf,"BNLog3"=ErrorBNLog3,"BNLo
g3_pdf"=ErrorBNLog3_pdf)
summary_Error_BN_lengkap
```

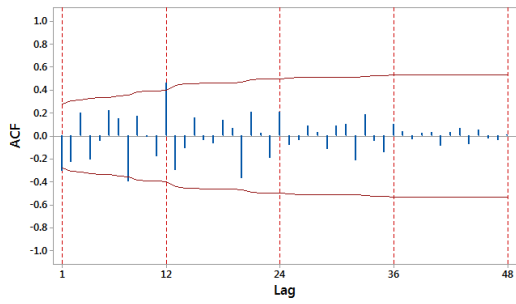
Lampiran 11 Output Pemodelan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura

Tabel 1. Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Berdasarkan Bulan

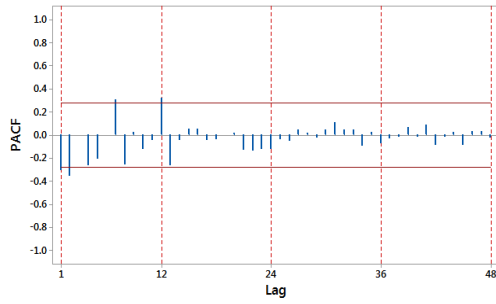
Bulan	Mean	StDev	Minimum	Maksimum
1	100449	17787	74687	138312
2	98506	15555	72870	125533
3	120721	18814	95122	168773
4	104224	17036	76426	135619
5	113391	16932	89757	146633
6	135096	21150	86275	175232
7	104005	17259	74408	141466
8	107778	23123	66772	152984
9	108758	22697	71830	154240
10	104817	21673	58305	136263
11	114750	21453	60034	154601
12	157055	39821	82237	241067



Gambar 1. *Box Plot* Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Tanpa *Differencing*

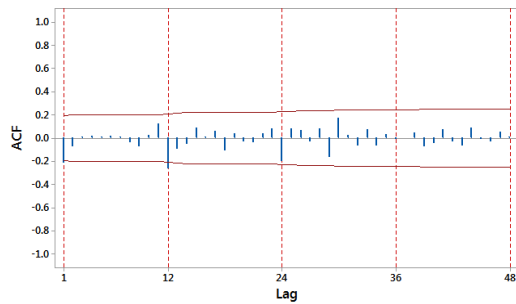


(a)

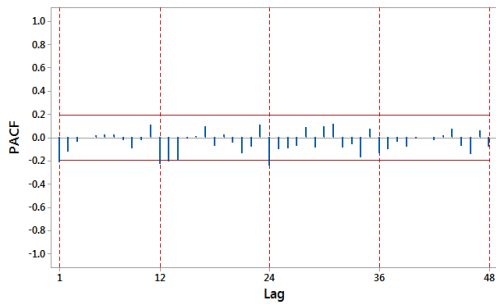


(b)

Gambar 2. Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 - Mei 2005, *Differencing* Reguler Order 1

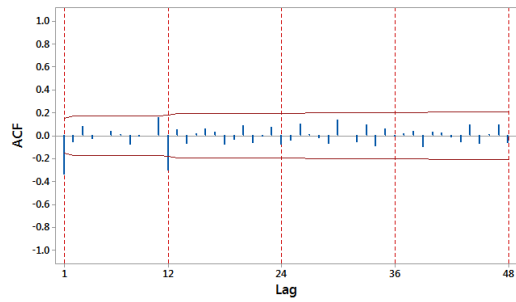


(a)

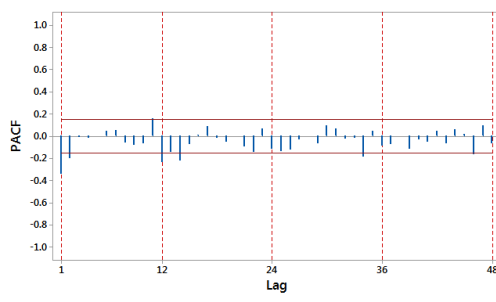


(b)

Gambar 3. Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 - Juni 2009, *Differencing* Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1

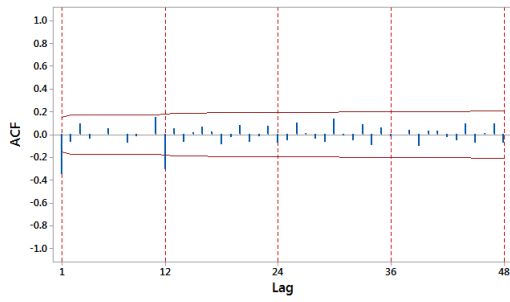


(a)

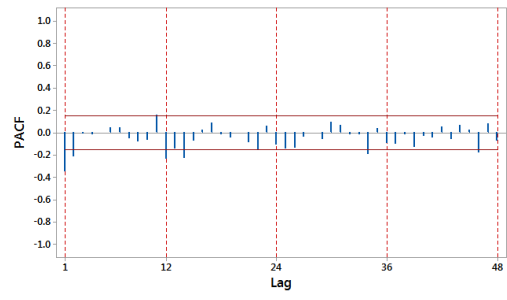


(b)

Gambar 4. Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 - Desember 2010, *Differencing* Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1

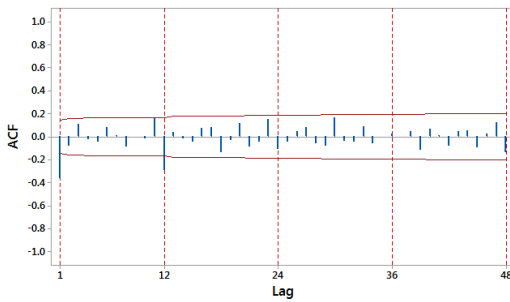


(a)

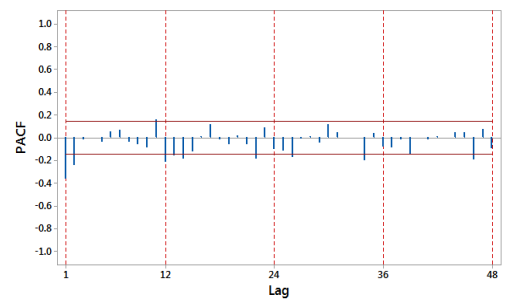


(b)

Gambar 5. Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 - Agustus 2015, *Differencing* Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1



(a)



(b)

Gambar 6. Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Singapura Januari 2001 - Desember 2015, *Differencing* Reguler Order 1, Seasonal 12 Order 1

Tabel 2. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR (Intervensi Penutupan Kawasan Perjudian di Batam)

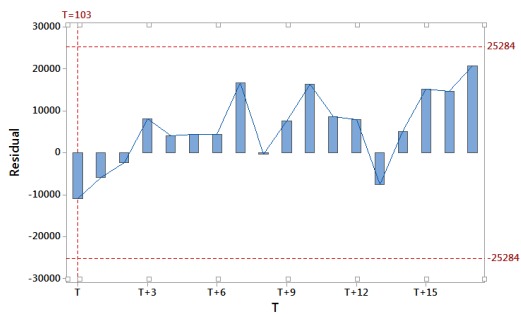
Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi Gaussian-AR (1,1,0)(1,1,0) ¹²				
θ_1	-0,20	0,12	-1,6667	0,0984
Φ_1	-0,17	0,12	-1,4167	0,1651
ω_{10}	-37001,20	10647,00	-3,4753	0,0008
ω_{11}	19414,10	11333,60	1,7130	0,0908
ω_{12}	17081,20	10568,60	1,6162	0,1102
ω_{14}	4942,20	9376,70	0,5271	0,5997
ω_{16}	34651,90	9562,80	3,6236	0,0005
Model Intervensi Gaussian-AR (0,1,1)(1,1,0) ¹²				
θ_1	0,38	0,11	3,4545	0,0010
θ_1	0,42	0,11	3,8182	0,0004
ω_{10}	-37354,00	11703,40	-3,1917	0,0021
ω_{11}	21654,90	12101,00	1,7895	0,0775
ω_{12}	22129,80	11723,10	1,8877	0,0629
ω_{14}	9340,10	11067,30	0,8439	0,4014
ω_{16}	32479,70	11168,10	2,9083	0,0048
Model Intervensi Gaussian-AR ([23],1,1)(0,1,1) ¹²				
θ_{23}	0,51	0,11	4,6364	< 0,0001
θ_1	0,49	0,11	4,4545	< 0,0001
ϕ_1	0,28	0,12	2,3333	0,0295
ω_{10}	-50547,60	11674,90	-4,3296	< 0,0001
ω_{11}	42704,70	11987,40	3,5625	0,0007
ω_{12}	44467,40	12437,40	3,5753	0,0006
ω_{13}	36347,10	12732,90	2,8546	0,0056
ω_{14}	38477,60	12427,60	3,0961	0,0028
ω_{15}	37981,40	11871,20	3,1995	0,0020
ω_{16}	50768,20	11368,30	4,4658	< 0,0001

Tabel 2 (lanjutan)

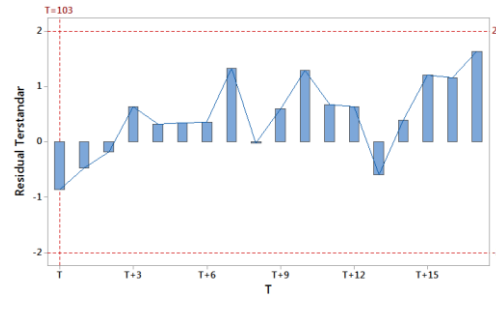
Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi Gaussian-AR (0,1,[1,13])(0,1,1) ¹²				
θ_1	0,43	0,11	3,9091	0,0002
θ_{13}	0,41	0,10	4,1000	0,0001
θ_1	0,45	0,11	4,0909	0,0002
ω_{10}	-43585,90	11187,30	-3,8960	0,0002
ω_{11}	36101,00	11758,90	3,0701	0,0030
ω_{12}	40891,60	12212,50	3,3483	0,0013
ω_{13}	27875,70	12319,20	2,2628	0,0266
ω_{14}	29448,10	11844,70	2,4862	0,0152
ω_{15}	33424,00	10861,20	3,0774	0,0029
ω_{16}	54651,30	9878,40	5,5324	< 0,0001

Tabel 3. Nilai Statistik Uji Chi-Square Residual Model Intervensi Pertama Gaussian-AR (0,1,1) (0,1,1)¹²

Lag	DF	Chi-Square	<i>p-value</i>
6	4	3,11	0,3743
12	10	7,22	0,6140
18	16	10,43	0,7917
24	22	23,57	0,3143

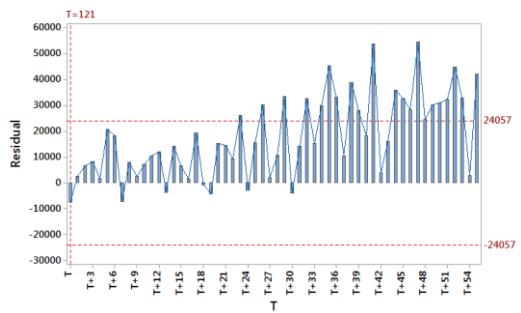


(a)

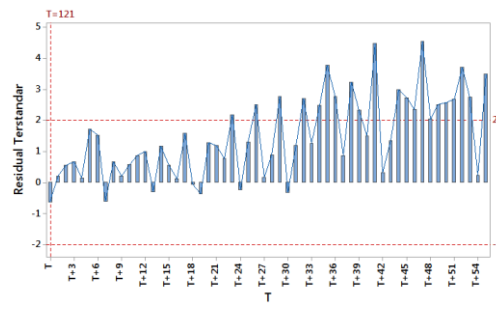


(b)

Gambar 7. Plot Residual Sesudah Ledakan Bom Mega Kuningan (a) Residual (b) Residual Tersandarisi



(a)



(b)

Gambar 8. Plot Residual Sesudah Promosi *Country Branding* Wonderful Indonesia (a) Residual (b) Residual Tersandarisi

Tabel 4. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Bom Sarinah

Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
θ_1	0,75	0,05	15,0000	< 0,0001
θ_{13}	0,17	0,05	3,4000	0,0003
θ_1	0,50	0,07	7,1429	< 0,0001
ω_{10}	-54473,90	10092,40	-5,3975	< 0,0001
ω_{11}	42982,20	10140,00	4,2389	< 0,0001
ω_{12}	47604,20	10224,80	4,6558	< 0,0001
ω_{13}	34824,20	10207,80	3,4115	0,0008
ω_{14}	38171,30	10222,40	3,7341	0,0003
ω_{15}	39496,00	10093,70	3,9129	0,0001
ω_{16}	54419,00	10060,70	5,4091	< 0,0001
ω_{25}	-6518,50	10054,00	-0,6483	0,5176

Tabel 5. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Gaussian-AR Final

Parameter	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi Gaussian-AR (0,1,[1,13])(0,1,1) ¹²				
θ_1	0,74464	0,04732	15,7363	< 0,0001
θ_{13}	0,17808	0,04682	3,8035	0,0002
θ_1	0,4988	0,07137	6,9889	< 0,0001
ω_{10}	-54612,8	10044,9	-5,4369	< 0,0001
ω_{11}	43161,4	10090,2	4,2776	< 0,0001
ω_{12}	47760	10174,5	4,6941	< 0,0001
ω_{13}	34986,1	10157,8	3,4443	0,0007
ω_{14}	38245,9	10171,6	3,7601	0,0002
ω_{15}	39531,9	10042,9	3,9363	0,0001
ω_{16}	54598,7	10012,9	5,4528	< 0,0001
Model Intervensi Gaussian-AR ([23],1,[1,13])(0,1,1) ¹²				
θ_1	0,67849	0,05405	12,5530	< 0,0001
θ_{13}	0,18873	0,05354	3,5250	0,0005
θ_1	0,5406	0,06822	7,9244	< 0,0001
ϕ_{23}	0,28985	0,08026	3,6114	0,0004
ω_{10}	-56175,6	9481,4	-5,9248	< 0,0001
ω_{11}	47671,7	9486	5,0255	< 0,0001
ω_{12}	49367,2	9568,1	5,1596	< 0,0001
ω_{13}	40595,1	9653,5	4,2052	< 0,0001
ω_{14}	41151,6	9590,8	4,2907	< 0,0001
ω_{15}	40627,1	9435,7	4,3057	< 0,0001
ω_{16}	55504	9334,1	5,9464	< 0,0001

Tabel 6. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Poisson-AR

Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi Poisson-AR (2, <i>d</i> , [1,12])				
β_0	17,45	0,0383	455,6136	< 0,0001
β_1	-0,05	0,0003	-166,6667	< 0,0001
β_2	-0,04	0,0004	-100,0000	< 0,0001
α_1	-0,34	0,0032	-106,2500	< 0,0001
α_{12}	-0,15	0,0017	-88,2353	< 0,0001
ω_{10}	-1,25	0,0070	-178,5714	< 0,0001
ω_{11}	-0,27	0,0059	-45,7627	< 0,0001
ω_{12}	-0,12	0,0045	-26,6667	< 0,0001
ω_{13}	0,14	0,0039	35,8974	< 0,0001
ω_{14}	0,008	0,0043	1,8605	0,0707
ω_{15}	0,248	0,0038	65,2632	< 0,0001
ω_{16}	-0,94	0,0069	-136,2319	< 0,0001
Model Intervensi Poisson-AR ([1,2,12], <i>d</i> , [1,12])				
β_0	17,20	0,0388	443,2990	< 0,0001
β_1	-0,05	0,0003	-166,6667	< 0,0001
β_2	-0,04	0,0004	-100,0000	< 0,0001
β_{12}	-0,01	0,0003	-33,3333	< 0,0001
α_1	-0,32	0,0032	-100,0000	< 0,0001
α_{12}	-0,13	0,0019	-68,4211	< 0,0001
ω_{10}	-1,26	0,0071	-177,4648	< 0,0001
ω_{11}	-0,26	0,0058	-44,8276	< 0,0001
ω_{12}	-0,13	0,0045	-28,8889	< 0,0001
ω_{13}	0,15	0,0039	38,4615	< 0,0001
ω_{14}	-0,005	0,0043	-1,1628	0,2029
ω_{15}	0,25	0,0037	67,5676	< 0,0001
ω_{16}	-0,94	0,0069	-136,2319	< 0,0001

Tabel 7, Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura (Data Hasil *Differencing Count*)

t	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	
		Median	Modus
Model Intervensi Poisson-AR (2, d, [1,12])			
1	62366,29	62365	62366
2	63067,93	63067	63067
3	62586,20	62585	62586
4	63160,07	63159	63160
5	63225,36	63224	63225
6	62787,05	62786	62786
7	63172,30	63171	63172
8	63198,52	63197	63198
9	63102,47	63101	63102
10	62768,40	62767	62768
11	63076,52	63075	63076
12	63187,05	63186	63186
Model Intervensi Poisson-AR ([1,2,12], d, [1,12])			
1	62104,56	62103	62104
2	63807,69	63807	63807
3	62132,13	62131	62132
4	63189,92	63189	63189
5	63390,24	63389	63390
6	62594,23	62593	62594
7	63026,89	63026	63026
8	63104,48	63103	63104
9	63433,70	63433	63433
10	62609,24	62608	62609
11	62975,41	62974	62975
12	63056,96	63056	63056

Tabel 8, Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Januari - Desember 2018

t	Data Aktual	Nilai Ramalan	
		Median	Modus
Model Intervensi Poisson-AR ($2, d, [1,12]$)			
1	97984	140100	140101
2	125533	112766	112767
3	168773	156314	156316
4	128656	156428	156431
5	128628	138336	138340
6	144987	155072	155076
7	134880	135043	135048
8	152984	145613	145619
9	154240	146212	146219
10	136263	136302	136310
11	154601	152345	152354
12	241067	225238	225247
Model Intervensi Poisson-AR ($[1,2,12], d, [1,12]$)			
1	97984	139838	139839
2	125533	113244	113245
3	168773	156338	156340
4	128656	156482	156484
5	128628	138555	138558
6	144987	155098	155102
7	134880	134924	134928
8	152984	145400	145405
9	154240	146331	146336
10	136263	136262	136268
11	154601	152204	152211
12	241067	224967	224974

Tabel 9, Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Poisson-AR

Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi BN-AR (2, <i>d</i> , [1,12])				
β_0	17,45	2,4139	0,0007	0,3989
β_1	-0,05	0,0248	-2,0161	0,0523
β_2	-0,04	0,0259	-1,5444	0,1211
α_1	-0,34	0,2066	-1,6457	0,1030
α_{12}	-0,15	0,1158	-1,2953	0,1724
ω_{10}	-1,25	0,2741	-4,5604	< 0,0001
ω_{11}	-0,27	0,3823	-0,7063	0,3109
ω_{12}	-0,12	0,2764	-0,4342	0,3631
ω_{13}	0,14	0,2753	0,5085	0,3506
ω_{14}	0,00	0,2759	0,0181	0,3989
ω_{15}	0,25	0,2735	0,9141	0,2627
ω_{16}	-0,94	0,3062	-3,0699	0,0036
Model Intervensi BN-AR ([1,2,12], <i>d</i> , [1,12])				
β_0	17,20	2,4782	6,9405	< 0,0001
β_1	-0,05	0,0248	-2,0161	0,0523
β_2	-0,04	0,0261	-1,5326	0,1233
β_{12}	-0,01	0,0230	-0,4348	0,3630
α_1	-0,32	0,2093	-1,5289	0,1240
α_{12}	-0,13	0,1257	-1,0342	0,2337
ω_{10}	-1,26	0,2723	-4,6272	< 0,0001
ω_{11}	-0,26	0,3837	-0,6776	0,3171
ω_{12}	-0,13	0,2765	-0,4702	0,3572
ω_{13}	0,15	0,2755	0,5445	0,3440
ω_{14}	-0,005	0,2761	-0,0181	0,3989
ω_{15}	0,25	0,2734	0,9144	0,2626
ω_{16}	-0,94	0,3039	-3,0931	0,0033

Tabel 10, Nilai Ramalan Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura (Data Hasil *Differencing Count*)

t	$\hat{\lambda}_t$	\hat{Y}_t^{**}	
		Median	Modus
Model Intervensi BN-AR ($2, d, [1,12]$)			
1	62366,29	60964	58147
2	63140,70	61722	59010
3	62681,48	61273	58626
4	63244,47	61823	59130
5	63313,62	61891	59202
6	62873,64	61460	58788
7	63259,74	61838	59150
8	63285,91	61863	59174
9	63189,74	61769	59084
10	62855,22	61442	58771
11	63163,77	61744	59060
12	63274,43	61852	59163
Model Intervensi BN-AR ($[1,2,12], d, [1,12]$)			
1	62104,56	60702	57883
2	63883,19	62441	59688
3	62228,33	60823	58186
4	63276,44	61848	59144
5	63480,47	62047	59341
6	62682,44	61267	58593
7	63115,93	61691	58999
8	63193,58	61767	59072
9	63523,24	62089	59380
10	62697,66	61282	58608
11	63064,34	61640	58951
12	63146,00	61720	59027

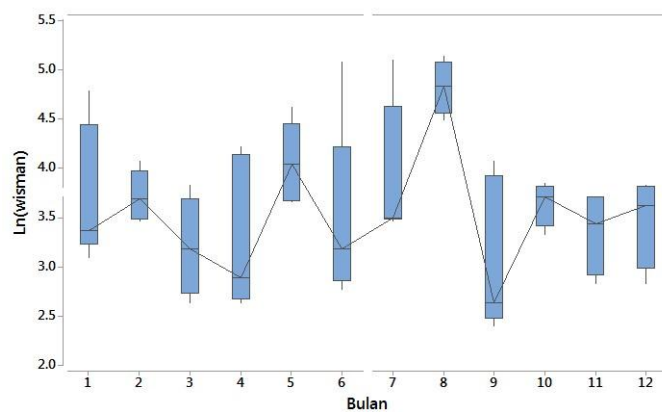
Tabel 11, Nilai Aktual Dan Ramalan Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura Januari - Desember 2018

t	Data Aktual	Nilai Ramalan	
		Median	Modus
Model Intervensi BN-AR ($2, d, [1,12]$)			
1	97984	138699	135882
2	125533	110020	104491
3	168773	152256	144080
4	128656	151034	140165
5	128628	131609	118051
6	144987	147019	130789
7	134880	125657	106739
8	152984	134893	113286
9	154240	134160	109868
10	136263	122925	95962
11	154601	137637	107990
12	241067	209196	176860
Model Intervensi BN-AR ($[1,2,12], d, [1,12]$)			
1	97984	138437	135618
2	125533	110477	104905
3	168773	152263	144054
4	128656	151066	140153
5	128628	131797	118178
6	144987	147014	130721
7	134880	125505	106520
8	152984	134645	112965
9	154240	134232	109843
10	136263	122837	95774
11	154601	137445	107693
12	241067	208872	176427

Lampiran 12 Output Pemodelan Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain

Tabel 12, Karakteristik Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Bahrain Berdasarkan Bulan

Bulan	Mean	StDev	Minimum	Maksimum
1	84,39	73,48	7	257
2	62,33	34,64	5	155
3	66,28	53,26	11	173
4	81,11	55,57	14	191
5	90,94	46,92	7	182
6	70,89	46,89	16	167
7	135,28	119,43	14	377
8	175,44	143,44	40	507
9	85,94	71,25	11	237
10	81,28	48,96	15	155
11	79,28	38,77	17	148
12	90,67	57,44	17	224



Gambar 9, Box Plot Data Kunjungan Wisman Kewarganegaraan Bahrain Tanpa Differencing

Tabel 13. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Poisson-AR

Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi Poisson-AR (1, <i>d</i> , 1)				
β_0	4,88	0,15	32,1820	< 0,0001
β_1	-0,60	0,02	-34,1708	< 0,0001
α_1	0,68	0,02	29,4482	< 0,0001
ω_{10}	-5,01	1,00	-5,0105	< 0,0001
ω_{11}	0,84	0,70	1,2012	0,1939
ω_{12}	0,08	0,07	1,0781	0,2231
ω_{13}	-0,24	0,06	-4,0152	0,0001
ω_{20}	-0,17	0,05	-3,1591	0,0027
Model Intervensi Poisson-AR (3, <i>d</i> , [1,12])				
β_0	2,06	0,19	10,8604	< 0,0001
β_1	-0,61	0,02	-34,3351	< 0,0001
β_2	0,22	0,02	10,6909	< 0,0001
β_3	0,09	0,01	6,1076	< 0,0001
α_1	0,94	0,02	61,2211	< 0,0001
α_{12}	-0,02	0,01	-2,6610	0,0116
ω_{10}	-5,09	1,00	-5,0835	< 0,0001
ω_{11}	2,03	0,94	2,1674	0,0381
ω_{12}	1,21	0,13	9,5911	< 0,0001
ω_{13}	-0,01	0,07	-0,1645	0,3936
ω_{20}	-0,31	0,04	-8,0020	< 0,0001

Tabel 14. Nilai Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi BN-AR

Parameter	Estimasi	SE	<i>z-value</i>	<i>p-value</i>
Model Intervensi BN-AR (1, <i>d</i> , 1)				
β_0	4,88	0,61	8,0498	< 0,0001
β_1	-0,60	0,07	-8,3638	< 0,0001
α_1	0,68	0,09	7,6610	< 0,0001
ω_{10}	-5,01	1,03	-4,8687	< 0,0001
ω_{11}	0,84	0,94	0,8944	0,2674
ω_{12}	0,08	0,27	0,2984	0,3816
ω_{13}	-0,24	0,21	-1,1388	0,2086
ω_{20}	-0,17	0,19	-0,8825	0,2703
Model Intervensi BN-AR (3, <i>d</i> , [1,12])				
β_0	2,06	0,70	2,9202	0,0056
β_1	-0,61	0,07	-8,3069	< 0,0001
β_2	0,22	0,08	2,7419	0,0093
β_3	0,09	0,05	1,6528	0,1018
α_1	0,94	0,06	16,6530	< 0,0001
α_{12}	-0,02	0,02	-0,7667	0,2973
ω_{10}	-5,09	1,25	-4,0867	0,0001
ω_{11}	2,03	1,27	1,6020	0,1106
ω_{12}	1,21	0,48	2,5085	0,0172
ω_{13}	-0,01	0,24	-0,0471	0,3985
ω_{20}	-0,31	0,14	-2,2197	0,0340

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS:

Nama : Eviyana Atmanegara

NRP : 06211750017002

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tesis/ ~~Disertasi~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian/ buku/ Tugas Akhir/ Thesis/ Disertasi/ Publikasi/~~ lainnya, yaitu:

Sumber : Badan Pusat Statistik

Keterangan : Data Jumlah Kunjungan Wisman Berkewarganegaraan Singapura dan Bahrain ke Indonesia

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat permalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Surabaya, 15 Juli 2019

Mengetahui,

Pembimbing Tesis



Dr. Suhartono, M.Sc.
NIP. 19710929 199512 1 001

Mahasiswa



Eviyana Atmanegara
NRP. 06211750017002

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Kota Palembang, Provinsi Sumatera Selatan, pada tanggal 22 Februari 1986, merupakan sulung dari tiga bersaudara buah hati dari pasangan Bapak Yahya dan Ibu Zanainah. Pendidikan formal yang pernah ditempuh oleh penulis adalah SDN 446 Palembang (1991-1997), SMPN 1 Palembang (1997-2000), SMAN 1 Palembang (2000-2003). Penulis mendapat kesempatan untuk belajar di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2003-2007), sebuah perguruan tinggi kedinasan di bawah Badan Pusat Statistik (BPS). Setelah lulus dari STIS, penulis bertugas di BPS Provinsi Sumatera Selatan (2008-2010). Kemudian penulis berpindah tugas di BPS di BPS Kabupaten Sarolangun (2010-2012) dan BPS Kabupaten Merangin (2012-2014). Kemudian berpindah tugas lagi di BPS Provinsi Jambi (2014-sekarang). Pada tahun 2017 melalui beasiswa APBN BPS, penulis mendapat kesempatan untuk melanjutkan pendidikan S2 di Departemen Statistika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)