



TESIS-SS14 2501

**PEMODELAN GSTARX UNTUK PERAMALAN
INDEKS HARGA KONSUMEN DI KALIMANTAN**

**MURYANTO
NRP. 1314 201 705**

**DOSEN PEMBIMBING :
Dr. Suhartono
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.**

**PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016**



TESIS-SS14 2501

**GSTARX MODEL FOR FORECASTING
CONSUMER PRICE INDEX IN KALIMANTAN**

**MURYANTO
NRP. 1314 201 705**

**SUPERVISOR :
Dr. Suhartono
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.**

**MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016**

PEMODELAN GSTARX UNTUK PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN DI KALIMANTAN

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh

MURYANTO
NRP : 1314 201 705

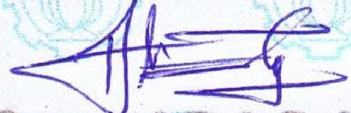
Tanggal Ujian : 22 Januari 2016

Periode Wisuda : Maret 2016

Disetujui Oleh:


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

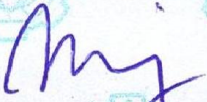
(Pembimbing)


2. Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.
NIP. 19831204 200812 1 002

(Pembimbing)


3. Dr. Sutikno, M.Si.
NIP. 19710313 199702 1 001

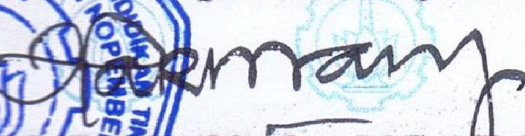
(Penguji)


4. Dr. Erni Tri Astuti, M.Math.
NIP. 19671022 199003 2 002

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana,

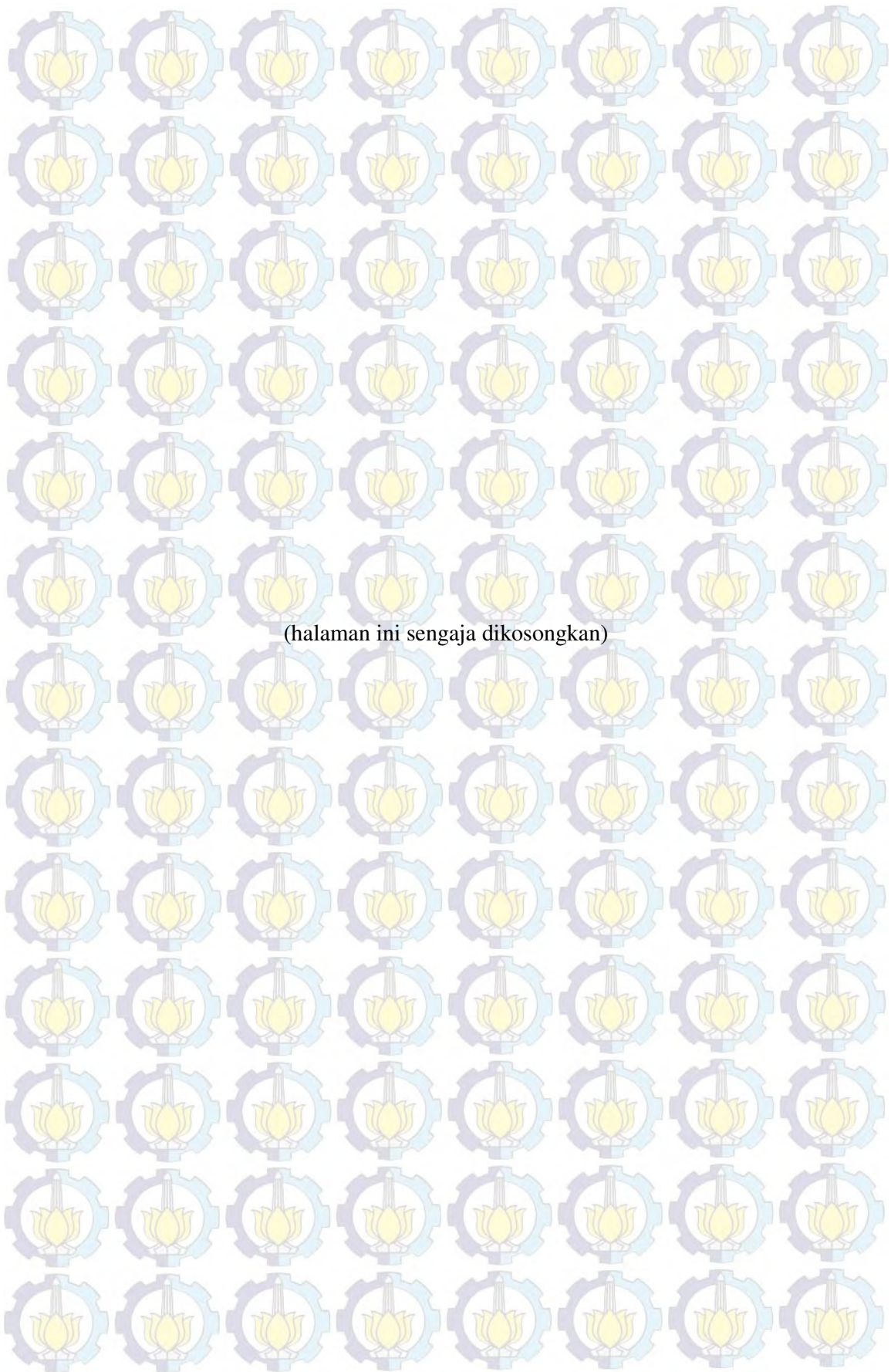

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19601202 198701 1 001

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xxiii
DAFTAR LAMPIRAN	xxix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	5
1.3. Tujuan Penelitian	5
1.4. Manfaat Penelitian	6
1.5. Batasan Masalah	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Model <i>Time Series</i> Univariat	7
2.1.1 Identifikasi Model	8
2.1.2 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter	10
2.1.3 <i>Diagnostic Checking Model</i>	11
2.2. Model Fungsi Transfer	12
2.3. Deteksi <i>Outlier</i>	14
2.3.1 <i>Additive Outlier</i>	14
2.3.2 <i>Innovative Outlier</i>	15
2.3.3 <i>Level Shift</i>	16
2.3.4 <i>Temporary Change</i>	16
2.4. Model <i>Time Series</i> Multivariat	16
2.4.1 <i>Matrix Cross Correlation Function (MCCF)</i>	17

2.4.2	<i>Matrix Partial Cross Correlation Function (MPCCF)</i>	18
2.4.3	<i>Akaike's Information Criterion (AIC)</i>	20
2.5.	<i>Model Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA)</i>	20
2.6.	<i>Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)</i>	21
2.6.1	Identifikasi Model pada Model GSTAR	24
2.6.2	Pemilihan Bobot Lokasi pada Model GSTAR	27
2.6.3	Estimasi Parameter pada Model GSTAR	32
2.6.4	<i>Diagnostic Checking Model</i>	37
2.6.5	Kriteria Pemilihan Model Terbaik	38
2.7.	Indeks Harga Konsumen	38
2.7.1	Definisi Indeks Harga Konsumen	38
2.7.2	Penghitungan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi	41
2.7.3	Penghitungan IHK di Kalimantan	42
2.8.	Perubahan Harga dan Jumlah Uang Beredar	43
	BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	45
3.1.	Sumber Data	45
3.2.	Variabel Penelitian	46
3.2.1.	Variabel Output (respon)	46
3.2.2.	Variabel Input (eksogen)	47
3.3.	Tahapan Analisis Data	47
3.3.1	Ekplorasi Data	47
3.3.2	Pembentukan Model ARIMA	48
3.3.3	Pembentukan Model Fungsi Transfer	49
3.3.4	Pembentukan Model GSTARX	50
3.3.4	Pemilihan Model Terbaik	53
3.4.	Struktur Data	53
	BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	55
4.1.	Karakteristik Data IHK, <i>Inflow</i> , dan <i>Outflow</i> di Kalimantan	55
4.2.	Pemodelan ARIMA pada IHK Empat Kota di Kalimantan	61
4.2.1	Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Pontianak	61

4.2.2	Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Banjarmasin	68
4.2.3	Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Samarinda	75
4.2.4	Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Balikpapan	82
4.3.	Pemodelan Fungsi Transfer untuk IHK Empat Kota di Kalimantan	89
4.3.1	Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak	89
4.3.2	Pemodelan Fungsi Transfer pada IHK Kota Banjarmasin	100
4.3.3	Pemodelan Fungsi Transfer pada IHK Kota Samarinda	109
4.3.4	Pemodelan Fungsi Transfer pada IHK Kota Balikpapan	118
4.4.	Pemodelan GSTAR Data IHK Empat Kota Di Kalimantan	129
4.4.1	Indentifikasi Model GSTAR	129
4.4.2	Estimasi Parameter Model GSTAR	131
4.4.3	<i>Diagnostic Checking</i> Model GSTAR	163
4.4.4	Pemilihan Model Terbaik	164
4.5.	Pemodelan GSTARX Data IHK Empat Kota Di Kalimantan dengan Variabel Eksogen Data Metrik	165
4.5.1	Pemodelan Tahap Pertama dengan Fungsi Transfer	166
4.5.2	Pemodelan Tahap Kedua Dengan Model GSTAR	167
4.5.3	Pemodelan GSTARX	200
4.5.4	<i>Diagnostic Checking</i> Model GSTARX	200
4.5.4	Pemilihan Model Terbaik Pada Model GSTARX	201
4.6.	Perbandingan Hasil Model ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR, dan GSTARX	207
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		211
5.1	Kesimpulan	211
5.2	Saran	212
DAFTAR PUSTAKA		213
LAMPIRAN		217



DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1. Transformasi Box-Cox	10
Tabel 2.2. Contoh Nilai MCCF untuk Tiga Data <i>Time Series</i>	18
Tabel 2.3. Contoh nilai MPCCF Untuk Tiga Data <i>Time Series</i> .	19
Tabel 2.4. Contoh jarak dari tiga lokasi	29
Tabel 2.5 Penimbang kota, jumlah barang/jasa, dan rata-rata nilai konsumsi rumah tangga perbulan kota-kota di Kalimantan hasil SBH 2012	42
Tabel 3.1 Jarak Imajiner (Ditarik Garis Lurus) Antar Lokasi Kota-kota di Kalimantan.	45
Tabel 3.2 Jarak Tempuh Kendaraan dengan Transportasi Darat antar Lokasi Kota-kota di Kalimantan.	46
Tabel 3.3 Variabel Output (Respon) dalam Penelitian	47
Tabel 3.4 Variabel Input (Eksogen) dalam Penelitian	47
Tabel 3.5 Struktur Data dalam Penelitian Data IHK Empat Kota di Kalimantan	54
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data IHK Empat Kota di Kalimantan Tahun 2003-2013	56
Tabel 4.2 Nilai Korelasi Data IHK Empat Kota di Kalimantan	58
Tabel 4.3 Perkembangan <i>inflow</i> empat kota di Kalimantan Tahun 2003-2013 (milyar)	58
Tabel 4.4 Perkembangan <i>outflow</i> empat kota di Kalimantan Tahun 2003-2013 (milyar)	59
Tabel 4.5 Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Pontianak	63
Tabel 4.6 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Pada Data IHK Kota Pontianak	64
Tabel 4.7 Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA pada IHK Kota Pontianak	64
Tabel 4.8 Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model ARIMA([12,23],1,0) pada IHK Kota Pontianak	65
Tabel 4.9 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Kota Pontianak	65

Tabel 4.10	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA ([12,23],1,0) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Pontianak	66
Tabel 4.11	Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Pontianak	66
Tabel 4.12	Nilai AIC Pemodelan ARIMA Sementara pada IHK Kota Banjarmasin	70
Tabel 4.13	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(0,1,[2]) pada data IHK Kota Banjarmasin	71
Tabel 4.14	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA(0,1,[2]) pada IHK Kota Banjarmasin	71
Tabel 4.15	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model ARIMA (0,1,[2]) pada IHK Kota Banjarmasin	72
Tabel 4.16	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,[2]) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Kota Banjarmasin	72
Tabel 4.17	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA (0,1,[2]) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Banjarmasin	73
Tabel 4.18	Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Banjarmasin	73
Tabel 4.19	Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA Sementara pada IHK Kota Samarinda	77
Tabel 4.20	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0)) pada Data IHK Kota Samarinda	77
Tabel 4.21	Hasil uji residual <i>white noise</i> model ARIMA ([3,20],1,0)) pada IHK Kota Samarinda	78
Tabel 4.22	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model ARIMA ([3,20],1,0)) pada IHK Kota Samarinda	78
Tabel 4.23	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0)) dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Samarinda	79
Tabel 4.24	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA ([3,20],1,0)) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Samarinda	80
Tabel 4.25	Nilai AIC dan RMSE <i>In-sample</i> Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Samarinda	80
Tabel 4.26	Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Balikpapan	85

Tabel 4.27	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([16,20],1,0) pada Data IHK Kota Balikpapan	85
Tabel 4.28	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA ([16,20],1,0) pada IHK Kota Balikpapan	85
Tabel 4.29	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model ARIMA ([16,20],1,0) pada IHK Kota Balikpapan	86
Tabel 4.30	Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Balikpapan	87
Tabel 4.31	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA ([16,20],1,0) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Balikpapan	87
Tabel 4.32	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer di Kota Pontianak	94
Tabel 4.33	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak dengan Variabel Input <i>Outflow</i>	95
Tabel 4.34	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Pemodelan Residual pada Data IHK Kota Pontianak.	96
Tabel 4.35	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model ARIMA ([16,20],1,0) dengan Pemodelan Residual pada IHK Kota Pontianak.	96
Tabel 4.36	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak	97
Tabel 4.37	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Pontianak	97
Tabel 4.38	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Pontianak	98
Tabel 4.39	Nilai AIC dan RMSE pemodelan fungsi transfer IHK Kota Pontianak	98
Tabel 4.40	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Banjarmasin	104
Tabel 4.41	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer Kota Banjarmasin dengan Variabel Input <i>Outflow</i>	105
Tabel 4.42	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model Fungsi Transfer IHK Kota Banjarmasin	105

Tabel 4.43	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Banjarmasin	106
Tabel 4.44	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Banjarmasin	106
Tabel 4.45	Nilai AIC Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Banjarmasin	107
Tabel 4.46	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer di Kota Samarinda	112
Tabel 4.47	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer Kota Samarinda dengan Variabel Input <i>inflow</i>	113
Tabel 4.48	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Samarinda	114
Tabel 4.49	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan Pemodelan Residual pada IHK Kota Samarinda	114
Tabel 4.50	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model Fungsi Transfer IHK Kota Samarinda	115
Tabel 4.51	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Samarinda	116
Tabel 4.52	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada IHK Kota Samarinda	116
Tabel 4.53	Nilai AIC Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Samarinda	117
Tabel 4.54	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan	122
Tabel 4.55	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer Kota Balikpapan dengan Variabel Input <i>Inflow</i>	123
Tabel 4.56	Hasil Deteksi <i>Outlier</i> Model Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan	123
Tabel 4.57	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK Kota Balikpapan	124

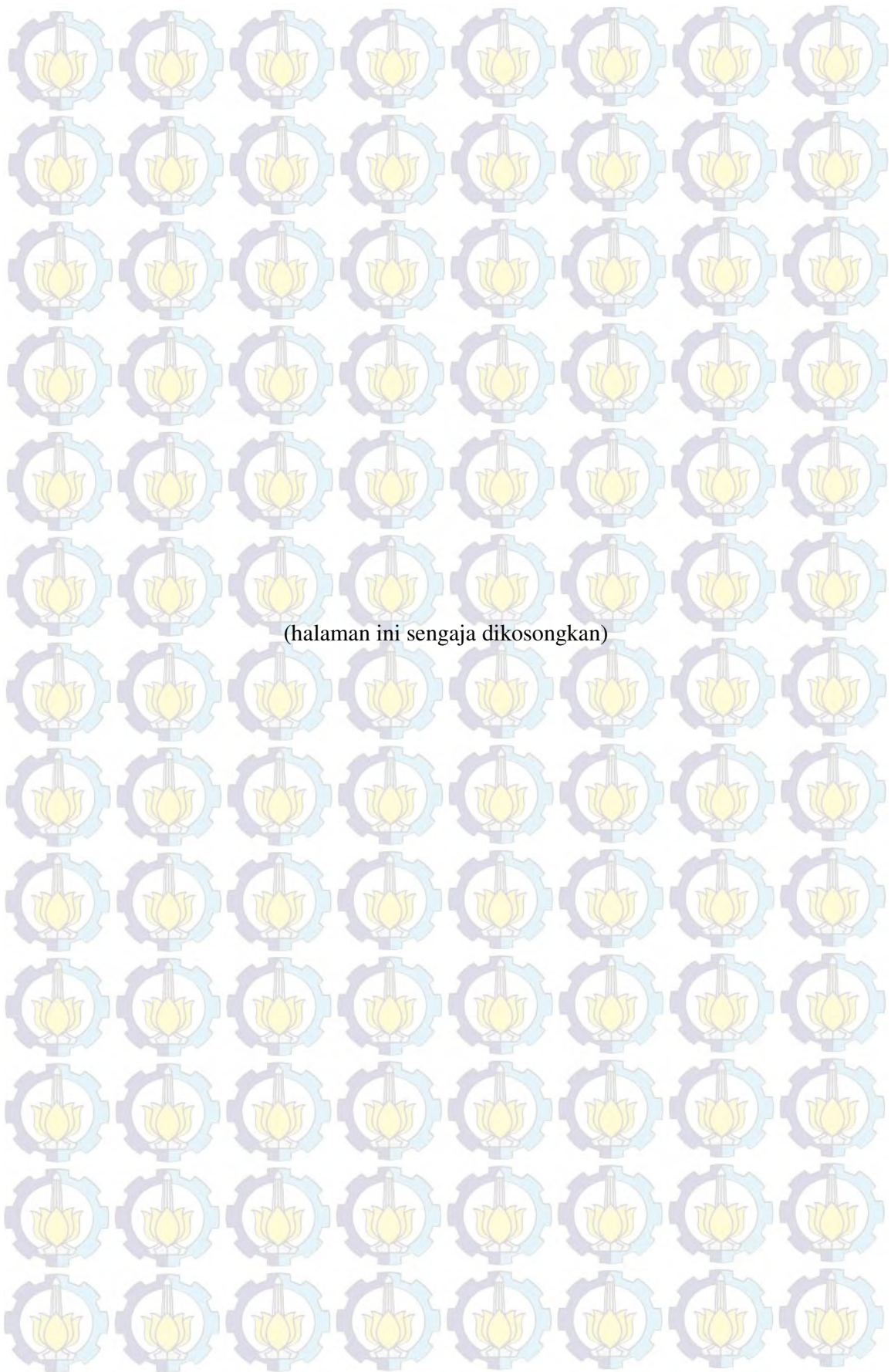
Tabel 4.58	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada IHK Kota Balikpapan	125
Tabel 4.59	Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Balikpapan	126
Tabel 4.60	Hasil Uji Residual <i>White Noise</i> Model Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i> dan Pemodelan Residual pada IHK Kota Balikpapan	126
Tabel 4.61	Nilai AIC Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan	127
Tabel 4.62	Nilai Minimum Akaike's Information Criteria	130
Tabel 4.63	Nilai Korelasi Data IHK Empat Kota di Kalimantan Hasil <i>Differencing</i>	131
Tabel 4.64	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada data IHK Empat Kota di Kalimantan	133
Tabel 4.65	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK empat kota di Kalimantan	134
Tabel 4.66	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	136
Tabel 4.67	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	137
Tabel 4.68	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	139
Tabel 4.69	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe I) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	140
Tabel 4.70	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	141
Tabel 4.71	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe I) dengan Deteksi <i>Outlier</i> Pada Data IHK empat kota di Kalimantan.	143

Tabel 4.72	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	144
Tabel 4.73	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	146
Tabel 4.74	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	147
Tabel 4.75	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTARX-GLS (1_1) Bobot Invers (Tipe II) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	149
Tabel 4.76	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	151
Tabel 4.77	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	152
Tabel 4.78	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	153
Tabel 4.79	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTARX-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	155
Tabel 4.80	Taksiran Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi IHK Empat Kota di Kalimantan Pada Lag 1	157
Tabel 4.81	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	158
Tabel 4.82	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK empat kota di Kalimantan.	159

Tabel 4.83	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.	161
Tabel 4.84	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTARX-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	162
Tabel 4.85	Nilai AIC Residual Model GSTAR-GLS(1_1) (<i>Full Model</i>) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	163
Tabel 4.86	Nilai RMSE <i>Out-sample</i> Menurut Bobot Lokasi pada Pemodelan GSTAR-GLS (1_1)	165
Tabel 4.87	Korelasi Residual ($u_{i,t}$) IHK antar Lokasi di Kalimantan	168
Tabel 4.88	Nilai AIC Residual ($u_{i,t}$) Data IHK Empat Kota di Kalimantan	168
Tabel 4.89	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada Residual ($u_{i,t}$) IHK	170
Tabel 4.90	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	172
Tabel 4.91	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada $u_{i,t}$ IHK	173
Tabel 4.92	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	174
Tabel 4.93	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada $u_{i,t}$ IHK	176
Tabel 4.94	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe I) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	177
Tabel 4.95	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) Dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data Residual ($u_{i,t}$) IHK	179

Tabel 4.96	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe I) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.	180
Tabel 4.97	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe II) pada $u_{i,t}$ IHK	182
Tabel 4.98	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	183
Tabel 4.99	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe II) pada $u_{i,t}$ IHK	184
Tabel 4.100	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi <i>Outlier</i> yang <i>Restricted</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	186
Tabel 4.101	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK	188
Tabel 4.102	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	189
Tabel 4.103	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK	190
Tabel 4.104	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> yang <i>Restricted</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.	192
Tabel 4.105	Estimasi Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi $u_{i,t}$ IHK dengan Selang Kepercayaan 95% untuk Lag 1	193
Tabel 4.106	Estimasi Parameter <i>Full Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK	194
Tabel 4.107	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	196

Tabel 4.108	Estimasi Parameter <i>Restricted Model</i> dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK	197
Tabel 4.109	Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi <i>Outlier</i> pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan	198
Tabel 4.110	Nilai AIC Residual Model GSTARX (<i>full model</i>) berdasarkan jenis bobot lokasi pada data IHK empat kota di Kalimantan	200
Tabel 4.111	Nilai RMSE <i>In-sample</i> Hasil Pemodelan GSTARX (<i>Full Model</i>) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	201
Tabel 4.112	Nilai RMSE <i>In-sample</i> Hasil Pemodelan GSTARX (<i>Restricted Model</i>) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	202
Tabel 4.113	Nilai RMSE Data <i>Out-sample</i> Hasil Pemodelan GSTARX (<i>Full Model</i>) pada Data IHK empat Kota di Kalimantan	203
Tabel 4.114	Nilai RMSE <i>Out-sample</i> Hasil Pemodelan GSTARX (<i>Restricted Model</i>) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan	204
Tabel 4.115	Nilai RMSE Data <i>Out-sample</i> Hasil Pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR, dan GSTARX dengan Beberapa Bobot lokasi Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan Tanpa Deteksi <i>Outlier</i>	208
Tabel 4.116	Nilai RMSE Data <i>Out-sample</i> Hasil Pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR, dan GSTARX dengan Beberapa Bobot lokasi Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan Dengan Deteksi <i>Outlier</i>	209



DAFTAR GAMBAR

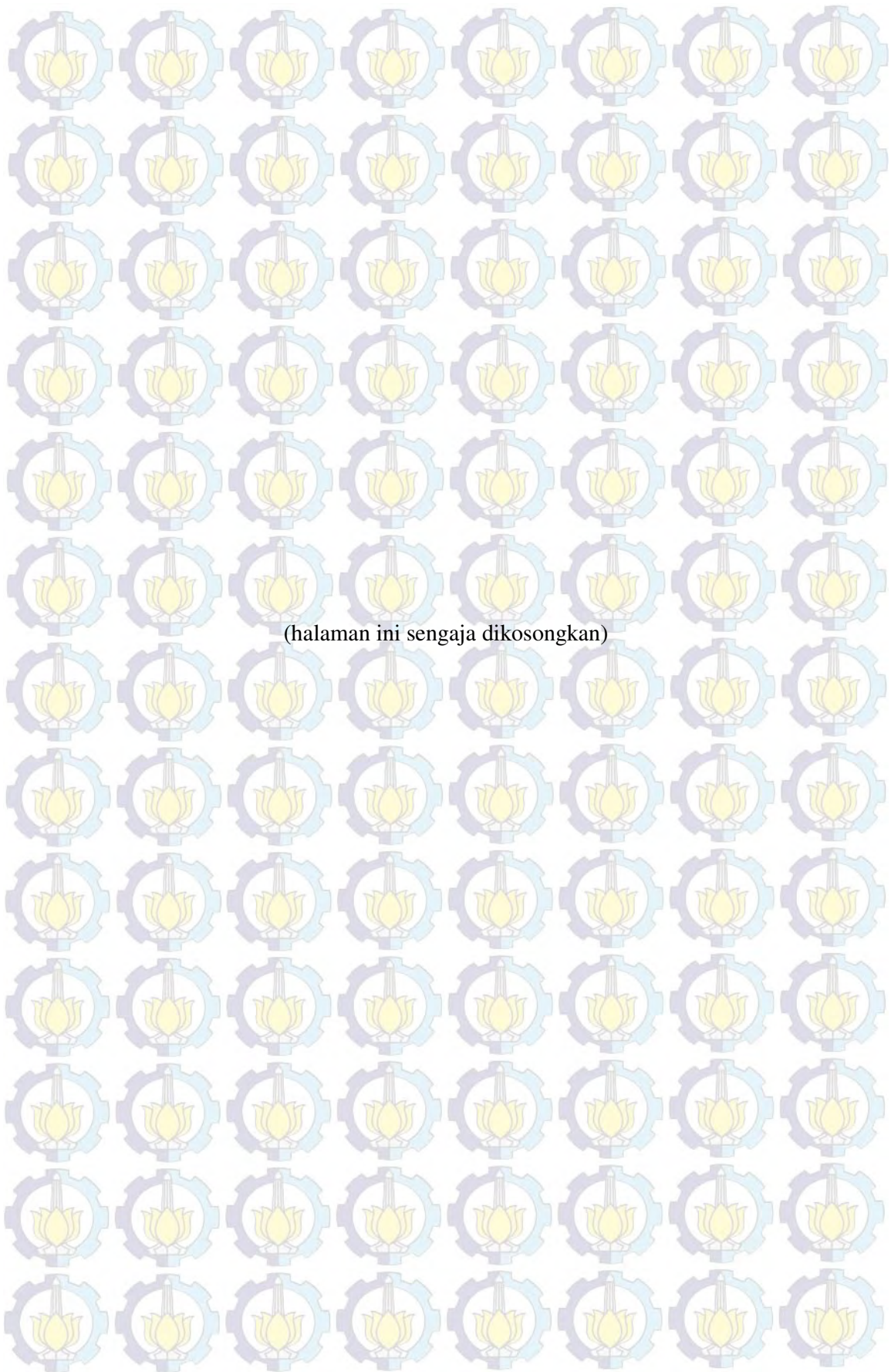
	Halaman
Gambar 2.1	Prosedur Box-Jenkins untuk pembentukan model ARIMA 8
Gambar 2.2	Contoh plot MCCF untuk tiga data deret waktu 18
Gambar 2.3	Contoh plot MPCCF untuk tiga data deret waktu 20
Gambar 2.4	Orde spasial pada satu dan dua dimensi 25
Gambar 2.5	Contoh peta tiga lokasi 28
Gambar 3.1	Peta Lokasi Kota-kota di Kalimantan 46
Gambar 3.2	Tahapan pemodelan IHK dengan model ARIMA 48
Gambar 3.3	Tahapan pemodelan IHK dengan model Fungsi Transfer 50
Gambar 3.4	Tahapan pemodelan IHK dengan model GSTARX 52
Gambar 3.5	Tahapan analisa data 53
Gambar 4.1	Plot <i>time series</i> data IHK di empat kota Kalimantan 56
Gambar 4.2	Sactter plot antar IHKempat kota di Kalimantan 57
Gambar 4.3	Perkembangan <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> empat kota di Kalimantan tahun 2003-2013 59
Gambar 4.4	Perkembangan rata-rata bulanan <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> empat kota di Kalimantan tahun 2003-2013 60
Gambar 4.5	Plot Box-Cox data IHK Kota Pontianak: (a). data belum stasioner dalam varians, (b). data stasioner dalam varians. 61
Gambar 4.6	Plot ACF dan PACF IHK Kota Pontianak hasil transformasi 62
Gambar 4.7	Plot <i>time series</i> IHK Kota Pontianak hasil <i>differencing</i> 62
Gambar 4.8	Plot ACF dan PACF IHK Kota Pontianak hasil <i>differencing</i> 63
Gambar 4.9	Hasil peramalan model ARIMA ([12,23],1,0) pada data IHK Kota Pontianak 67
Gambar 4.10	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan RIMA([12,23],1,0) pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Pontianak 67
Gambar 4.11	Plot Box-Cox data IHK Kota Banjarmasin 68
Gambar 4.12	Plot ACF dan PACF IHK Kota Banjarmasin 69

Gambar 4.13	Plot <i>time series</i> IHK Kota Banjarmasin hasil <i>differencing</i>	69
Gambar 4.14	Plot ACF dan PACF IHK Kota Banjarmasin hasil <i>differencing</i>	70
Gambar 4.15	Hasil peramalan model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK Kota Banjarmasin	74
Gambar 4.16	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan ARIMA (0,1,[2]) pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Banjarmasin	74
Gambar 4.17	Plot Box-Cox data IHK Kota Samarinda	75
Gambar 4.18	Plot ACF dan PACF IHK Kota Samarinda hasil transformasi	75
Gambar 4.19	Plot <i>time series</i> IHK Kota Samarinda hasil <i>differencing</i>	76
Gambar 4.20	Plot ACF dan PACF IHK Kota Samarinda hasil <i>differencing</i>	76
Gambar 4.21	Hasil peramalan model ARIMA ([3,20],1,0) pada data IHK Kota Samarinda	81
Gambar 4.22	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan ARIMA ([3,20],1,0) dengan deteksi <i>outlier</i> pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Samarinda	82
Gambar 4.23	Plot Box-Cox data IHK Kota Balikpapan	82
Gambar 4.24	Plot ACF dan PACF IHK Kota Balikpapan hasil transformasi	83
Gambar 4.25	Plot ACF dan PACF IHK Kota Balikpapan hasil <i>differencing</i>	83
Gambar 4.26	Plot <i>time series</i> IHK Kota Balikpapan hasil <i>differencing</i>	84
Gambar 4.27	Hasil ramalan model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK Kota Balikpapan	88
Gambar 4.28	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan ARIMA ([16,20],1,0) pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Balikpapan	89
Gambar 4.29	Plot <i>time series</i> data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Pontianak	90
Gambar 4.30	Plot Box-Cox data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Pontianak yang belum stasioner dalam varians	90
Gambar 4.31	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Pontianak hasil transformasi	91

Gambar 4.32	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Pontianak hasil transformasi	91
Gambar 4.33	Plot <i>time series</i> data <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Pontianak setelah transformasi dan <i>differencing</i> pertama	92
Gambar 4.34	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Pontianak hasil <i>differencing</i> pertama	92
Gambar 4.35	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Pontianak hasil <i>differencing</i> pertama	92
Gambar 4.36	Plot CCF data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Pontianak hasil <i>prewhitening</i>	94
Gambar 4.37	Plot ACF dan PACF residual hasil fungsi transfer sementara IHK Kota Pontianak	95
Gambar 4.38	Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK Kota Pontianak	99
Gambar 4.39	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan fungsi transfer deteksi <i>outlier</i> pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Pontianak	99
Gambar 4.40	Plot <i>time series</i> data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Banjarmasin	100
Gambar 4.41	Plot Box-Cox data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Banjarmasin yang belum stasioner dalam varians	100
Gambar 4.42	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Banjarmasin hasil transformasi	101
Gambar 4.43	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Banjarmasin hasil transformasi	101
Gambar 4.44	Plot <i>time series</i> data <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Banjarmasin setelah transformasi dan <i>differencing</i> pertama	102
Gambar 4.45	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Banjarmasin hasil <i>differencing</i> pertama	102
Gambar 4.46	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Banjarmasin hasil <i>differencing</i> pertama	102
Gambar 4.47	Plot CCF antara data IHK Kota Banjarmasin dengan data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Banjarmasin	104
Gambar 4.48	Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK Kota Banjarmasin	108

Gambar 4.49	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Banjarmasin	108
Gambar 4.50	Plot <i>time series</i> data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Samarinda	109
Gambar 4.51	Plot Box-Cox data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Samarinda yang belum stasioner dalam varians	109
Gambar 4.52	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Samarinda	110
Gambar 4.53	Plot ACF dan PACF data input Kota Samarinda hasil transformasi	110
Gambar 4.54	Plot <i>time series</i> data <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Samarinda setelah transformasi dan <i>differencing</i> pertama	110
Gambar 4.55	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Samarinda hasil <i>differencing</i> pertama	111
Gambar 4.56	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Samarinda hasil <i>differencing</i> pertama	111
Gambar 4.57	Plot CCF antara data IHK dan data <i>outflow</i> Kota Samarinda	112
Gambar 4.58	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Samarinda residual hasil pemodelan fungsi transfer sementara	113
Gambar 4.59	Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data IHK Kota Samarinda	117
Gambar 4.60	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Samarinda	118
Gambar 4.61	Plot <i>time series</i> data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Samarinda	118
Gambar 4.62	Plot Box-Cox data input <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Balikpapan yang belum stasioner dalam varians	119
Gambar 4.63	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Balikpapan hasil transformasi	119
Gambar 4.64	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Balikpapan hasil transformasi	120
Gambar 4.65	Plot <i>time series</i> data <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Balikpapan setelah transformasi dan <i>differencing</i> pertama	120

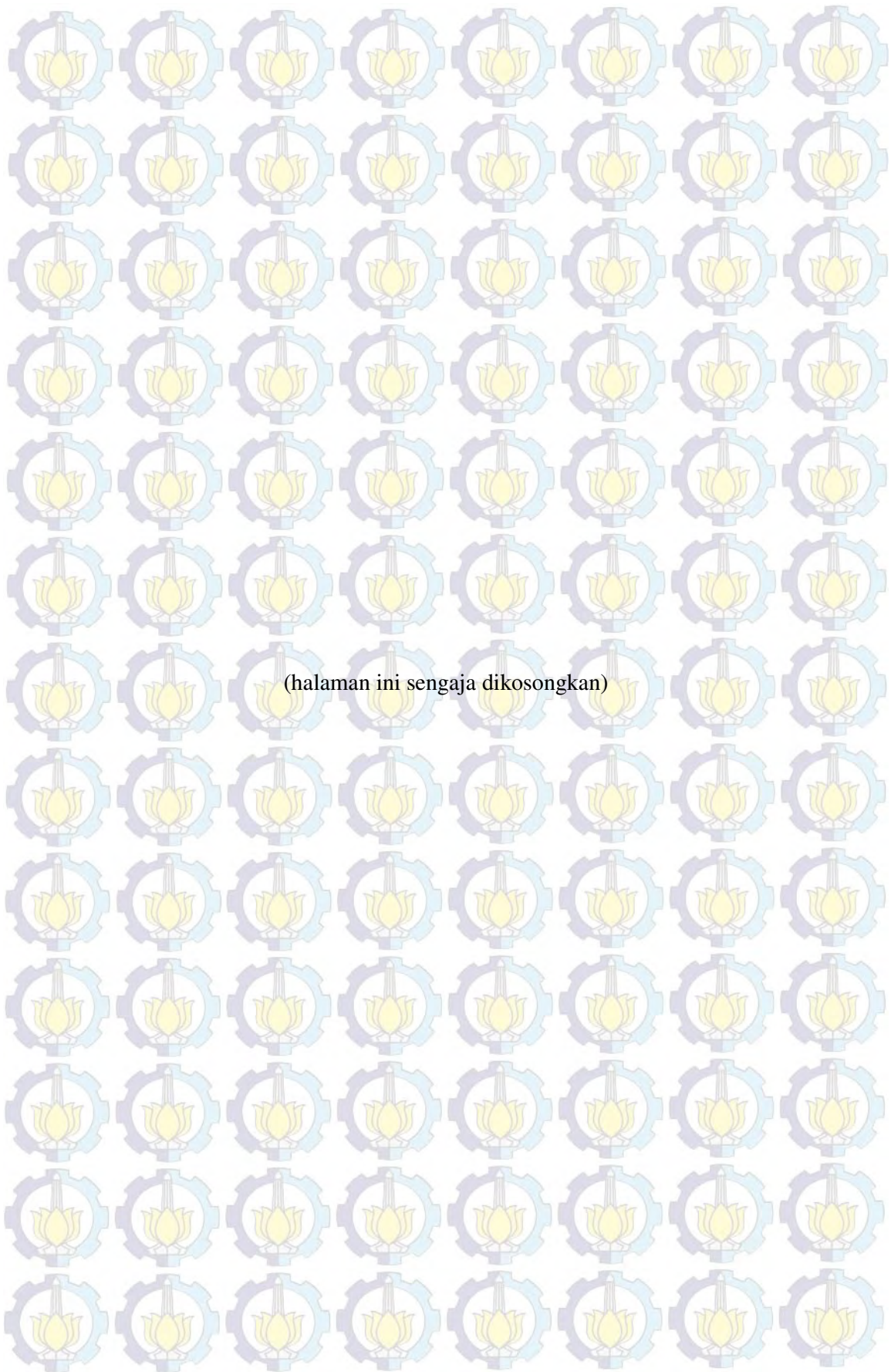
Gambar 4.66	Plot ACF dan PACF data input <i>inflow</i> Kota Balikpapan hasil <i>differencing</i> pertama	121
Gambar 4.67	Plot ACF dan PACF data input <i>outflow</i> Kota Balikpapan hasil <i>differencing</i> pertama	121
Gambar 4.68	Plot CCF antara data IHK dan data <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> Kota Balikpapan	122
Gambar 4.69	Plot ACF dan PACF residual fungsi transfer IHK Kota Balikpapan hasil transformasi	125
Gambar 4.70	Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> dan pemodelan residual pada data IHK Kota Balikpapan	128
Gambar 4.71	Nilai RMSE <i>k-step</i> pemodelan fungsi transfer dengan deteksi <i>outlier</i> pada data <i>out-sample</i> IHK Kota Balikpapan	128
Gambar 4.72	Representasi skema MCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan	129
Gambar 4.73	Representasi skema MCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan hasil <i>differencing</i>	130
Gambar 4.74	Representasi skema MPCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan hasil <i>differencing</i>	131
Gambar 4.75	Plot <i>time series</i> data IHK pada empat lokasi di Kalimantan hasil <i>differencing</i>	132
Gambar 4.76	Plot <i>time series</i> residual ($u_{i,t}$) IHK pada empat lokasi di Kalimantan	167
Gambar 4.77	Representasi skema MCCF untuk residual ($u_{i,t}$) di empat lokasi	167
Gambar 4.78	Representasi skema MPCCF untuk $u_{i,t}$ IHK di empat lokasi	169
Gambar 4.79	Nilai RMSE <i>out-sample k-step</i> untuk data IHK dengan model GSTARX	205
Gambar 4.80	Perbandingan IHK aktual dan hasil ramalan pemodelan GSTARX data <i>out-sample</i> IHK empat kota di Kalimantan	206
Gambar 4.81	Perbandingan IHK aktual dan hasil ramalan pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR dan model GSTARX	207



(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data IHK Empat Kota Di Kalimantan: Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan	217
Lampiran 2. Data IHK <i>inflow</i> dan <i>outflow</i> di Kalimantan: Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan (milyar rupiah)	221
Lampiran 3. Penghitungan Nilai AIC Residual model GSTAR	225
Lampiran 4. Penghitungan Nilai AIC Residual model GSTARX	227
Lampiran 5. Macro SAS untuk Pengolahan ARIMA dan Fungsi Transfer	229
Lampiran 6. Output Pemodelan ARIMA	231
Lampiran 7. Output Pemodelan Fungsi Transfer	235
Lampiran 8. Macro SAS dan Output Pemodelan GSTAR data IHK	245
Lampiran 9. Macro SAS dan Output Pemodelan GSTARX data IHK	255
Lampiran 10. Hasil Ramalan Data <i>Out-sample</i> IHK Empat Kota di Kalimantan	263



KATA PENGANTAR



Alhamdulillah, segala puji bagi Allah SWT, Tuhan Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, yang telah melimpahkan ilmu, kesehatan, bimbingan, rahmat dan hidayah-Nya sehingga dengan izin-Nya penyusunan tesis dengan judul **“Pemodelan GSTARX untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen di Kalimantan”** dapat terselesaikan.

Selesainya tesis ini tidak terlepas dari bimbingan, arahan, bantuan baik moril maupun materiil serta do'a tulus dan ikhlas dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Badan Pusat Statistik yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk mengikuti Program Magister Statistika di ITS.
2. Bapak Dr. Suhartono selaku pembimbing dan Ketua Jurusan Statistika, FMIPA ITS yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, arahan dan petunjuk dalam menyelesaikan tesis ini dengan berbagai keterbatasan penulis.
3. Bapak Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si selaku pembimbing yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, arahan dan petunjuk dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Bapak Dr. Sutikno, M.Si dan Ibu Dr. Erni Tri Astuti, M.Math. selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini serta Bapak Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si. selaku validator tesis
5. Bapak Dr. Sony Sunaryo, M.Si dan Dr. Purhadi, M.Sc. selaku dosen wali penulis selama menuntut ilmu di ITS
6. Bapak dan Ibu dosen Statistika ITS yang telah mencurahkan ilmu dan pengalamannya selama proses studi dan seluruh staff jurusan Statistika, FMIPA ITS yang telah memberikan fasilitas selama proses studi.

7. Bapak Prof. Didik Prasetyoko, terima kasih atas perhatian, bimbingan, motivasi, dan berkenan untuk berbagai ilmu dalam berbagai kesempatan.
8. Teristimewa, istriku tercinta, Sujiyanti, Amd. Keb., yang selalu dengan sabar mendoakan, mendukung serta memberikan semangat saat penulis merasa lelah berjuang menyelesaikan studi S2 ini. Anak-anakku tersayang, Hanifa Hilminuddin dan Hanna Rifdatul Karima sebagai penyejuk hati dan penyemangat bagi penulis.
9. Ibu Maryati, Bapak Yasman, orangtua dan Ibu H. Jiyem mertua penulis yang senantiasa mendoakan untuk kebaikan anak-anaknya.
10. Kang Mustaqim, M.Si, temen satu angkatan STIS 39 yang sedang menempuh Program Doktor Jurusan Statistika ITS yang telah banyak memberikan motivasi dan menyemangati penulis untuk kuliah di ITS dan Tri Cahya Widodo, M.Si. atas berbagi semangatnya.
11. Mas Hadi Sutopo, teman yang senantiasa setia menemani sejak SMA sampai kuliah di ITS terima kasih atas motivasi dan bantuannya.
12. Temen-temen satu perjuangan Batch 8 BPS, *Classic* (Arip dan Zablin), *Mabes* (Mas Ali Akbar, Aan Setyawan, Henri, Duto, Rory), *Kelompok Empat* (Santi, Sri Aryani, Eunike), Afni, Maulidiah, Dian Eka, Vivin, Anita, Sayu Widi, Amalia, Yanti, Fatih, yang telah bersama-sama dan saling memotivasi selama menempuh pendidikan. Semoga kita dapat berjumpa lagi di lain kesempatan dan senantiasa sukses.
13. Mbak Tri Mulyaningsih, M.Stat. dan Mas Reza Mubarak, M.Si. atas ide dan berbagi ilmunya.
14. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Akhirnya, do'a dan harapan selalu dipanjatkan kepada Allah SWT agar ilmu yang telah diperoleh menjadi barokah dan bermanfaat bagi sesama serta dapat menjadi sarana meraih ridho Allah. Aamiin Ya Robbal 'Alamin.

Surabaya, Februari 2016

Penulis

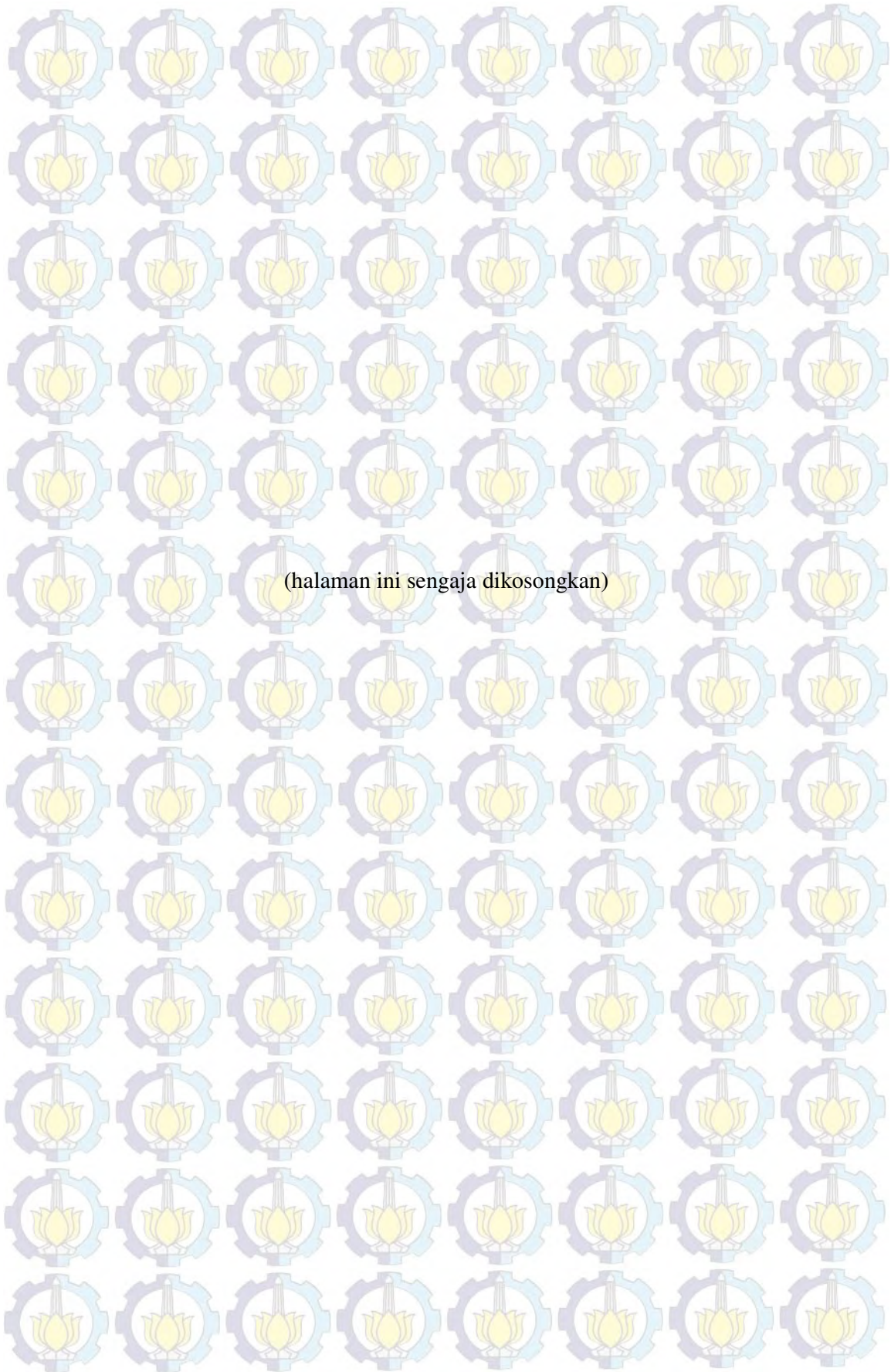
PEMODELAN GSTARX UNTUK PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN DI KALIMANTAN

Nama : Muryanto
NRP : 1314 201 705
Pembimbing : Dr. Suhartono
Co Pembimbing : Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.

ABSTRAK

Indeks harga konsumen (IHK) adalah indeks yang digunakan untuk mengukur rata-rata perubahan harga pada sekelompok barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga pada periode tertentu. IHK merupakan data *time series* bulanan yang diduga juga dipengaruhi oleh aspek antar lokasi. Pemodelan untuk peramalan IHK yang melibatkan aspek waktu dan lokasi (*spatio temporal*) dapat menggunakan *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Untuk menambah akurasi dalam peramalan, model GSTAR dikembangkan menjadi model GSTARX dengan melibatkan variabel eksogen. Variabel eksogen yang digunakan dalam pemodelan GSTARX untuk peramalan IHK ini adalah jumlah uang beredar berupa *inflow* dan *outflow*. Studi kasus dalam pemodelan GSTARX ini diterapkan untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan yaitu Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan. Tujuan dari penelitian ini adalah ingin mendapatkan model GSTARX yang sesuai untuk pemodelan IHK empat kota di Kalimantan. Hasil kajian menunjukkan bahwa orde model GSTAR pada pemodelan IHK empat kota di Kalimantan dan orde model GSTAR pemodelan tahap GSTARX adalah GSTAR (1₁). Selain itu, hasil kajian menunjukkan bahwa berdasarkan perbandingan nilai RMSE dan standar deviasi data *in-sample*, model GSTARX memberikan hasil ramalan yang akurat untuk IHK Kota Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan karena nilai RMSE lebih kecil dari standar deviasi.

Kata kunci : GSTARX, IHK, Kalimantan, *spatio temporal*, *time series*.



(halaman ini sengaja dikosongkan)

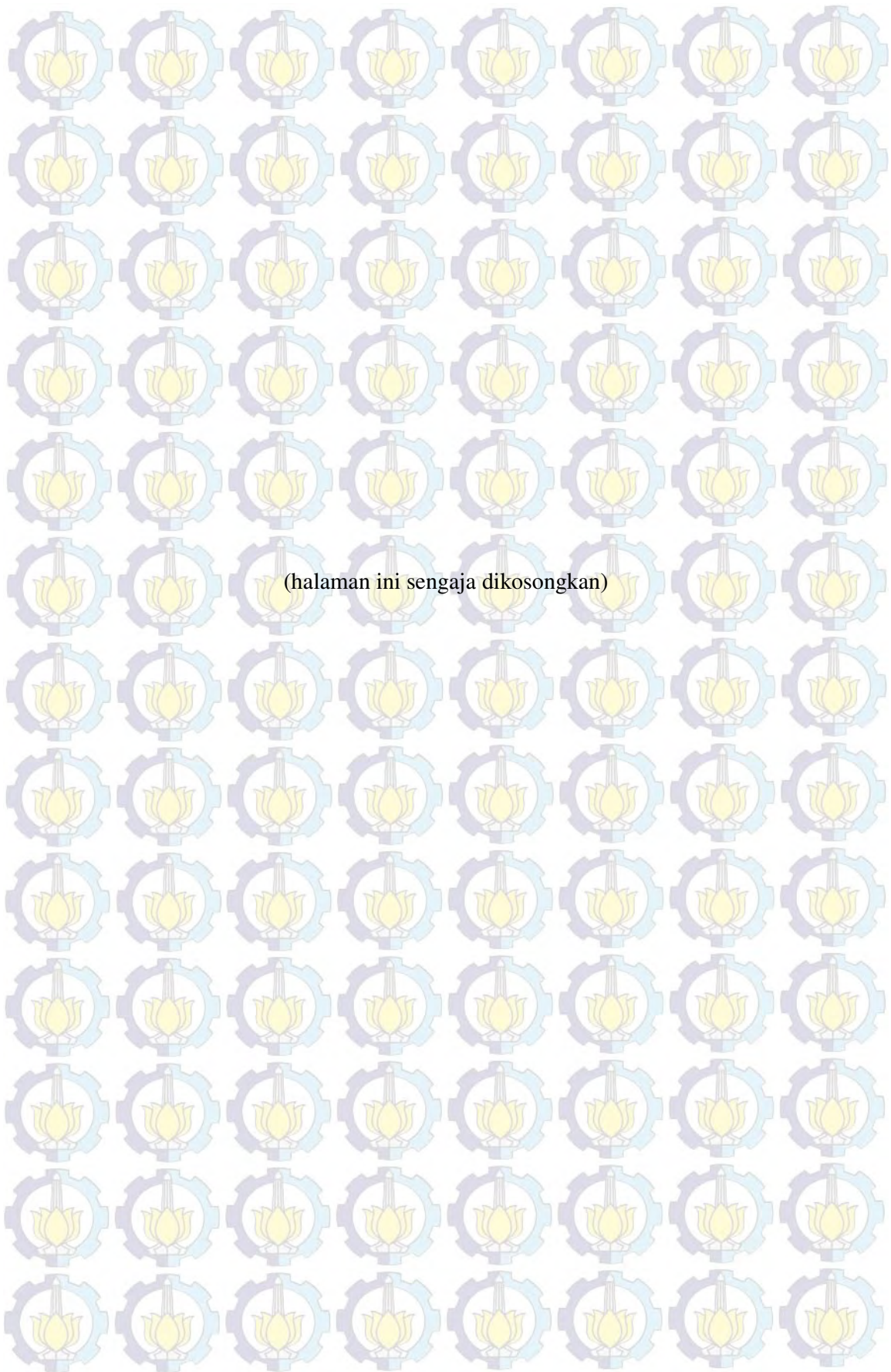
GSTARX MODEL FOR FORECASTING CONSUMER PRICE INDEX IN KALIMANTAN

Name : Muryanto
NRP : 1314 201 705
Supervisor : Dr. Suhartono
Co-supervisor : Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo

ABSTRACT

Consumer Price Index (CPI) is an index to measure the average change in the prices level of a basket of consumer goods and services consumed by the household in a certain period. CPIs in nearby cities may correlate each other. Therefore, there are location effects along with time effect for CPIs series. Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) model can be employed for forecasting CPIs that involve time and location information. In addition, there are exogenous variables that effect CPIs series. Such variables are called input series. In this research, money supply was considered as input series i.e. inflow and outflow. Therefore, the GSTAR model was extended into GSTAR with Exogenous Variable (GSTARX). We applied the GSTARX model for forecasting CPIs in four cities in Kalimantan i.e. Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, and Balikpapan. The empirical results exhibited that GSTAR modeling for forecasting CPIs four locations in Kalimantan formed on study is GSTAR (1₁) for GSTAR model and second stage in GSTARX. Additionally, the empirical results exhibited that GSTARX model obtain an accurate forecast for CPI Pontianak, Banjarmasin, Samarinda and Balikpapan with comparison RMSE value and standard deviation in-sample.

Keywords : *Consumer Price Index, GSTARX, Kalimantan, spatio temporal, time series.*



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan salah satu data yang digunakan untuk mengukur perubahan harga sekelompok barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga pada periode tertentu. Badan Pusat Statistik (BPS) melakukan penghitungan IHK berdasarkan survei harga konsumen setiap bulan pada beberapa kota di Indonesia. Data harga yang dikumpulkan mencakup seluruh paket komoditas barang dan jasa hasil Survei Biaya Hidup (SBH) (BPS, 2011). Paket komoditas barang dan jasa yang digunakan saat ini merupakan hasil SBH tahun 2012, sedangkan andil masing-masing komoditas barang dan jasa disusun dalam suatu daftar yang disebut Diagram Timbang IHK (BPS, 2013).

Salah satu faktor yang mempengaruhi perubahan harga adalah jumlah uang beredar. Dalam teori kuantitas uang (*quantity theory of money*), kenaikan jumlah uang beredar akan mendorong peningkatan permintaan agregat yang pada akhirnya jika tidak diikuti oleh pertumbuhan sektor riil akan menyebabkan naiknya tingkat harga, yang biasa disebut inflasi (Mankiw, 2000). Bank Indonesia sebagai bank sentral dengan kebijakan moneternya, memiliki tugas mengatur jumlah uang yang beredar berupa penyetoran uang oleh bank umum ke Bank Indonesia (*inflow*) dan penarikan uang oleh bank umum dari Bank Indonesia (*outflow*) dalam rangka pengendalian inflasi (Bank Indonesia, 2014).

Data IHK diperlukan bagi Bank Indonesia untuk pengambilan kebijakan moneter, sedangkan bagi pemerintah khususnya pemerintah daerah data IHK digunakan sebagai dasar penentuan besaran PDRB, perencanaan anggaran dan kebijakan fiskal lainnya (Bank Indonesia, 2014). Fisher, Liu dan Zhou (2002) menyatakan bahwa salah satu masukan yang cukup penting bagi proses pengambilan keputusan dibidang moneter adalah peramalan inflasi. Selama ini BPS menggunakan IHK sebagai salah satu indikator untuk mengukur tingkat inflasi di Indonesia. Oleh karena itu peramalan inflasi dapat dilakukan dengan pendekatan pemodelan atau peramalan IHK.

Data IHK merupakan data runtun waktu (*time series*) sehingga dapat dimodelkan dengan menggunakan metode analisis *time series*. Analisis *time series* yang biasa digunakan adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA digunakan untuk memodelkan dan menjelaskan keterkaitan waktu pada data *time series* univariat. Namun demikian, seringkali data *time series* yang diteliti memiliki keterkaitan antar variabel sehingga dilakukan analisis *time series* multivariat dengan melibatkan beberapa variabel yang berkaitan (Wei, 2006). Salah satu model *time series* multivariat yang umum digunakan adalah model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA), yang menjelaskan keterkaitan antar pengamatan pada variabel tertentu pada suatu waktu dengan pengamatan pada variabel itu sendiri pada waktu-waktu sebelumnya, dan juga keterkaitannya dengan variabel lain pada waktu-waktu sebelumnya (Suhartono dan Atok, 2005).

Menurut Hasbullah (2012), IHK antar kota yang berdekatan dimungkinkan mempunyai keterkaitan antar lokasi. Keterkaitan IHK antar lokasi tercermin oleh adanya hubungan saling ketergantungan dalam memenuhi kebutuhan barang dan jasa. Kondisi geografis dan infrastruktur yang terbatas akan mempengaruhi ketersediaan barang dan jasa yang diperlukan suatu wilayah khususnya barang dan jasa yang tidak dapat diproduksi sendiri sehingga berpotensi mempengaruhi biaya dan tingkat harga antar lokasi. Oleh karena itu perkembangan IHK antar kota selain memiliki keterkaitan dengan IHK pada waktu sebelumnya juga memiliki keterkaitan antar lokasi (*spatial*).

Suatu model yang menggabungkan keterkaitan kejadian pada waktu-waktu sebelumnya dan melibatkan keterkaitan dengan lokasi atau tempat lain pada data *time series* multivariat disebut model *space time* (Ruchjana, 2002; Suhartono dan Atok, 2005). Pfeifer dan Deutsch (1980a, 1980b) memperkenalkan model yang menggabungkan interdependensi waktu dan lokasi yang dikenal dengan *Space Time Autoregressive* (STAR). Model STAR mengandung suatu nilai parameter yang sama untuk menjelaskan keterkaitan pada lokasi dan waktu yang berbeda sehingga hanya berlaku pada lokasi yang homogen dan kurang sesuai jika lokasi bersifat heterogen. Untuk mengatasi kelemahan pada pemodelan STAR tersebut, Ruchjana (2002) mengembangkan model *Generalized Space Time Autoregressive*

(GSTAR). Model GSTAR merupakan generalisasi dari model STAR, yang memungkinkan nilai parameter *autoregressive* (AR) bervariasi pada setiap lokasi sehingga model GSTAR dapat diterapkan pada lokasi yang heterogen.

Beberapa peneliti telah melakukan pemodelan dengan menggunakan GSTAR. Ruchjana (2002) melakukan pemodelan kurva produksi minyak bumi menggunakan model GSTAR. Wutsqa dan Suhartono (2010) meneliti tentang data wisatawan di Yogyakarta dan Bali dengan metode VAR-GSTAR. Nurhayati, Pasaribu, dan Neswan (2012) melakukan pemodelan Produk Domestik Bruto (PDB) di negara-negara Eropa Barat dengan GSTAR. Mulyaningsih (2015) melakukan pemodelan GSTAR untuk peramalan indeks harga konsumen (IHK) beberapa kota di Jawa Tengah.

Dalam praktek, untuk mendapatkan tambahan informasi dan meningkatkan akurasi pemodelan atau peramalan suatu variabel seringkali juga melibatkan variabel eksogen. Dalam hal ini, variabel eksogen yang digunakan dapat berskala metrik (interval atau rasio) atau non-metrik (nominal atau ordinal). Wu dan Tsay (2003) menyelidiki kinerja dari statistik uji dalam kasus sampel terbatas melalui simulasi menunjukkan koefisien model fungsional dengan menambahkan data metrik yang diusulkan dapat meningkatkan akurasi peramalan *out of sample*. Pada analisis *univariate time series*, model peramalan yang melibatkan variabel eksogen adalah model ARIMAX. Model ARIMAX dengan variabel eksogen metrik dikenal dengan Model Fungsi Transfer (Box, Jenkins, dan Reinsel, 2008), sedangkan variabel eksogen non-metrik terdiri dari Model Intervensi (Bowerman & O'Connell, 1993) dan Model Variasi Kalender (Liu, 2006).

Beberapa penelitian yang melakukan pemodelan dengan menggunakan variabel eksogen pada data univariat diantaranya Rohimah (2012) melakukan analisis fungsi transfer multi input untuk melakukan peramalan inflasi di Jawa Timur. Suhartono (2007) meneliti penurunan tingkat hunian hotel berbintang lima di Bali akibat adanya kasus Bom Bali I dengan model intervensi. Nuvitasari (2009) melakukan analisis intervensi multi input untuk peramalan kunjungan wisatawan ke Indonesia. Lee, Suhartono dan Hamzah (2010) mengembangkan model variasi kalender untuk menganalisis data penjualan baju muslim anak laki-

laki dengan adanya efek Ramadhan. Suhartono, Lee dan Prastyo (2015) melakukan pemodelan ARIMAX dua level dan model regresi untuk peramalan *time series* data dengan efek variasi kalender.

Sebagaimana pada model univariat, model GSTAR juga dikembangkan dengan melibatkan variabel eksogen berupa data metrik dan non metrik dikenal dengan pemodelan GSTARX. Pemodelan yang menerapkan GSTARX masih belum banyak dilakukan khususnya variabel eksogen data metrik. Wahyuningrum (2014) melakukan pemodelan GSTARX untuk peramalan data *spatio temporal* dengan melakukan pemodelan data inflasi terbatas data non metrik (model intervensi) yaitu kenaikan harga BBM, belum melibatkan variabel eksogen data metrik. Oktanindya (2015) melakukan pemodelan GSTARX dengan intervensi *pulse* dan *step* untuk peramalan wisatawan mancanegara.

Borovkova, Lupuhaä, dan Ruchjana (2008) menyatakan bahwa masih terbuka peluang untuk melakukan kajian lanjut berkaitan dengan sifat-sifat asimtotis dari taksiran model GSTAR sehingga kajian tentang estimasi parameter pada pemodelan GSTAR juga semakin berkembang. Pada awalnya estimasi parameter pemodelan *spatio temporal* masih terbatas dengan menggunakan *Maximum Likelihood* (Terzi, 1995) dan *Ordinary Least Square* atau OLS (Ruchjana, 2002). Terzi (1995) berpendapat bahwa penggunaan estimasi parameter dengan OLS pada pemodelan GSTAR kurang efisien jika residual antar lokasi saling berkorelasi (Terzi, 1995). Zellner (1962) memperkenalkan sistem persamaan yang terdiri dari beberapa persamaan regresi yang memiliki residual yang saling berkorelasi, yang disebut dengan model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR). Menurut Greene (2007), model SUR dapat diestimasi menggunakan *Generalized Least Square* (GLS). Oleh karena itu dalam perkembangan model *spatio temporal* yang melibatkan variabel eksogen non metrik dan metrik diterapkan dengan pemodelan GSTARX dengan metode estimasi parameter GLS yang dikenal dengan GSTARX-GLS (Wahyuningrum, 2014).

Dengan memperhatikan uraian diatas dalam melakukan peramalan IHK kota-kota di Kalimantan dapat digunakan: (i) model ARIMA untuk data univariat, (ii) model fungsi transfer yang melibatkan variabel eksogen berupa *inflow* dan

outflow, dan (iii) model GSTARX yang melibatkan aspek lokasi dan waktu (*spatio temporal*) serta variabel eksogen. Studi kasus dalam pemodelan IHK di Kalimantan dilakukan di Kota Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan. Dengan pemodelan GSTARX dalam penelitian ini diharapkan dapat menjelaskan keterkaitan IHK antar kota di Kalimantan dan memperoleh ramalan nilai IHK yang lebih akurat.

1.2. Rumusan Masalah

Dalam kehidupan sehari-hari seringkali kita menemukan data *time series* yang tidak hanya mengandung keterkaitan dengan kejadian waktu-waktu sebelumnya, tetapi juga mempunyai keterkaitan dengan kejadian lokasi lainnya serta dipengaruhi oleh variabel eksogen. Model GSTARX merupakan suatu model yang menggabungkan keterkaitan waktu dan lokasi (*spatio temporal*) serta variabel eksogen yang mempengaruhi pada suatu data *time series* multivariat. Oleh karena itu rumusan masalah dalam penelitian tentang IHK empat kota di Kalimantan diantaranya adalah:

1. Bagaimana menentukan orde *autoregressive* (AR) untuk keterkaitan waktu dan lokasi (*spatio temporal*) serta pengaruh variabel eksogen berupa *inflow* dan *outflow* pada pemodelan GSTARX?
2. Bagaimana model GSTARX yang sesuai untuk peramalan IHK di empat kota di Kalimantan?
3. Bagaimana perbandingan hasil akurasi dari pemodelan dengan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX dengan berbagai macam bobot lokasi untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan permasalahan diatas maka tujuan dalam penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan besaran statistik yang sesuai untuk mengidentifikasi orde *autoregressive* untuk keterkaitan waktu dan lokasi serta pengaruh variabel *inflow* dan *outflow* pada pemodelan GSTARX.

2. Mendapatkan model GSTARX yang sesuai untuk peramalan IHK di empat kota di Kalimantan.
3. Memperoleh perbandingan hasil akurasi dari pemodelan dengan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX dengan berbagai macam bobot lokasi untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan.

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menghasilkan model GSTARX yang dapat menjelaskan keterkaitan IHK antar kota di Kalimantan dan dapat digunakan untuk meramalkan IHK empat kota di Kalimantan sebagai acuan empiris bagi pemerintah daerah atau stake holders yang berkepentingan dengan data IHK untuk pengambilan suatu kebijakan.
2. Sebagai tambahan referensi bagi peminat model *space time* untuk menganalisis variabel data *time series* dengan melihat keterkaitan waktu dan lokasi serta variabel eksogen khususnya data metrik.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah

1. Daerah yang menjadi obyek penelitian merupakan suatu daerah dalam wilayah yang sama yaitu wilayah Kalimantan yang memungkinkan adanya hubungan langsung antar satu kota dengan kota lainnya sehingga orde spasial yang digunakan dibatasi hanya pada orde pertama.
2. Penghitungan IHK di Kalimantan dilakukan di 9 (Sembilan) kota, namun dalam pemodelan ini hanya dilakukan pada empat kota di Kalimantan yaitu Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan. Pemilihan lokasi tersebut dilakukan dengan memperhatikan wilayah yang berkontribusi kuat terhadap angka inflasi nasional (Hasbullah, 2012) sehingga dalam kajian ini dipilih kota dengan kontribusi lebih dari 1 (satu) persen terhadap angka inflasi nasional, jumlah observasi yang diperlukan minimum 50 periode (Wei, 2006), dan ketersediaan jumlah uang beredar hanya diperoleh pada Kantor Perwakilan Bank Indonesia.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan menerangkan teori-teori yang berhubungan dengan metode analisis yang digunakan serta mendukung penyelesaian permasalahan dalam penelitian meliputi konsep dasar *time series*, ARIMA, model fungsi transfer, dan GSTAR. Selain itu juga akan menjelaskan mengenai IHK, perubahan harga dan jumlah uang beredar (*inflow* dan *outflow*).

2.1 Model Time Series Univariat

Model *time series* merupakan suatu model yang mempelajari pola gerakan nilai-nilai variabel pada satu interval waktu yang teratur. Dengan melakukan pemodelan *time series* akan diperoleh ukuran-ukuran yang dapat digunakan untuk membuat keputusan pada saat ini, untuk peramalan, dan perencanaan masa depan. Model *time series*, baik model *univariate* maupun *multivariate*, banyak digunakan untuk analisis data ekonomi dan bisnis.

Model univariat yang lazim digunakan adalah model ARIMA. Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) berordo p dan model *Moving Average* (MA) berordo q . Pembeda berordo d dilakukan jika data deret waktu tidak stasioner dalam rata-rata. Model ARIMA (p, d, q) secara umum dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1-B)^d y_t = \theta_q(B) a_t, \quad (2.1)$$

dengan $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

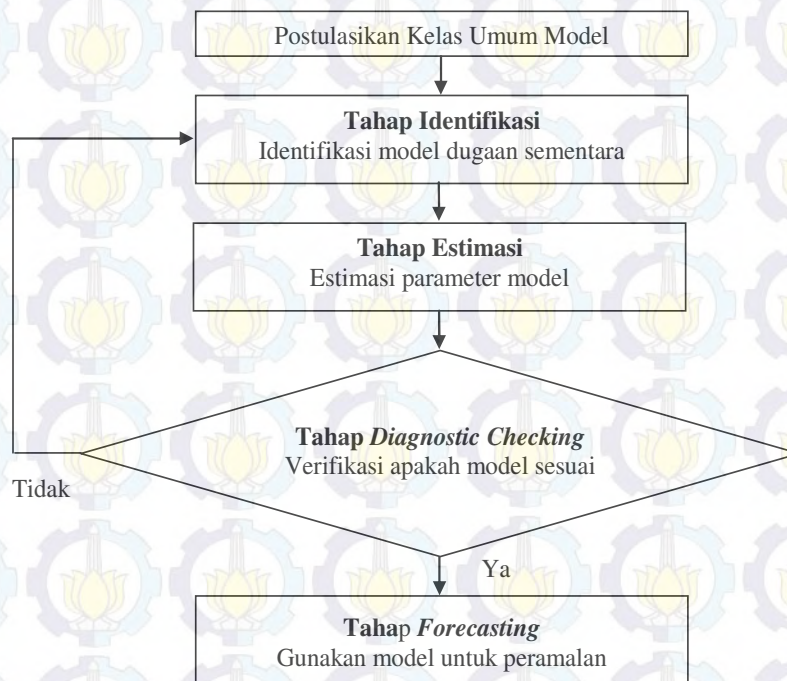
a_t = residual yang *white noise* dengan *mean* nol dan varians σ_a^2 atau $a_t \sim WN(0, \sigma_a^2)$.

Apabila data yang digunakan mengandung pola musiman periode S dengan differencing D , dapat dinotasikan sebagai ARIMA $(P, D, Q)^S$. Secara umum model ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S) a_t, \quad (2.2)$$

dengan $\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$
 $\Theta_q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_q B^{qs}$
 $(1 - B)^d = \text{differencing non musiman dengan orde } d$
 $(1 - B^s)^D = \text{differencing musiman periode } S \text{ dengan orde } D$
 $a_t = \text{residual yang white noise dengan mean nol dan varians } \sigma_a^2 \text{ atau } a_t \sim WN(0, \sigma_a^2).$

Tahapan pemodelan ARIMA dengan prosedur Box-Jenkins dimulai dari tahap identifikasi model, estimasi parameter, cek diagnosa dan peramalan. Seperti ditunjukkan pada gambar berikut (Box, Jenkins, dan Reinsel; 2008):



Gambar 2.1. Prosedur Box-Jenkins untuk Pembentukan Model ARIMA

2.1.1. Identifikasi Model

Model ARIMA mensyaratkan data *time series* yang akan dianalisis bersifat stasioner dalam *mean* maupun varians. Stasioner dalam *mean* berarti memiliki rata-rata yang tetap (tidak dipengaruhi jalannya waktu) dan variansnya tetap (homoskedastisitas) dan tidak terdapat autokorelasi. Apabila data belum stasioner dalam *mean* maka diatasi dengan proses *differencing*.

Proses *differencing* merupakan proses pembedaan atau pengurangan suatu data dengan data sebelumnya sampai data tersebut menjadi stasioner. Apabila suatu data *time series* tidak stasioner, maka data tersebut dapat dijadikan lebih mendekati stasioner dengan melakukan proses pembedaan pertama (*first difference*) sebagai berikut :

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}. \quad (2.3)$$

Menggunakan *backshift* operator (B), persamaan (2.3) dapat dituliskan menjadi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Y'_t &= Y_t - BY_t \\ &= (1 - B)Y_t. \end{aligned} \quad (2.4)$$

Pembedaan pertama dinyatakan oleh $(1 - B)$.

Jika data belum stasioner setelah proses *first difference*, maka dilakukan proses *differencing* orde kedua (*second difference*), yaitu *differencing* satu dari hasil *differencing* pertama sebelumnya $(t - 1)$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y''_t &= Y'_t - Y'_{t-1} \\ Y''_t &= (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \\ Y''_t &= Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ Y''_t &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \\ Y''_t &= Y_t - 2BY_t + B^2Y_t \\ Y''_t &= (1 - 2B + B^2)Y_t \\ Y''_t &= (1 - B)^2Y_t \end{aligned} \quad (2.5)$$

Sehingga proses *second difference* diberi notasi $(1 - B)^2$, sedangkan *first difference* $(1 - B)$. Maka secara umum apabila terdapat pembedaan orde d untuk mencapai stasioneritas, dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\Delta^d Y_t = (1 - B)^d Y_t \quad (2.6)$$

Data yang tidak stasioner dalam varians dapat diatasi dengan transformasi, salah satunya adalah transformasi Box-Cox. Untuk suatu nilai parameter λ (*lambda*), transformasi didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut:

$$T(Y_t) = \begin{cases} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} & , \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Y_t) & , \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

Bentuk transformasi *Box-Cox* untuk beberapa nilai estimasi λ yang sering digunakan diberikan pada Tabel 2.1 (Wei, 2006).

Tabel 2.1. Nilai Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$
0,0	$\ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1,0	Y_t tidak ditransformasi

Uji stasioneritas varians tersebut ditampilkan dalam bentuk plot *Box-Cox*. Jika nilai batas bawah dan batas atas *lambda* dari data *time series* mengandung nilai satu, maka varians data tersebut sudah stasioner atau stabil.

2.1.2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Setelah melakukan identifikasi dan diperoleh model selanjutnya adalah melakukan uji kelayakan model ARIMA sementara yang diperoleh. Model dianggap layak jika mempunyai parameter yang signifikan. Uji signifikansi parameter dilakukan setelah mendapatkan hasil estimasi parameter model ARIMA sementara. Hipotesis yang digunakan dalam uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut:

$$H_0: \phi = 0$$

$$H_1: \phi \neq 0$$

dengan $\hat{\phi}$ adalah estimasi parameter model. Sedangkan statistik uji yang digunakan adalah menggunakan uji *t*.

$$t_{hit} = \frac{\hat{\phi}}{s.e(\hat{\phi})}, \quad (2.8)$$

Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hit}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-n_p)}$, dimana n_p adalah jumlah parameter dalam model.

2.1.3. Diagnostic Checking Model

Diagnostic checking dilakukan untuk mendapatkan model yang sesuai setelah mendapatkan parameter yang signifikan. *Diagnostic checking* dilakukan dengan memeriksa residual hasil pemodelan. Model dianggap sesuai jika memenuhi asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal.

2.1.3.1. Uji Residual White Noise

Residual yang *white noise* artinya tidak terdapat korelasi antar residual dengan *mean* nol dan varians konstan (σ_a^2). Hipotesis yang digunakan untuk uji residual (a_t) yang *white noise* adalah sebagai berikut:

- $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$
- H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$; $k = 1, 2, \dots, K$.

Sedangkan statistik uji yang digunakan adalah:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}, \quad (2.9)$$

dimana $\hat{\rho}_k^2$ adalah estimasi ACF residual dan n adalah banyaknya residual. Daerah penolakan H_0 yang digunakan adalah $Q > \chi_{\alpha; k-p-q}^2$.

2.1.3.2. Uji Normalitas

Uji kenormalan terhadap residual model dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hipotesis yang digunakan untuk uji kenormalan Kolmogorov-Smirnov adalah sebagai berikut.

- $H_0: F(a_t) = F_0(a_t)$ untuk semua a_t
- $H_1: F(a_t) \neq F_0(a_t)$, untuk semua a_t .

Sedangkan statistik uji yang digunakan adalah

$$D = \sup |S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.10)$$

dengan $F(a_t)$ adalah fungsi distribusi yang belum diketahui, $S(a_t)$ adalah fungsi distribusi kumulatif dari data asal dan a_t adalah residual. Daerah penolakan H_0 adalah $D, D^+, D^- \geq D_{(n, 1-\alpha)}$.

2.2. Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer merupakan pengembangan dari metode *Box-Jenkins* yang modelnya terdiri dari dua atau beberapa variabel tetapi masing-masing variabel mempunyai model ARIMA tertentu. Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan bahwa ramalan masa depan dari suatu deret waktu (*output series* atau y_t) adalah berdasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret waktu itu sendiri dan berdasarkan pada satu atau lebih deret waktu yang lain (*input series* atau x_t) yang berhubungan dengan *output series* tersebut.

Model fungsi transfer terbentuk melalui *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Cross Correlation Function* (CCF) sehingga dapat digunakan untuk meramal suatu variabel berdasarkan informasi dari variabel lainnya. Bentuk umum model fungsi transfer untuk input tunggal, x_t , dan output tunggal, y_t , adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

$$y_t = v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + \dots + u_t, \quad (2.11)$$

atau

$$y_t = v(B)x_t + u_t, \quad (2.12)$$

dengan :

y_t = representasi dari deret output yang stasioner

x_t : = representasi dari input yang stasioner

u_t : = representasi dari variabel *error* (deret *noise*) yang mengikuti suatu model ARIMA tertentu.

$v(B) = v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + \dots$ merupakan koefisien model fungsi transfer atau bobot respon impuls.

Bobot respon impuls dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$v(B) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} \quad (2.13)$$

dan

$$u_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.14)$$

sehingga

$$y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} x_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.15)$$

dengan

b = banyaknya periode sebelum deret input mulai berpengaruh terhadap deret output.

$\omega_s(B) = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s)$ merupakan operator dengan orde s , yang merepresentasikan jumlah pengamatan masa lalu x_t yang berpengaruh terhadap y_t .

$\delta_r(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r)$ merupakan operator dengan orde r , yang merepresentasikan jumlah pengamatan masa lalu dari deret output itu sendiri yang berpengaruh terhadap y_t .

$\theta_q(B)$ = merupakan operator *moving average* orde ke- q dari u_t

$\phi_p(B)$ = merupakan operator *autoregressive* orde ke- p dari u_t

a_t = merupakan residual yang *white noise* dari deret u_t

Penghitungan fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi korelasi silang (CCF) untuk deret input dan output yang telah di-*prewhitening* digunakan untuk mengukur besaran dan arah hubungan antara dua variabel acak pada selisih waktu t . Berdasarkan ACF dan CCF akan diperoleh pola bobot respon impuls (b, r, s) . Nilai b menunjukkan periode deret input mulai berpengaruh terhadap deret output, nilai s menunjukkan berapa lama deret output dipengaruhi oleh deret input dan r merupakan indikasi lamanya deret output memiliki hubungan dengan nilai periode sebelumnya dari deret output itu sendiri.

Secara umum, deret output dapat dipengaruhi oleh beberapa deret input, sehingga model kausal untuk fungsi transfer multi input adalah:

$$y_t = \sum_{h=1}^H v_h(B) x_{ht} + u_t \quad (2.16)$$

atau

$$y_t = \sum_{h=1}^H \frac{\omega_{s_h}(B) B^{b_h}}{\delta_{r_h}(B)} x_{ht} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.17)$$

dengan

y_t = representasi dari deret output yang stasioner,

$v_h(B) = v_{0h} + v_{1h}B + v_{2h}B^2 + \dots$ merupakan koefisien model fungsi transfer atau bobot respon impuls untuk *input series* ke- h ,

u_t = representasi dari variabel *error* (deret *noise*) yang mengikuti suatu model ARIMA tertentu,

x_{ht} = representasi dari deret input yang stasioner variabel ke- h ,

$\omega_{sh}(B)$ = operator dengan orde s , yang merepresentasikan jumlah pengamatan masa lalu variabel x_{ht} yang berpengaruh terhadap y_t untuk variabel yang ke- h ,

$\delta_{rh}(B)$ = operator dengan orde s , yang merepresentasikan jumlah pengamatan masa lalu deret output itu sendiri yang berpengaruh terhadap y_{ht} untuk variabel ke- h .

2.3. Deteksi *Outlier*

Suatu data runtun waktu seringkali mengandung pengamatan yang dipengaruhi oleh kejadian-kejadian luar biasa yang tidak terduga dan tanpa disadari seperti pemogokan, wabah perang, krisis politik atau ekonomi yang bergejolak yang mengakibatkan pengamatan tersebut tidak konsisten pada data deret waktunya, pengamatan tersebut adalah *outlier* (Wei, 2006). *Outlier* dapat menyebabkan hasil analisis data menjadi tidak *reliable* dan tidak valid, sehingga deteksi *outlier* perlu dilakukan untuk menghilangkan efek *outlier* tersebut.

Deteksi *outlier* pertama kali diperkenalkan oleh Fox (1972) dalam Wei (2006). *Outlier* terdiri dari beberapa tipe, yaitu *additive outlier* (AO), *innovational outlier* (IO), *level shift* (LS) dan *temporary change* (TC). Cara mengatasi *outlier* dengan memasukkan *outlier* dalam model sampai mendapatkan model yang memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

2.3.1. *Additive Outlier* (AO)

Additive outlier (AO) merupakan kejadian yang mempengaruhi suatu deret runtun waktu pada satu waktu saja. Wei (2006) mendefinisikan model *additive outlier* sebagai berikut:

$$Y_t = \begin{cases} u_t & , t \neq T \\ u_t + \omega & , t = T \end{cases} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned}
Y_t &= u_t + \omega I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)}
\end{aligned} \tag{2.19}$$

dengan

- $I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}$
- u_t adalah model ARIMA sebelum deteksi *outlier*
- $I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke- T .

2.3.2. *Innovational Outlier (IO)*

Efek dari *innovational outlier* pada suatu deret waktu adalah lebih rumit jika dibandingkan ketiga tipe *outlier* lainnya. Wei (2006) mendefinisikan model IO sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Y_t &= u_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)})
\end{aligned} \tag{2.20}$$

Efek AO hanya terjadi pada T observasi saja, sedangkan pada IO mempengaruhi seluruh observasi $Y_t, Y_{t+1}, \dots$ melewati waktu T sepanjang memori dari sistem yang diberikan oleh $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$. Secara umum dalam data *time series* dapat mengandung beberapa *outlier* dengan tipe yang berbeda-beda, sehingga dapat dituliskan model *outliernya* secara umum sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = \sum_{h=1}^H \omega_h v_h(B) I_t^{(T_h)} + u_t \tag{2.21}$$

dengan

- $u_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t,$
- $v_h(B) = \begin{cases} 1, & \text{untuk AO} \\ \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, & \text{untuk IO} \end{cases}$
- $I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke- T .

2.3.3. Level Shift (LS)

Level Shift adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu dan efek yang diberikan memberikan suatu perubahan yang tiba-tiba dan permanen. Model LS dapat dinyatakan dengan (Wei, 2006):

$$Y_t = u_t + \frac{1}{(1 - B)} \omega_L I_t^{(T)} \quad (2.22)$$

2.3.4. Temporary Change (TC)

Temporary Change adalah suatu kejadian dimana *outlier* menghasilkan efek awal pada waktu ke- t sebesar ω_c dan kemudian efek tersebut berkurang secara perlahan sesuai dengan besarnya δ . Model TC dinyatakan dengan:

$$Y_t = u_t + \frac{1}{(1 - \delta B)} \omega_c I_t^{(T)} \quad (2.23)$$

Pada saat $\delta = 0$ maka TC akan menjadi kasus AO sedangkan pada saat $\delta = 1$ maka TC akan menjadi kasus LS.

2.4. Model Time Series Multivariat

Analisis *time series* univariat dilakukan hanya dengan melibatkan satu variabel, namun dalam kenyataan sehari-hari banyak ditemukan data *time series* yang saling berhubungan antara variabel yang satu dengan variabel lainnya. Analisis *time series* yang melibatkan keterkaitan beberapa variabel dikenal dengan model *time series* multivariat. Model *time series* multivariat pada umumnya digunakan untuk memodelkan dan menjelaskan interaksi serta pergerakan diantara sejumlah variabel *time series* yang mempunyai keterkaitan waktu-waktu sebelumnya untuk mendapatkan keakuratan pemodelan atau peramalan.

Proses dalam pemodelan *time series* multivariat sama dengan pemodelan *time series* univariat, diantaranya memperhatikan stasioneritas data dalam varians dan rata-rata. Data multivariat yang tidak stasioner dalam varians akan dilakukan transformasi sedangkan data yang tidak stasioner dalam *mean* dilakukan *differencing*. Stasioneritas data dapat dilihat melalui plot *Matrix Cross Correlation*

Function (MCCF) dan *Matrix Partial Cross Correlation Function* (MPCCF) serta *Box-Cox* (Wei, 2006).

2.4.1. *Matrix Cross Correlation Function* (MCCF)

Jika terdapat sebuah vektor *time series* dengan pengamatan sebanyak n , yaitu $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$, maka persamaan MCCF dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{\rho}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (2.24)$$

dengan $\hat{\rho}_{ij}(k)$ merupakan korelasi silang sampel untuk komponen *series* ke- i dan ke- j yang dinyatakan dalam bentuk:

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_{i,t} - \bar{Y}_i)(Y_{j,t+k} - \bar{Y}_j)}{\left[\sum_{t=1}^n (Y_{i,t} - \bar{Y}_i)^2 \sum_{t=1}^n (Y_{j,t} - \bar{Y}_j)^2 \right]^{1/2}} \quad (2.25)$$

dengan $\bar{Y}_i$ dan $\bar{Y}_j$ merupakan rata-rata sampel dari komponen *series* yang bersesuaian.

Persamaan matriks korelasi sampel sangat berguna untuk menentukan orde dalam model *Moving Average* (MA). Akan tetapi bentuk matriks dan grafik akan semakin kompleks seiring dengan meningkatnya dimensi vektor. Untuk mengatasinya, Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) memperkenalkan sebuah metode yang sesuai untuk meringkas penjelasan korelasi sampel, yaitu dengan menggunakan simbol (+), (-), dan (.) pada posisi baris ke- i dan kolom ke- j dari matriks korelasi sampel, yaitu :

1. Simbol (+) menotasikan nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ yang lebih besar dari 2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\rho}(k)$) dan menunjukkan adanya hubungan korelasi positif
2. Simbol (-) menotasikan nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ yang kurang dari -2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\rho}(k)$) atau adanya hubungan korelasi negatif.
3. Simbol (.) menotasikan nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ yang berada diantara ± 2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\rho}(k)$) yang artinya tidak terdapat hubungan korelasi.

Tabel 2.2. Contoh Nilai MCCF untuk Tiga Data *Time Series*.

Lag	0			1			2		
Variabel	Y_1	Y_2	Y_3	Y_1	Y_2	Y_3	Y_1	Y_2	Y_3
Y_1	1	0,57	0,69	0,01	0,06	0,21	-0,12	-0,20	-0,09
Y_2	0,57	1	0,66	0,10	0,12	0,11	-0,08	-0,19	-0,09
Y_3	0,69	0,66	1	0,16	0,15	0,19	-0,19	-0,22	-0,14

Pada Tabel 2.2 diberikan hasil penghitungan nilai-nilai MCCF dari tiga data *time series* dengan masing-masing *series* terdiri dari 132 pengamatan. Dengan batas ± 2 kali estimasi standar error ($\hat{\rho}(k)$), nilai MCCF selanjutnya dinotasikan ke dalam bentuk simbol yang ditampilkan seperti pada Gambar 2.2.

Variable/ Lag	0	1	2
Y1	+++	...+	...-
Y2	+++	...	...-
Y3	+++	...+	...-

Gambar 2.2. Contoh plot MCCF untuk Tiga Data *Time Series*.

Data telah dikatakan stasioner jika plot MCCF sedikit atau jarang menampilkan tanda (+) dan (-) dan hampir semua tanda bersimbol (.)

2.4.2. Matrix Partial Cross Correlation Function (MPCCF)

Dalam *time series* univariat, fungsi autokorelasi parsial (PACF) digunakan untuk menentukan orde p dalam model *autoregressive* (AR(p)). Generalisasi dari konsep PACF ke dalam bentuk vektor *time series* dilakukan oleh Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006), yang mendefinisikan matriks autoregresi parsial pada lag s dengan notasi $\mathcal{P}(s)$, sebagai koefisien matriks terakhir ketika data diterapkan ke dalam suatu proses *vector autoregressive* (VAR) dari orde s . $\mathcal{P}(s)$ sama dengan $\Phi_{s,s}$ dalam regresi linier multivariat, sehingga persamaan untuk matriks autoregresi parsial dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\mathcal{P}(s) = \begin{cases} \Gamma'(1)[\Gamma(1)]^{-1}, & s = 1 \\ \{\Gamma'(s) - \mathbf{c}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)\}[\Gamma(0) - \mathbf{b}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)]^{-1}, & s > 1 \end{cases} \quad (2.26)$$

untuk $s \geq 2$, maka nilai $A(s)$, $b(s)$, dan $c(s)$

$$A(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \cdots & \Gamma'(s-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \cdots & \Gamma'(s-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-2) & \Gamma(s-3) & \cdots & \Gamma(0) \end{bmatrix},$$

$$b(s) = \begin{bmatrix} \Gamma'(s-1) \\ \Gamma'(s-2) \\ \vdots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix}, \quad c(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Jika model dari data merupakan vektor AR(p), maka

$$\mathcal{P}(s) = \begin{cases} \Phi_p, & s = p \\ 0, & s > p \end{cases} \quad (2.28)$$

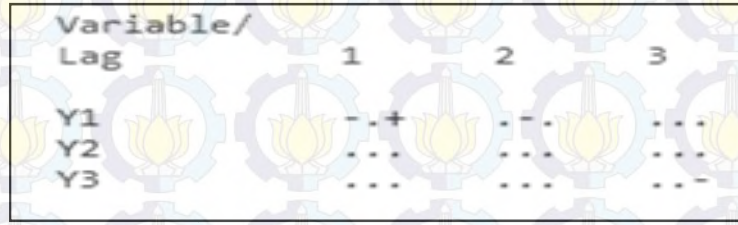
sama halnya dengan persamaan autokorelasi parsial pada kasus data univariat, persamaan matriks parsial autoregresi, $\mathcal{P}(s)$, juga memiliki sifat *cut-off* untuk proses vektor AR.

Contoh nilai hasil penghitungan MPCCF ditampilkan dalam Tabel 2.3. sebagai berikut:

Tabel 2.3. Contoh nilai MPCCF Untuk Tiga Data *Time Series*.

Lag	1			2			3		
Variabel	Y_1	Y_2	Y_3	Y_1	Y_2	Y_3	Y_1	Y_2	Y_3
Y_1	-0,18	-0,06	0,28	-0,12	-0,08	0,06	0,02	-0,06	0,05
Y_2	0,07	0,09	-0,03	0,05	0,14	-0,02	0,10	-0,04	-0,10
Y_3	0,15	0,08	0,06	-0,16	-0,11	-0,10	-0,04	-0,02	-0,20

Sebagaimana dalam MCCF, Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) juga mengidentifikasi data berdasarkan nilai MPCCF dengan menotasikan nilai-nilai MPCCF dalam bentuk simbol (+),(-), dan (·). Tanda (+) untuk nilai lebih besar dari 2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\Phi}_p(k)$), tanda (-) untuk nilai kurang dari -2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\Phi}_p(k)$) dan tanda (·) untuk nilai antara ± 2 kali estimasi standar *error* ($\hat{\Phi}_p(k)$). Bentuk simbol dari nilai-nilai MPCCF pada Tabel 2.3 ditampilkan dalam Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Contoh Plot MPCCF Untuk Tiga Data *Time Series*.

2.4.3. Akaike's Information Criterion (AIC)

Akaike's Information Criterion (AIC) merupakan kriteria pemilihan model terbaik yang diperkenalkan oleh Akaike (1973) dalam Wei (2006) dengan mempertimbangkan banyaknya parameter. Kriteria pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan nilai AIC yang terkecil (minimum) diantara model yang ada. Rumus AIC yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$AIC(p) = \ln(|S(p)|) + \frac{2pm^2}{n}, \quad (2.29)$$

dengan p adalah orde dari proses $VAR(p = 1, 2, \dots, p_0)$ dimana p_0 merupakan bilangan bulat positif, n adalah banyaknya observasi, m adalah banyaknya variabel, dan $|S(p)|$ merupakan determinan dari *residual sum of square* dan perkalian silangnya, yaitu :

$$S_p = \sum_{t=p+1}^n (Y_t - \hat{\tau} - \hat{\Phi}_1 Y_{t-1} - \dots - \hat{\Phi}_p Y_{t-p}) (Y_t - \hat{\tau} - \hat{\Phi}_1 Y_{t-1} - \dots - \hat{\Phi}_p Y_{t-p})' \quad (2.30)$$

dengan $\hat{\tau}$ adalah vector konstan (Wei, 2006).

2.5. Model Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA)

Model VARIMA adalah suatu pendekatan peramalan kuantitatif yang biasa digunakan pada *time series* multivariat. Model ini menjelaskan keterkaitan antar pengamatan pada variabel tertentu pada suatu waktu dengan pengamatan variabel itu sendiri pada waktu-waktu sebelumnya, dan juga keterkaitannya dengan pengamatan pada variabel lain pada waktu-waktu sebelumnya.

Jika diberikan $Y_i(t)$ dengan $t = \{1, 2, \dots, T\}$ dan $i = \{1, 2, \dots, N\}$ merupakan indeks parameter waktu dan variabel (misalkan berupa lokasi yang

berbeda atau jenis produk yang berbeda) yang terhitung dan terbatas, maka model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA) secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\Phi_p(B)Y(t) = \Theta_q(B)a(t), \quad (2.31)$$

dengan $Y(t)$ merupakan vektor respon yang terkoreksi nilai rata-rata, $\Phi_p(B)$ dan $\Theta_q(B)$ merupakan suatu matriks koefisien *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) polynomial orde p dan q .

Model VARMA yang terbentuk pada data *time series* multivariat yang tidak stasioner merupakan model VARIMA dengan operator *differencing* D . Model VARIMA secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\Phi_p(B)D(B)Y(t) = \Theta_q(B)a(t), \quad (2.32)$$

dengan operator *differencing*

$$D(B) = (1 - B)^{d_1}, (1 - B)^{d_2}, \dots, (1 - B)^{d_t}. \quad (2.33)$$

Model VARIMA juga dapat dituliskan

$$Y(t) = \Phi_1 Y(t-1) + \dots + \Phi_p Y(t-p) + a(t) - \Theta_1 a(t-1) - \dots - \Theta_q a(t-q). \quad (2.34).$$

Tahapan pembentukan model VARIMA meliputi tahapan identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa, dan peramalan. Tahapan identifikasi dilakukan dengan menggunakan plot *time series*, MCCF, MPCCF, dan nilai AIC yang minimum untuk penentuan orde model. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode *Least Square*. Cek diagnosa dilakukan untuk mendapatkan model yang layak melalui pengecekan apakah residual dari model telah memenuhi syarat *white noise* dan berdistribusi normal (menggunakan MCCF, MPCCF, dan nilai AIC dari residual). Setelah mendapatkan model yang layak digunakan untuk peramalan (Suhartono dan Atok, 2005).

2.6. Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model GSTAR merupakan suatu model yang cenderung lebih fleksibel sebagai generalisasi model STAR yang juga merupakan spesifikasi dari model

VAR. Menurut Pfeifer dan Deutsch (1980a), model STAR merupakan model yang dikategorikan berdasar *lag* yang berpengaruh secara linier baik dalam lokasi dan waktu.

Jika diberikan $Y_i(t)$ dengan $t = \{1, 2, \dots, T\}$ dan $i = \{1, 2, \dots, N\}$ merupakan indeks parameter waktu dan lokasi yang terhitung dan terbatas, maka model *Space Time Autoregressive Moving Average* (STARMA) dari Pfeifer dan Deutsch (1980a) adalah

$$Y(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_p} \Phi_{kl} W^{(l)} Y(t-k) - \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^{m_q} \Theta_{ml} W^{(l)} \varepsilon(t-m) + \varepsilon(t), \quad (2.35)$$

dengan

Φ_{kl} dan Θ_{ml} = matriks regresi

$W^{(l)}$ = matriks bobot yang dipengaruhi oleh lokasi.

$\varepsilon(t)$ = *vector noise*/komponen *error*.

Dalam hal ini Pfeifer dan Deutsch memodelkan observasi di lokasi i pada saat t dengan kombinasi linear dari lokasi tersebut pada saat sebelumnya dan residual pada saat sebelumnya. Apabila orde $p = 0$, maka model (2.35) menjadi *Space Time Moving Average* (STMA) dan jika orde $q = 0$ menjadi model *Space Time Autoregressive* (STAR).

Model STAR orde (p_1) , yang berarti orde spasial adalah 1 dan orde waktu adalah p , atau ditulis STAR (p_1) dari Pfeifer dan Deutsch (1980a) dirumuskan sebagai berikut:

$$Y(t) = \sum_{k=1}^p [\Phi_{k0} W^{(0)} Y(t-k) + \Phi_{k1} W^{(1)} Y(t-k)] + \varepsilon(t), \quad (2.36)$$

dengan

Φ_{k1} = parameter STAR pada *lag* waktu (time) k dan *lag* spasial 1

$W^{(l)}$ = matrik bobot ukuran $(N \times N)$ pada *lag* spasial (dengan $l = 0, 1$),
dengan $W^{(0)}$ adalah matriks identitas ukuran $(N \times N)$

$\varepsilon(t)$ = *vector noise* ukuran $(N \times 1)$ berdistribusi normal multivariate dengan
mean nol dan matriks varians-kovarians $\sigma^2 I_N$

$Y(t)$ = vektor acak ukuran $(N \times 1)$ pada waktu t , yaitu

$$Y(t) = [Y_1(t), \dots, Y_N(t)]'.$$

Model STAR (1₁) dengan lokasi sebanyak N dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\mathbf{Y}(t) = \phi_{10}\mathbf{I}_N\mathbf{Y}(t-1) + \phi_{11}\mathbf{I}_N\mathbf{W}^{(1)}\mathbf{Y}(t-1) + \boldsymbol{\varepsilon}(t). \quad (2.37)$$

Dari model (2.37), untuk sebanyak 3 (tiga) lokasi dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_1(t) = \phi_{10}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{12}Y_2(t-1) + \phi_{11}w_{13}Y_3(t-1) + \varepsilon_1(t)$$

$$Y_2(t) = \phi_{10}Y_2(t-1) + \phi_{11}w_{21}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{23}Y_3(t-1) + \varepsilon_2(t)$$

$$Y_3(t) = \phi_{10}Y_3(t-1) + \phi_{11}w_{31}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{32}Y_2(t-1) + \varepsilon_3(t)$$

Dengan menggunakan notasi matriks untuk tiga lokasi yang berbeda dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_1(t) \\ Y_2(t) \\ Y_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{10} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{10} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1(t-1) \\ Y_2(t-1) \\ Y_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{11} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1(t-1) \\ Y_2(t-1) \\ Y_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \\ \varepsilon_3(t) \end{bmatrix}. \quad (2.38)$$

Kelemahan model STAR adalah pada asumsi parameter autoregresi.

Model STAR mengasumsikan bahwa semua lokasi mempunyai parameter autoregresi yang sama, sehingga hanya sesuai digunakan pada lokasi yang homogen dan kurang sesuai pada lokasi yang heterogen. Untuk mengatasi kelemahan tersebut Ruchjana (2002) mengembangkan model GSTAR. Model GSTAR mengasumsikan bahwa parameter setiap lokasi diperbolehkan berbeda, sehingga model GSTAR sesuai digunakan pada lokasi-lokasi penelitian yang bersifat heterogen (Borovkova *et al.*, 2008).

Jika diketahui data *time series* $\{Y(t): t = 0,1,2, \dots; i = 1,2, \dots, N\}$ merupakan sebuah *time series* multivariat dari N pengamatan, maka model GSTAR dengan orde waktu $AR(p)$ dan spasial $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ ditulis $GSTAR(p, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ dapat dinyatakan sebagai berikut (Borovkova *et al.*, 2008)

$$\mathbf{Y}(t) = \sum_{k=1}^p [\boldsymbol{\Phi}_{k0}\mathbf{Y}(t-k) + \sum_{l=1}^{\lambda_p} \boldsymbol{\Phi}_{kl}\mathbf{W}^{(l)}\mathbf{Y}(t-k)] + \boldsymbol{\varepsilon}(t), \quad (2.39)$$

dengan

$$\mathbf{Y}(t) = \text{merupakan vektor acak ukuran } (N \times 1) \text{ pada waktu } t, \text{ yaitu } \mathbf{Y}(t) = [Y_1(t), \dots, Y_N(t)]',$$

$\Phi_{k0} = \text{diag}(\phi_{k0}^{(1)}, \dots, \phi_{kN}^{(N)})$ merupakan matriks koefisien parameter waktu,

$\Phi_{kl} = \text{diag}(\phi_{kl}^{(1)}, \dots, \phi_{kl}^{(N)})$ merupakan matriks koefisien parameter spasial,

$W^{(l)}$ = nilai matriks pembobot ukuran $(N \times N)$ pada *lag* spasial ke- l , nilai pembobot yang dipilih harus memenuhi syarat $w_{ii}^{(l)} = 0$ dan $\sum_{i \neq j} w_{ij}^{(l)} = 1$.

$\varepsilon(t)$ = vektor *error* yang memenuhi asumsi identik, independen, dan berdistribusi normal multivariat dengan rata-rata nol dan matriks varians-kovarians $\sigma^2 I_N$.

Sebagai contoh, secara umum model GSTAR pada persamaan (2.39) dengan orde waktu 1 dan orde spasial 1 pada lokasi yang berbeda atau GSTAR (1₁) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y(t) = \Phi_{10}Y(t-1) + \Phi_{11}WY(t-1) + \varepsilon(t) \quad (2.40)$$

Dari persamaan (2.40), model untuk tiga lokasi yang berbeda dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_1(t) = \phi_{10}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{12}Y_2(t-1) + \phi_{11}w_{13}Y_3(t-1) + \varepsilon_1(t)$$

$$Y_2(t) = \phi_{20}Y_2(t-1) + \phi_{21}w_{21}Y_1(t-1) + \phi_{21}w_{23}Y_3(t-1) + \varepsilon_2(t)$$

$$Y_3(t) = \phi_{30}Y_3(t-1) + \phi_{31}w_{31}Y_1(t-1) + \phi_{31}w_{32}Y_2(t-1) + \varepsilon_3(t)$$

Persamaan (2.40) dapat ditulis menggunakan notasi matriks untuk tiga lokasi yang berbeda seperti pada persamaan (2.41).

$$\begin{bmatrix} Y_1(t) \\ Y_2(t) \\ Y_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1(t-1) \\ Y_2(t-1) \\ Y_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1(t-1) \\ Y_2(t-1) \\ Y_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \\ \varepsilon_3(t) \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

2.6.1. Identifikasi Model pada Model GSTAR

2.6.1.1. Orde Spasial

Karakter model spasial ditandai oleh adanya ketergantungan linier pada lokasi. Tingkat perubahan ketergantungan lokasi dinamakan orde spasial dilambangkan dengan l , dengan $l = 1, 2, \dots, \lambda$. Orde spasial merupakan urutan

berdasarkan jarak dari suatu lokasi tertentu ke semua lokasi yang ada disekitarnya. Orde pertama adalah lokasi yang paling dekat dengan lokasi yang sedang diteliti, orde kedua adalah lokasi yang lebih jauh dari orde yang pertama dan lebih dekat dibanding dengan orde ketiga (Pfeifer and Deutsch, 1980a). Orde spasial pada sistem yang teratur digambarkan sebagai perubahan posisi suatu lokasi tertentu digeser ke lokasi terdekat disekitarnya dengan jarak yang sama. Pada sistem yang teratur, orde spasial adalah sistem *lattice* berupa grid bujur sangkar atau lingkaran dengan diameter tertentu.

Pada sistem dua dimensi pergeseran lokasi dapat ke arah kanan atau kiri (barat-timur) dan ke arah atas bawah atau bawah (utara-selatan). Suatu kriteria yang biasa dipakai dalam sistem *grid* adalah pergeseran lokasi dilakukan hanya satu kali ke lokasi terdekat dengan jarak yang sama untuk setiap orde spasial. Selain itu dapat dipilih jarak minimum yang dicapai dari suatu lokasi tertentu ke lokasi terdekat disekitarnya (Ruchjana, 2002). Sebagai ilustrasi diberikan contoh orde spasial pada sistem satu dimensi dan dua dimensi seperti pada Gambar 2.3 (Pfeifer dan Dutsch, 1980a)



Gambar 2.4. Orde spasial pada satu dan dua dimensi

Berdasarkan Gambar 2.4. terlihat bahwa untuk sistem yang teratur pada sistem *grid* terdapat keteraturan banyaknya tetangga terdekat disekitar lokasi tertentu. Pada sistem grid dua dimensi arah pergeseran posisi dapat ke sebelah

kanan-kiri atau atas-bawah, maka banyaknya lokasi terdekat dari lokasi asal lebih dari satu. Perbedaan dalam jarak dari suatu lokasi tertentu ke semua lokasi lain disekitarnya yang terdekat digunakan operator orde spasial.

Pada saat orde spasial $l = 0$ menyatakan bahwa suatu lokasi tidak mempunyai tetangga, melainkan lokasinya sendiri. Pada saat orde spasial $l = 1$ paling sedikit terdapat 4 tetangga yaitu 2 tetangga kanan-kiri dan 2 tetangga atas-bawah. Semua perbedaan posisi atau jarak suatu lokasi dengan lokasi yang lainnya pada saat orde spasial 1 dijadikan satu dan diberikan suatu bobot tertentu dan begitu pula untuk orde spasial yang lebih tinggi. Secara umum jika $y_i(t)$ adalah suatu pengamatan pada lokasi ke- i dengan $i=1,2,...,N$ dan tetangga terdekatnya pada lokasi ke- j dengan $j=1,2,...,N$ serta misalnya $L^{(l)}$ menyatakan operator orde spasial l , maka orde spasial l dapat didefinisikan dengan (Ruchjana, 2002):

$$L^{(0)}y_i(t) = y_i(t) \text{ untuk } l = 0$$

$$L^{(l)}y_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} y_j(t) \text{ untuk } l \neq 0 \quad (2.42)$$

Dimana $w_{ij}^{(l)}$ adalah suatu bobot tertentu yang menyatakan perbedaan posisi lokasi yang terdekat dari lokasi asal pada orde spasial l .

Identifikasi orde spasial model GSTAR pada umumnya dibatasi pada orde satu karena orde yang lebih tinggi akan sulit untuk dilakukan interpretasi (Wutsqa *et al.*, 2010). Oleh karena itu, operator orde spasial 1 dalam penelitian ini dinyatakan dengan formula (Ruchjana, 2002):

$$Ly_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij} y_j(t). \quad (2.43)$$

Sifat-sifat bobot w_{ij} adalah $w_{ij} > 0$, jika lokasi ke- i dan lokasi ke- j berada dalam orde spasial 1 maka $w_{ij} \neq 0$, jika lokasi ke- i , dan lokasi ke- j tidak berada dalam orde spasial 1 maka $w_{ij} = 0$, jumlah bobot untuk setiap lokasi i adalah $\sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} = 1$ dan jumlah bobot untuk semua lokasi adalah $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} = N$.

Jika $y(t)$ menyatakan vektor kolom ukuran $(N \times 1)$ dari pengamatan $y_i(t)$ dengan $i = 1, 2, 3, \dots, N$, maka operator orde spasial dinyatakan :

$$\begin{aligned} L^{(0)}y(t) &= W^{(0)}y(t) = I_N y(t), \text{ untuk } l = 0 \\ L^{(l)}y(t) &= W^{(l)}y(t), \text{ untuk } l \neq 0 \end{aligned} \quad (2.44)$$

Untuk menyederhanakan penulisan, operator orde spasial 1 dalam bentuk vektor cukup dinyatakan dengan

$$Ly(t) = Wy(t) \quad (2.45)$$

Selanjutnya dalam bentuk matriks, bobot w_{ij} pada orde spasial 1 dinyatakan oleh W berupa matriks bujursangkar $(N \times N)$ sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & \cdots & w_{1N} \\ w_{21} & 0 & \cdots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

2.6.1.2. Orde Waktu

Pada dasarnya identifikasi orde waktu pada model GSTAR sama dengan model VARMA. Penentuan orde waktu dapat dilakukan dengan menggunakan nilai AIC yang minimum (Wei, 2006). Akan tetapi penentuan orde model berdasarkan nilai AIC tidak dapat menangkap pola *seasonal*, oleh karena itu penentuan orde waktu dapat dilakukan berdasarkan plot MCCF dan MPCCF yang terbentuk (Wutsqa dan Suhartono, 2010).

2.6.2. Pemilihan Bobot Lokasi pada Model GSTAR

Pemilihan atau penentuan bobot lokasi merupakan salah satu permasalahan dalam pemodelan GSTAR karena harus dipilih bobot lokasi yang sesuai untuk diterapkan pada data *time series* yang dianalisis. Suhartono dan Atok (2006) memberikan beberapa alternatif cara pembobotan dalam model GSTAR. Metode yang dapat digunakan untuk menentukan bobot antara lain bobot seragam, biner, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang, dan normalisasi inferensia parsial korelasi silang. Sebagai contoh untuk ilustrasi bobot lokasi seragam, biner dan *invers* jarak dapat kita lihat peta lokasi pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5. Contoh Peta Tiga Lokasi

2.6.2.1. Bobot Seragam

Bobot lokasi seragam memberikan nilai bobot yang sama untuk masing-masing lokasi. Oleh karena itu, bobot lokasi ini seringkali digunakan pada data yang lokasinya homogen atau mempunyai jarak antar lokasi yang sama. Nilai dari bobot lokasi seragam dihitung dengan rumus $w_{ij} = \frac{1}{n_i}$ dengan n_i adalah jumlah lokasi yang berdekatan dengan lokasi ke- i . Contoh matriks bobot untuk tiga lokasi yang berbeda dapat ditulis dengan :

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$

2.6.2.2. Bobot Biner (Binary)

Nilai bobot lokasi biner didefinisikan berdasarkan hubungan letak suatu lokasi dengan lokasi lainnya. Hubungan antara dua kota yang secara geografis berdekatan didefinisikan $w_{ij} = 1$. Sedangkan jika secara geografis berjauhan, maka didefinisikan $w_{ij} = 0$. Nilai dari bobot biner adalah 0 atau 1. Nilai tersebut dipakai tergantung pada suatu batasan tertentu.

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

2.6.2.3. Bobot *Invers* Jarak

Penentuan bobot *invers* jarak dilakukan berdasarkan jarak sebenarnya antar lokasi di lapangan. Penghitungan bobot dengan metode *invers* jarak diperoleh dari normalisasi hasil *invers* jarak sebenarnya. Agar lebih mudah

memahami, dimisalkan terdapat tiga lokasi seperti pada Gambar 2.5. Pada contoh dengan tiga lokasi dimisalkan diketahui jarak antar lokasi seperti terlihat pada Tabel 2.4.

Tabel 2.4. Contoh Jarak dari Tiga Lokasi

Lokasi	Lokasi		
	Kota A	Kota B	Kota C
Kota A	0	$d_{AB} = 1$	$d_{AC} = 2$
Kota B	$d_{BA} = 1$	0	$d_{BC} = 3$
Kota C	$d_{CA} = 2$	$d_{CB} = 3$	0

Bentuk matrik jarak yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{AA} & d_{AB} & d_{AC} \\ d_{BA} & d_{BB} & d_{BC} \\ d_{CA} & d_{CB} & d_{CC} \end{bmatrix}$$

Kemudian matriks $\mathbf{D}$ tersebut distandarkan dalam bentuk $\mathbf{W}$ untuk memenuhi sifat bobot $\sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} = 1, j \neq i$. Dengan asumsi jarak yang dekat memiliki hubungan antar lokasi yang kuat maka secara umum bobot invers jarak untuk masing-masing lokasi dapat dinyatakan dengan:

$$w_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{d_{ij}}}, j \neq i \quad (2.46)$$

Dengan jumlah bobot untuk setiap lokasi adalah 1, $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$ dan $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} = N$. Diagonal matriks bobot invers jarak w_{ij} adalah nol, karena untuk suatu lokasi dianggap tidak ada jarak dengan dirinya sendiri. Sehingga bentuk matriks invers jarak yang terbentuk adalah:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\frac{1}{d_{AB}}}{\frac{1}{d_{AB}} + \frac{1}{d_{AC}}} & \frac{\frac{1}{d_{AC}}}{\frac{1}{d_{AB}} + \frac{1}{d_{AC}}} \\ \frac{\frac{1}{d_{BA}}}{\frac{1}{d_{BA}} + \frac{1}{d_{BC}}} & 0 & \frac{\frac{1}{d_{BC}}}{\frac{1}{d_{BA}} + \frac{1}{d_{BC}}} \\ \frac{\frac{1}{d_{CA}}}{\frac{1}{d_{CA}} + \frac{1}{d_{CB}}} & \frac{\frac{1}{d_{CB}}}{\frac{1}{d_{CA}} + \frac{1}{d_{CB}}} & 0 \end{bmatrix}$$

Contoh penghitungan bobot invers jarak berdasarkan ilustrasi jarak lokasi tiga kota adalah sebagai berikut:

$$w_{AB} = \frac{\frac{1}{d_{AB}}}{\frac{1}{d_{AB}} + \frac{1}{d_{AC}}} = \frac{1}{1 + \frac{1}{2}} = \frac{2}{3} \quad w_{AC} = \frac{\frac{1}{d_{AC}}}{\frac{1}{d_{AB}} + \frac{1}{d_{AC}}} = \frac{\frac{1}{2}}{1 + \frac{1}{2}} = \frac{1}{3}$$

Dengan cara yang sama akan diperoleh

$$w_{BA} = \frac{3}{4}, w_{BC} = \frac{1}{4}, w_{CA} = \frac{3}{5}, w_{CB} = \frac{2}{5}$$

Matriks pembobot yang diperoleh dengan metode invers jarak adalah sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 2/3 & 1/3 \\ 3/4 & 0 & 1/4 \\ 3/5 & 2/5 & 0 \end{bmatrix}$$

Bentuk bobot invers jarak W bukan merupakan matrik yang simetris, karena matrik jarak D setelah distandarkan pada setiap lokasi harus memenuhi sifat bobot $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1, j \neq i$, kecuali untuk masing-masing lokasi mempunyai jarak yang sama.

2.6.2.4. Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Penentuan nilai bobot normalisasi korelasi silang dilakukan dengan menggunakan hasil normalisasi korelasi silang antar lokasi pada *lag* yang bersesuaian. Suhartono dan Atok (2006) memperkenalkan penggunaan bobot ini, kemudian dikembangkan oleh Suhartono dan Subanar (2006) dengan menggunakan inferensia statistik terhadap korelasi silang untuk penentuan bobot lokasinya. Secara umum korelasi silang antara lokasi ke- i dan ke- j pada *lag* waktu ke- k , $\text{corr}[Y_i(t), Y_j(t-k)]$, dapat dinyatakan sebagai berikut (Box, Jenkins, dan Reinsel, 2008) :

$$\rho_{ij}(k) = \frac{\gamma_{ij}(k)}{\sigma_i \sigma_j}, k = 0, +1, +2, \dots \quad (2.47)$$

dengan $\gamma_{ij}(k)$ merupakan kovarians antara pengamatan di lokasi ke- i dan ke- j , σ_i dan σ_j merupakan standar deviasi antara pengamatan di lokasi ke- i dan ke- j . Taksiran dari korelasi silang pada sampel dapat dinyatakan dalam bentuk

$$r_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^n [Y_i(t) - \bar{Y}_i] [Y_j(t-k) - \bar{Y}_j]}{\sqrt{(\sum_{t=k+1}^n [Y_i(t) - \bar{Y}_i]^2) (\sum_{t=k+1}^n [Y_j(t) - \bar{Y}_j]^2)}}. \quad (2.48)$$

Proses ini secara umum menghasilkan bobot lokasi untuk model GSTAR (1₁) seperti pada persamaan (2.49).

$$w_{ij} = \frac{r_{ij}(1)}{\sum_{k \neq 1} |r_{ij}(k)|}, \text{ dengan } j \neq i \text{ dan } \sum_{k \neq 1} |w_{ij}| = 1 \quad (2.49)$$

2.6.2.5. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang

Penghitungan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang tidak jauh berbeda dengan pembobotan normalisasi korelasi silang. Secara umum korelasi silang antara kejadian dilokasi ke- i dan ke- j pada *lag* waktu ke- k , $\text{corr}[Y_i(t), Y_j(t-k)]$, didefinisikan seperti persamaan (2.47). Estimasi dari persamaan korelasi silang data sampel dapat dilihat pada persamaan (2.48). Bartlett (1955) dalam Wei (2006) telah menurunkan varians dan kovarians dari besaran korelasi silang yang diperoleh dari sampel. Hipotesis awal menyatakan bahwa dua data *time series* Y_i dan Y_j adalah tidak berkorelasi, Bartlett menunjukkan bahwa

$$\text{Varians}[r_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k} \left[1 + 2 \sum_{s=1}^{\infty} \rho_{ii}(s) \rho_{jj}(s) \right]. \quad (2.50)$$

Oleh karena itu, ketika Y_i dan Y_j merupakan deret yang *white noise*, diperoleh

$$\text{Varians}[r_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k}. \quad (2.51)$$

Untuk ukuran sampel yang besar, $(n-k)$ dalam persamaan (2.51) sering kali diganti dengan n . Dibawah asumsi distribusi normal, maka nilai-nilai korelasi silang pada sampel ini dapat diuji apakah sama atau berbeda dengan nol. Uji hipotesis atau proses inferensia statistik dapat dilakukan menggunakan taksiran interval

$$r_{ij}(k) \pm \left[t_{\frac{\alpha}{2}; (n-k-2)} \frac{1}{\sqrt{n}} \right]. \quad (2.52)$$

Proses ini secara umum menghasilkan bobot lokasi dengan menggunakan normalisasi dari hasil inferensia statistik parsial terhadap korelasi silang antar

lokasi pada *lag* waktu yang bersesuaian. Bobot lokasi ini memungkinkan semua bentuk kemungkinan hubungan antar lokasi, dengan demikian tidak ada lagi batasan yang kaku tentang besarnya bobot, terutama yang bergantung dari jarak antar lokasi. Bobot ini juga memberikan fleksibilitas pada besar dan tanda hubungan antar lokasi yang berlainan, yaitu positif dan negatif. Bobot lokasi ini mencakup bobot lokasi seragam dan biner (Suhartono dan Subanar, 2006).

2.6.3. Estimasi Parameter pada Model GSTAR

Estimasi parameter yang digunakan dalam model GSTAR berikut terdiri dari metode estimasi *Ordinary Least Square* (OLS) dan metode estimasi *Generalized Least Square* (GLS).

2.6.3.1. Metode estimasi *Ordinary Least Square* (OLS)

Penaksiran parameter model GSTAR dengan metode OLS dapat dilakukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat simpangannya (Ruchjana, *et al.*, 2012). Dengan mengambil orde autoregresi, $p = 1$ dan orde spasial $\lambda_p = 1$ maka persamaan model GSTAR(1₁) juga dapat dinyatakan sebagai berikut

$$Y(t) = \Phi_{10}Y(t-1) + \Phi_{11}W^{(1)}Y(t-1) + \varepsilon(t), \quad (2.53)$$

dengan Φ_{10} merupakan parameter autoregresi untuk keterkaitan waktu, dan Φ_{11} merupakan parameter regresi spasial, dan W merupakan matriks pembobot.

Metode *least square* sering digunakan untuk melakukan penaksiran parameter pada model linier, sehingga metode ini dapat diterapkan pada model GSTAR(1₁) yang dapat ditulis dalam bentuk linier sebagai berikut:

$$Y = X\beta + e. \quad (2.54)$$

Persamaan tersebut jika dijabarkan dalam bentuk matriks akan menjadi:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_N \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_N \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

Persamaan (2.54) dapat dimodifikasi jika terdapat beberapa lokasi seperti pada model GSTAR, sehingga model pada persamaan (2.54) untuk lokasi ke- i dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_i = X_i \beta_i + e_i, \quad (2.56)$$

dengan $Y_i(t)$ merupakan banyaknya pengamatan ke- t ($t = 0, 1, \dots, T$) untuk lokasi ke- i ($i = 1, 2, \dots, N$), dan $\beta_i = (\phi_{i0}^1, \phi_{i1}^1)'$. Jika diketahui $V_i(t) = \sum_{j \neq i} w_{ij} Y_j(t)$ maka persamaan (2.56) dapat dijabarkan dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$Y_i = \begin{bmatrix} Y_i(1) \\ Y_i(2) \\ \vdots \\ Y_i(T) \end{bmatrix}, X_i = \begin{bmatrix} Y_i(0) & V_i(0) \\ Y_i(1) & V_i(1) \\ \vdots & \vdots \\ Y_i(T-1) & V_i(T-1) \end{bmatrix}, \beta_i = \begin{bmatrix} \phi_{i0}^1 \\ \phi_{i1}^1 \end{bmatrix}, e_i = \begin{bmatrix} e_i(1) \\ e_i(2) \\ \vdots \\ e_i(T) \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

Persamaan (2.56) jika dituliskan dalam bentuk matriks adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_i(1) \\ Y_i(2) \\ \vdots \\ Y_i(T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_i(0) & V_i(0) \\ Y_i(1) & V_i(1) \\ \vdots & \vdots \\ Y_i(T-1) & V_i(T-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{i0}^1 \\ \phi_{i1}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i(1) \\ e_i(2) \\ \vdots \\ e_i(T) \end{bmatrix}, \quad (2.58)$$

Jika $\beta_i = (\phi_{i0}^1, \phi_{i1}^1, \phi_{i20}^1, \phi_{i21}^1, \dots, \phi_{iN0}^1, \phi_{iN1}^1)$ Penjabaran matriks yang lebih rinci, didapatkan pada persamaan matriks berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_1(1) \\ Y_1(2) \\ \vdots \\ Y_1(T) \\ \vdots \\ Y_N(1) \\ Y_N(2) \\ \vdots \\ Y_N(T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1(0) & V_1(0) & \dots & 0 & 0 & 0 \\ Y_1(1) & V_1(1) & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ Y_1(T-1) & V_1(T-1) & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Y_N(0) & V_N(0) & 0 \\ 0 & 0 & \dots & Y_N(1) & V_N(1) & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Y_N(T-1) & V_N(T-1) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{11} \\ \vdots \\ \phi_{N0} \\ \phi_{N1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(1) \\ e_1(2) \\ \vdots \\ e_1(T) \\ \vdots \\ e_N(1) \\ e_N(2) \\ \vdots \\ e_N(T) \end{bmatrix}. \quad (2.59)$$

Estimator *least square* untuk β_i dapat dihitung secara terpisah pada masing-masing lokasi namun tetap bergantung pada nilai $Y(t)$ di lokasi yang lain. Sebagai contoh struktur data untuk estimasi parameter model GSTAR(1₁) di tiga lokasi yang berbeda dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_1(t) = \phi_{10}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{12}Y_2(t-1) + \phi_{11}w_{13}Y_3(t-1) + \varepsilon_1(t)$$

$$Y_2(t) = \phi_{10}Y_2(t-1) + \phi_{11}w_{21}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{23}Y_3(t-1) + \varepsilon_2(t)$$

$$Y_3(t) = \phi_{10}Y_3(t-1) + \phi_{11}w_{31}Y_1(t-1) + \phi_{11}w_{32}Y_2(t-1) + \varepsilon_3(t)$$

jika $V_i(t) = \sum_{j \neq 1} w_{ij}Y_j(t)$, maka model diatas dapat dibentuk dalam notasi matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_1(t) \\ Y_2(t) \\ Y_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1(t-1) & 0 & 0 & V_1(t-1) & 0 & 0 \\ 0 & Y_2(t-1) & 0 & 0 & V_2(t-1) & 0 \\ 0 & 0 & Y_3(t-1) & 0 & 0 & V_3(t-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{20} \\ \phi_{30} \\ \phi_{11} \\ \phi_{21} \\ \phi_{31} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (2.60)$$

Estimasi terhadap parameter β dilakukan menggunakan metode *least square* dengan cara meminimumkan fungsi

$$e'e = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \quad (2.61)$$

sehingga menghasilkan estimator $\hat{\beta}$ sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = [X'X]^{-1}X'Y. \quad (2.62)$$

Khususnya untuk vektor parameter ϕ_{i0} dan ϕ_{i1} , dengan $i = 1, 2, \dots, N$

$$\begin{bmatrix} \phi_{i0} \\ \phi_{i1} \end{bmatrix} = [X'X]^{-1}X'Y_i. \quad (2.63)$$

2.6.3.2. Estimasi Parameter dengan *Generalized Least Squares* (GLS)

Informasi adanya residual yang berkorelasi antar persamaan dapat digunakan untuk perbaikan estimasi parameter model. Zellner (1962) memperkenalkan pemodelan beberapa persamaan regresi dengan residual antar persamaan yang satu dengan persamaan yang lain saling berkorelasi (berautokorelasi) yaitu model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR). Menurut Greene (2007), *Generalized Least Squares* (GLS) dapat digunakan untuk melakukan estimasi parameter pada model SUR.

Model SUR dengan N persamaan dimana masing-masing persamaan terdiri dari K variabel prediktor dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \beta_{10} + \beta_{11}X_{1,1} + \beta_{12}X_{1,2} + \dots + \beta_{1K}X_{1,K} + e_1 \\ Y_2 &= \beta_{20} + \beta_{21}X_{2,1} + \beta_{22}X_{2,2} + \dots + \beta_{2K}X_{2,K} + e_2 \\ &\vdots \\ Y_N &= \beta_{N0} + \beta_{N1}X_{N,1} + \beta_{N2}X_{N,2} + \dots + \beta_{NK}X_{N,K} + e_N \end{aligned} \quad (2.64)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, N$, dimana N menyatakan banyaknya persamaan dalam sistem.

Model SUR pada persamaan (2.64) dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix}. \quad (2.65)$$

Secara umum persamaan matriks (2.65) dapat ditulis pada persamaan (2.66).

$$Y_i = X_i \beta_i + e_i. \quad (2.66)$$

Jika diberikan $t=1, 2, \dots, T$, dengan T merupakan banyaknya pengamatan pada data *time series*, maka $Y_i(t)$ merupakan vektor respon berukuran $(T \times 1)$, X_i merupakan matriks variabel independen berukuran $(T \times K)$. β_i merupakan vektor parameter berukuran $(K \times 1)$, dan e_i merupakan vektor residual berukuran $(T \times 1)$. Sehingga dari persamaan (2.65) dapat diuraikan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Y_{11} \\ Y_{12} \\ \vdots \\ Y_{1T} \\ Y_{21} \\ Y_{22} \\ \vdots \\ Y_{2T} \\ \vdots \\ Y_{N1} \\ Y_{N2} \\ \vdots \\ Y_{NT} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11,1} & x_{11,2} & \dots & x_{11,K} \\ 1 & x_{12,1} & x_{12,2} & \dots & x_{12,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1T,1} & x_{1T,2} & \dots & x_{1T,K} \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{21,1} & x_{21,2} & \dots & x_{21,K} \\ 1 & x_{22,1} & x_{22,2} & \dots & x_{22,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{2T,1} & x_{2T,2} & \dots & x_{2T,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{N1,1} & x_{N1,2} & \dots & x_{N1,K} \\ 1 & x_{N2,1} & x_{N2,2} & \dots & x_{N2,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{NT,1} & x_{NT,2} & \dots & x_{NT,K} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_K \\ \beta_{20} \\ \beta_{21} \\ \vdots \\ \beta_{2K} \\ \beta_{N0} \\ \beta_{N1} \\ \vdots \\ \beta_{NK} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{11} \\ e_{12} \\ \vdots \\ e_{1T} \\ e_{21} \\ e_{22} \\ \vdots \\ e_{2T} \\ \vdots \\ e_{N1} \\ e_{N2} \\ \vdots \\ e_{NT} \end{bmatrix}. \quad (2.67)$$

Asumsi yang harus dipenuhi dalam persamaan model SUR adalah $E(\epsilon) = 0$ dan $E(\epsilon' \epsilon) = \sigma_{ij} I_T$ (Srivastava dan Dwivedi, 1979).

Zellner (1962) mengasumsikan bahwa struktur matriks varians-kovarians pada sistem persamaan model SUR dapat dinyatakan:

$$E[\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon}] = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & \dots & e_N \end{bmatrix} \quad (2.68)$$

persamaan (2.68) apabila diuraikan menjadi

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon}) = \begin{bmatrix} E(e_1e_1) & E(e_1e_2) & \dots & E(e_1e_N) \\ E(e_2e_1) & E(e_2e_2) & \dots & E(e_2e_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(e_Ne_1) & E(e_Ne_2) & \dots & E(e_Ne_N) \end{bmatrix} \quad (2.69)$$

karena $E(\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon}) = \boldsymbol{\sigma}_{ij}\mathbf{I}_T$ sehingga dapat dituliskan

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon}) = \begin{bmatrix} \sigma_{11}\mathbf{I}_T & \sigma_{12}\mathbf{I}_T & \dots & \sigma_{1N}\mathbf{I}_T \\ \sigma_{21}\mathbf{I}_T & \sigma_{22}\mathbf{I}_T & \dots & \sigma_{2N}\mathbf{I}_T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1}\mathbf{I}_T & \sigma_{N2}\mathbf{I}_T & \dots & \sigma_{NN}\mathbf{I}_T \end{bmatrix} \quad (2.70)$$

persamaan (2.70) apabila diuraikan dengan perkalian Kronecker ($\otimes$) menjadi

$$\begin{aligned} E(\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon}) &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1N} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} & \sigma_{N2} & \dots & \sigma_{NN} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_T \\ &= \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I} \\ &= \boldsymbol{\Omega} \end{aligned} \quad (2.71)$$

$$\text{dengan } \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1N} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} & \sigma_{N2} & \dots & \sigma_{NN} \end{bmatrix} \text{ dan } \mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Matriks $\boldsymbol{\Sigma}$ merupakan matriks varians-kovarians *error* berukuran $(N \times N)$ dan $\mathbf{I}$ merupakan matriks identitas berukuran $(T \times T)$.

Estimasi parameter model SUR dengan Metode GLS memerlukan invers dari matriks varian kovarian residual, dari persamaan (2.71) diperoleh :

$$\boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I} \quad (2.72)$$

menjadi

$$\boldsymbol{\Omega}^{-1} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \otimes \mathbf{I} \quad (2.73)$$

sehingga diperoleh penaksir tak bias $\boldsymbol{\beta}$ dengan menggunakan GLS, yaitu:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\boldsymbol{\Omega}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\Omega}^{-1}\mathbf{Y} \quad (2.74)$$

karena $\Omega = \Sigma \otimes I$, maka estimator $\hat{\beta}$ adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{\beta} &= (X'(\Sigma \otimes I)^{-1}X)^{-1}X'(\Sigma \otimes I)^{-1}Y \text{ atau} \\ \hat{\beta} &= (X'\Sigma^{-1} \otimes IX)^{-1}X'\Sigma^{-1} \otimes IY.\end{aligned}\quad (2.75)$$

2.6.3.3. Regresi dengan Residual Berkorelasi

Penaksiran parameter dengan metode OLS pada analisis regresi menghasilkan penaksir yang bersifat *unbiased* dan konsisten. Namun apabila terjadi adanya residual yang berkorelasi antar persamaan dapat menyebabkan hasil estimasi $\hat{\beta}$ dengan metode OLS menjadi tidak konsisten meskipun tetap *unbiased* (Wei, 2006). Wei (2006) mengembangkan metode estimasi parameter apabila terjadi korelasi residual antar persamaan dengan dua tahapan, yaitu:

1. Tahapan pertama adalah sebagai berikut:
 - a. Membentuk model persamaan regresi yang akan diestimasi, misal seperti pada persamaan (2.64).
 - b. Melakukan estimasi parameter pada model persamaan regresi dengan metode OLS dari persamaan (2.64)
 - c. Menghitung nilai residual $\hat{\varepsilon}_i$.
2. Tahapan kedua adalah sebagai berikut:
 - a. Mengestimasi ϕ_j dan σ^2 dalam model $AR(p)$ dengan memodelkan residual $\hat{\varepsilon}_i$ hasil penghitungan OLS berdasarkan model berikut:

$$\hat{\varepsilon}_{i,t} = \phi_1 \hat{\varepsilon}_{i,t-1} + \dots + \phi_p \hat{\varepsilon}_{i,t-p} + n_t \quad (2.76)$$
 - b. Menghitung Ω berdasarkan ϕ_j dan σ^2 dari tahap (a)
 - c. Menghitung estimasi GLS, $\hat{\beta} = (X'\Omega^{-1}X)^{-1}X'\Omega^{-1}Y$.
 - d. Menghitung residual hasil estimasi model dengan GLS.

2.6.4. Diagnostic Checking Model

Diagnostic checking model dilakukan untuk mengetahui apakah model dugaan sudah memenuhi syarat kebaikan model atau belum. Suatu model dikatakan layak jika parameter model sudah signifikan dan residual dari model memenuhi asumsi *white noise*. Residual bersifat *white noise* apabila residual dari masing-masing data saling independen. Uji *white noise* dilakukan dengan cara memodelkan ulang residual yang didapatkan dari pemodelan. Pendeteksian *white*

noise residual dapat dilakukan dengan melihat plot MCCF atau menggunakan kriteria minimum AIC (Wei, 2006). Jika nilai AIC terkecil terletak pada AR(0) dan MA(0) dikatakan bahwa tidak ada korelasi antar residual, artinya residual bersifat *white noise*.

2.6.5. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik pada data *out-sample* dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). Model terbaik didapatkan jika nilai RMSE paling kecil diantara model yang ada, hal ini sesuai dengan tujuan dari peramalan, yaitu untuk memperoleh angka ramalan dengan kesalahan sekecil-kecilnya. Besarnya nilai RMSE dapat dihitung dengan formula sebagai berikut (Wei, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M (Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l))^2}, \quad (2.77)$$

dengan M adalah banyaknya ramalan yang dilakukan, Y_{n+l} adalah data sebenarnya dan $\hat{Y}_n(l)$ adalah data hasil ramalan pada l -langkah ke depan.

2.7. Indeks Harga Konsumen

2.7.1. Definisi Indeks Harga Konsumen

IHK merupakan indeks yang menggambarkan perubahan harga pada sekelompok barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga pada periode tertentu. BPS menggunakan IHK sebagai salah satu dasar penghitungan inflasi nasional dan regional. Untuk menjamin bahwa IHK menunjukkan perubahan harga yang secara tidak langsung juga mengindikasikan perubahan daya beli masyarakat, maka penghitungan IHK menggunakan paket komoditas tetap pada tahun dasar. Besaran paket komoditas barang dan jasa yang dikonsumsi rumah tangga disusun dalam bentuk diagram timbang paket komoditas. Diagram timbang menunjukkan persentase nilai konsumsi tiap-tiap jenis barang/jasa terhadap total rata-rata pengeluaran rumah tangga disuatu kota.

Perkembangan kebutuhan barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat cukup pesat sejalan dengan perubahan yang dinamis kondisi sosial ekonomi

masyarakat, sehingga paket komoditas dan diagram timbang IHK diperbarui secara periodik. Dalam perkembangannya, penyusunan paket komoditas dan diagram timbang IHK telah beberapa kali mengalami perubahan baik metode penghitungan, cakupan kota, dan jumlah paket komoditas yang dihitung. Paket komoditas dan diagram timbang disusun berdasarkan hasil SBH yang dilaksanakan 5-10 tahun sekali. Pada tahun 2012, SBH dilaksanakan di 82 kota besar, dengan cakupan sampel mencapai 136.080 rumah tangga.

Pemilihan paket komoditas yang dimasukkan dalam paket komoditas dan diagram timbang IHK adalah:

- a. Barang dan jasa yang pada umumnya dikonsumsi masyarakat di kota tersebut. Barang mewah yang dikonsumsi oleh sebagian kecil masyarakat tidak dimasukkan dalam paket komoditas.
- b. Secara terus menerus tersedia dipasar dalam waktu yang lama dan proporsi nilai konsumsi tidak kurang dari 0,02 persen.
- c. Barang dan jasa yang mempunyai persentase nilai konsumsi terhadap total konsumsi barang kurang dari 0,02 persen tetapi penting untuk keperluan hidup sehari-hari.

Berdasarkan hasil SBH 2012 diperoleh 7 kelompok barang dan jasa yang menjadi paket komoditas yaitu :

- a. Kelompok bahan makanan,
- b. Kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau,
- c. Kelompok perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar,
- d. Kelompok sandang,
- e. Kelompok kesehatan,
- f. Kelompok pendidikan,
- g. Kelompok transport, komunikasi dan jasa keuangan.

Untuk menghitung nilai IHK pada bulan berjalan dilakukan Survei Harga Konsumen (SHK). Konsep harga yang digunakan dalam penghitungan IHK adalah sejumlah uang yang dibayarkan konsumen untuk membeli barang dan jasa yang mereka beli. Perubahan harga barang masing-masing komoditi tidak sama, biasanya tergantung pada tingkat konsumsi, musiman, dan ada juga komoditas barang dan jasa yang dikendalikan atau disubsidi oleh pemerintah seperti BBM,

listrik, uang sekolah, tarif angkutan, tarif air, dan biaya jasa telepon. Kondisi ini menyebabkan cara pengumpulan data harga untuk setiap komoditas berbeda-beda. Harga yang frekuensi perubahannya tinggi dikumpulkan secara mingguan (bahkan untuk harga beras dikumpulkan harian). Harga komoditas lainnya dikumpulkan dua mingguan dan bulanan. Pengumpulan harga dapat dilakukan lebih cepat apabila ada fluktuasi perubahan harga yang tinggi, misalnya hari raya dan musim liburan.

Tempat pemantauan data harga konsumen adalah pasar tradisional, pasar swalayan, dan outlet. Pasar adalah tempat terjadinya transaksi jual beli antara pedagang dan pembeli. Pada pasar tradisional, masih ada proses tawar-menawar antara pedagang dengan pembeli. Sedangkan pada pasar modern, harganya sudah tetap misalnya menggunakan label harga sehingga tidak ada lagi proses tawar-menawar. Berbeda dengan pasar, outlet adalah tempat yang menyediakan atau menjual barang-barang yang khusus atau berupa jasa. Contoh outlet adalah seperti toko bangunan, *fastfood*, rumah sakit, PLN, serta praktek dokter.

Pasar yang akan didata dipilih secara *purposive* dari pasar yang ada dengan kriteria sebagai berikut:

- a. Pasar tersebut merupakan pasar yang dijadikan acuan harga bagi pasar-pasar disekitarnya,
- b. Pasar yang relative besar, terletak didaerah kota, dan berbagai komoditi dapat ditemui,
- c. Masyarakat banyak yang berbelanja disana, dan waktu keramaian berbelanja panjang.

Sedangkan responden dalam SHK adalah pedagang yang menjual barang dan jasa kebutuhan rumah tangga secara eceran. Responden yang terpilih merupakan pedagang yang mempunyai kriteria:

- a. Pedagang yang mempunyai tempat yang tetap,
- b. Pedagang yang mempunyai berbagai macam komoditi yang diperdagangkan, relatif besar sehingga menjamin kelangsungan pencacahan,

- c. Banyak masyarakat yang berbelanja, mudah diwawancarai, jujur, dan bersahabat.

2.7.2. Penghitungan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi

Nilai IHK diperoleh melalui perbandingan nilai konsumsi pada suatu periode berjalan dengan nilai konsumsi pada tahun dasar hasil SBH terakhir (Rosidi, Riduan, dan Sugiharto, 2005). Nilai konsumsi adalah jumlah nilai yang dikeluarkan oleh rumah tangga untuk memperoleh suatu komoditas untuk dikonsumsi. Nilai konsumsi suatu komoditi merupakan perkalian harga komoditas dengan kuantitas (banyaknya) yang dikonsumsi. Formula yang digunakan untuk menghitung IHK masing-masing kota adalah berdasarkan *formula Laspeyres* dengan modifikasi sebagai berikut:

$$IHK_t = \frac{\sum_{g=1}^G \frac{P_{t,g}}{P_{(t-1),g}} P_{(t-1),g} Q_{o,g}}{\sum_{g=1}^G P_{o,g} Q_{o,g}} \quad (2.76)$$

dengan :

- IHK_t = Indeks harga konsumen periode ke- t
- $P_{t,g}$ = Harga jenis barang ke- g , periode ke- t
- $P_{(t-1),g}$ = Harga jenis barang ke- g , periode ke- $(t-1)$
- $P_{(t-1),g} Q_{o,g}$ = Nilai konsumsi jenis barang ke- g , periode ke- $(t-1)$
- $P_{o,g} Q_{o,g}$ = Nilai konsumsi jenis barang ke- g pada tahun dasar
- g = Jenis barang paket komoditas

Indeks Harga Konsumen merupakan salah satu indikator yang digunakan untuk menghitung tingkat inflasi. BPS menghitung angka inflasi dengan membandingkan antar bulan atau inflasi bulan ke bulan (*month to month*), bulan yang sama pada tahun ke-A dengan tahun ke-(A-1) atau inflasi tahun ke tahun (*year on year*) dan inflasi tahun kalender dengan membandingkan IHK bulan tahun ke-A terhadap bulan desember tahun ke-(A-1). Formula inflasi bulan ke bulan sebagai berikut:

$$Inflasi \text{ Bulan}_{(t)} = \left[\frac{IHK \text{ bulan}_{(t)} - IHK \text{ bulan}_{(t-1)}}{IHK \text{ bulan}_{(t-1)}} \times 100 \% \right] \quad (2.77)$$

Formula inflasi tahun ke tahun (*y on y*) sebagai berikut:

$$Inflasi\ y\ on\ y_{(A)} = \left[\frac{IHK_{(bulan\ t\ tahun\ A)} - IHK_{(bulan\ t\ tahun\ (A-1))}}{IHK_{(bulan\ t\ tahun\ (A-1))}} \right] \times 100\% \quad (2.78)$$

Dan formula inflasi tahun kalender sebagai berikut:

$$Inflasi\ Kalender_{(A)} = \left[\frac{IHK_{(bulan\ t\ tahun\ A)} - IHK_{(Des\ tahun\ (A-1))}}{IHK_{(Des\ tahun\ (A-1))}} \right] \times 100\% \quad (2.79)$$

2.7.3. Penghitungan IHK di Kalimantan

Penghitungan IHK di Kalimantan dilakukan pada 9 (Sembilan) kota meliputi Pontianak, Singkawang, Sampit, Palangkaraya, Tanjung, Banjarmasin, Balikpapan, Samarinda, dan Tarakan. Kota Singkawang dan Tarakan masuk dalam penghitungan kota inflasi sejak tahun 2008, sedangkan Kota Tanjung tahun 2014.

Tabel 2.5.Penimbang Kota, Jumlah Jenis Barang/jasa, dan Rata-rata Nilai Konsumsi Rumah Tangga Per Bulan Kota-kota di Kalimantan Hasil SBH 2012

No	Nama Kota	Penimbang Kota Inflasi Terhadap Inflasi Nasional (persen)	Jumlah Jenis Barang dan Jasa	Rata-Rata Nilai Konsumsi Rumah Tangga per bulan (Rupiah)
1	Samarinda	1,43	386	5.668.102,32
2	Banjarmasin	1,38	376	4.819.849,55
3	Balikpapan	1,10	386	5.505.871,22
4	Pontianak	1,05	376	5.263.191,98
5	Palangkaraya	0,46	349	5.221.135,66
6	Tarakan	0,37	339	4.853.739,50
7	Sampit	0,25	338	4.726.489,43
8	Singkawang	0,23	311	4.432.167,49
9	Tanjung	0,11	312	4.819.849,55

Sumber : Badan Pusat Statistik, 2013

Hasil SBH 2012 seperti terlihat pada Tabel 2.5 menunjukkan bahwa andil inflasi terbesar terhadap inflasi nasional pada kota-kota di Kalimantan adalah

Kota Samarinda yaitu sebesar 1,43 persen, sedangkan yang terendah adalah Kota Tanjung sebesar 0,11 persen. Sedangkan rata-rata nilai konsumsi rumah tangga hasil SBH 2012 di Kalimantan yang tertinggi adalah Kota Samarinda sebesar Rp 5.668.102,32 per bulan dan yang terendah adalah Kota Singkawang sebesar Rp 4.432.167,49. Kota dengan kelompok empat besar berkontribusi lebih dari 1 (satu) persen terhadap angka inflasi nasional adalah Kota Samarinda, Banjarmasin, Balikpapan dan Pontianak.

Cakupan komoditas yang akan disurvei setiap bulan untuk menyusun IHK masing-masing kota juga berbeda. Kota inflasi di Kalimantan dengan jumlah cakupan komoditas barang dan jasa yang tertinggi hasil SBH adalah Samarinda dan Balikpapan sebanyak 386 komoditas, Banjarmasin dan Pontianak sebanyak 376 komoditas, sedangkan yang terendah adalah Kota Singkawang sebanyak 311 jenis.

Dengan memperhatikan andil inflasi dan jumlah cakupan komoditas barang dan jasa dalam penghitungan IHK, maka dalam penelitian ini kota yang digunakan untuk lokasi penelitian adalah Pontianak, Balikpapan, Banjarmasin, dan Samarinda. Ke empat kota juga terdapat kantor perwakilan Bank Indonesia sehingga tersedia data jumlah uang beredar yang akan digunakan dalam analisis lebih lanjut.

2.8. Perubahan Harga dan Jumlah Uang Beredar

Menurut Hasbullah (2012) faktor yang mempengaruhi perubahan tingkat harga pada barang-barang pokok adalah ekspektasi inflasi dan *output gap* atau ketidakseimbangan antara permintaan dan penawaran. Ekspektasi inflasi di Indonesia biasanya disebabkan oleh kenaikan bahan bakar minyak (BBM), tarif dasar listrik (TDL), dan komoditi lain yang berdampak luas. Sedangkan ketidakseimbangan antara permintaan dan penawaran adalah penyebab inflasi yang dikenal luas oleh masyarakat. Kendala ketersediaan barang dan jasa menjadi alasan untuk meningkatkan biaya dan tingkat harga. Faktor lokasi tempat tinggal dan sumber untuk memperoleh barang dan jasa juga merupakan alasan untuk menaikkan harga. Kondisi infrastruktur yang terbatas khususnya sarana transportasi telah menurunkan kapasitas potensial dan produktivitas, yang pada

gilirannya mengakibatkan sisi penawaran (*supply*) cenderung terbatas dalam merespon perubahan permintaan.

Dalam teori kuantitas uang (*quantity theory of money*) tingkat perubahan harga dipengaruhi oleh jumlah uang yang beredar (Mankiw, 2000). Melalui kebijakan moneternya, Bank Indonesia mempunyai kewenangan untuk mengatur jumlah uang yang beredar di masyarakat. Pengaturan jumlah uang yang beredar diarahkan untuk menjaga keseimbangan permintaan dan penawaran dengan mendorong pertumbuhan sektor riil dan mengendalikan perubahan tingkat harga. Bank Indonesia akan meningkatkan jumlah uang yang beredar jika memandang kondisi ekonomi melambat, sehingga dapat memacu roda kegiatan ekonomi. Demikian sebaliknya akan mengurangi jumlah uang yang beredar jika kondisi pertumbuhan sektor riil terlalu tinggi dan perubahan tingkat harga terlalu tinggi agar akselerasi kegiatan ekonomi tidak terlalu cepat. (Bank Indonesia, 2014)

Berdasarkan Surat Edaran Bank Indonesia No.13/9/2011 tanggal 15 April 2011 perihal penarikan dan penyetoran dana ke Bank Indonesia, Bank Indonesia melakukan kegiatan *inflow* dan *outflow* pada semua bank yang ada di Indonesia untuk memenuhi kebutuhan ketersediaan uang yang beredar di masyarakat. *Inflow* merupakan kegiatan bank umum melakukan penyetoran uang ke Bank Indonesia sedangkan *outflow* merupakan kegiatan bank melakukan penarikan uang yang masih layak edar (ULE) dari Bank Indonesia. Jumlah uang beredar yang dimaksud adalah jumlah uang kartal berupa uang kertas dan uang logam yang beredar di masyarakat. Dalam penelitian ini data jumlah uang beredar yang digunakan adalah data *inflow* dan *outflow* dari Kantor Perwakilan Bank Indonesia di Kota Pontianak, Kota Banjarmasin, Kota Samarinda, dan Kota Balikpapan.

Tabel 3.2. Jarak Tempuh Kendaraan dengan Transportasi Darat antar Lokasi Kota-kota di Kalimantan.

Lokasi	Jarak (Km)			
	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
Pontianak	0	1.474,5	2.042,7	1.910,4
Banjarmasin	1.474,5	0	586,8	473,1
Samarinda	2.042,7	586,8	0	116,0
Balikpapan	1.910,4	473,1	116,0	0

Sumber: www.maps.google.com (diolah)

Lokasi dari keempat kota tersebut, jika dilihat pada peta wilayah Kalimantan adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1. Peta lokasi kota-kota di Kalimantan (www.maps.google.com)

3.2. Variabel Penelitian

Secara umum ada dua variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data output (respon) dan variabel input (eksogen).

3.2.1. Variabel Output (respon)

Jika $Y_{i,t}$ merupakan merupakan data output pada lokasi ke- i dengan $i=1,2,3,4$ (Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, Balikpapan) dan waktu ke- t maka variabel output yang digunakan dalam penelitian ini seperti ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3. Variabel Output (Respon) dalam Penelitian

No	Variabel	Keterangan
1.	$Y_{1,t}$	IHK Kota Pontianak waktu ke- t
2.	$Y_{2,t}$	IHK Kota Banjarmasin waktu ke- t
3.	$Y_{3,t}$	IHK Kota Samarinda waktu ke- t
4.	$Y_{4,t}$	IHK Kota Balikpapan waktu ke- t

3.2.2. Variabel Input (eksogen)

Jika $x_{ih,t}$ merupakan variabel input pada lokasi ke- i dengan $i=1,2,3,4$ (Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, Balikpapan) untuk variabel ke- h dengan $h=1,2$ (*inflow* dan *outflow*) dan waktu ke- t maka variabel yang digunakan dalam penelitian ini seperti terlihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4. Variabel Input (Eksogen) dalam Penelitian

No	Variabel	Keterangan
1.	$x_{11,t}$	<i>Inflow</i> Kota Pontianak waktu ke- t
2.	$x_{12,t}$	<i>Inflow</i> Kota Banjarmasin waktu ke- t
3.	$x_{13,t}$	<i>Inflow</i> Kota Samarinda waktu ke- t
4.	$x_{14,t}$	<i>Inflow</i> Kota Balikpapan waktu ke- t
5.	$x_{21,t}$	<i>Outflow</i> Kota Pontianak waktu ke- t
6.	$x_{22,t}$	<i>Outflow</i> Kota Banjarmasin waktu ke- t
7.	$x_{23,t}$	<i>Outflow</i> Kota Samarinda waktu ke- t
8.	$x_{24,t}$	<i>Outflow</i> Kota Balikpapan waktu ke- t

3.3. Tahapan Analisa Data

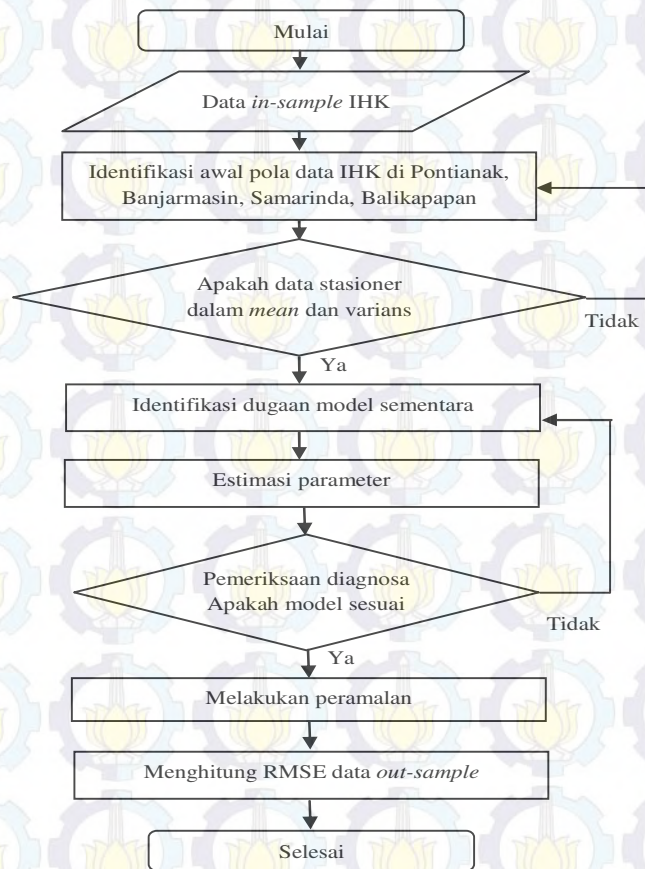
Berdasarkan tujuan penelitian, maka tahapan dalam penelitian ini adalah melakukan pemodelan pada data inflasi di empat lokasi dengan menggunakan model ARIMA, model fungsi transfer, dan model GSTARX.

3.3.1. Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan untuk mengetahui gambaran umum tentang karakteristik dari data IHK kota-kota di Kalimantan yaitu Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan. Pada tahap ini dilakukan analisis deskriptif dan membuat plot *time series* untuk masing-masing lokasi/kota.

3.3.2. Pemodelan ARIMA

Proses peramalan IHK dengan pemodelan ARIMA dilakukan sesuai dengan prosedur yang dilakukan oleh Box-Jenkins. Diagram tahapan pemodelan IHK dengan model ARIMA seperti terlihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Tahapan pemodelan IHK dengan ARIMA

Tahapan yang dilakukan dalam pemodelan ARIMA adalah:

1. Mengidentifikasi stasioneritas dalam varians dan rata-rata pada data IHK masing-masing kota di Kalimantan.
2. Melakukan identifikasi model dugaan sementara pada data IHK masing-masing kota di Kalimantan.
3. Melakukan estimasi parameter model pada data IHK masing-masing kota di Kalimantan.

4. Melakukan pemeriksaan diagnosa untuk mendapatkan model yang layak dengan memeriksa residual untuk mengetahui tercapainya syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal.
5. Melakukan peramalan berdasarkan model yang layak dan menghitung RMSE pada data *out-sample*.

3.3.3. Pemodelan Fungsi Transfer Multi Input

Tahapan pemodelan fungsi transfer multi input yang akan dilakukan meliputi:

1. Mengidentifikasi stasioneritas deret input, yaitu variabel *inflow* dan *outflow* dalam rata-rata dan varians.
2. Melakukan *prewhitening* pada data deret input dan deret output
3. Melakukan penghitungan korelasi silang antara data deret input dan deret output.
4. Menetapkan bobot respon impuls (b, r, s) yang menghubungkan masing-masing data deret input dan deret output serta penaksiran awal deret *error* u_t .
5. Melakukan pemodelan dengan model fungsi transfer sementara berdasarkan orde (b, r, s) dan pemodelan ARIMA untuk u_t .
6. Melakukan estimasi parameter model fungsi transfer multi input, sehingga memperoleh model sebagai berikut:

$$y_t = \sum_{h=1}^H \frac{\omega_{sh}(B)B^{b_h}}{\delta_{rh}(B)} x_{ht} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t. \quad (3.1)$$

6. *Diagnostic checking* model untuk mendapatkan model yang layak dengan memeriksa residual untuk mengetahui tercapainya asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal.
7. Melakukan peramalan dengan model terbaik dan menghitung nilai RMSE pada data *out-sample*.

Diagram tahapan dalam pemodelan IHK dengan model fungsi transfer adalah sebagai berikut:



Gambar 3.3. Tahapan pemodelan IHC dengan model fungsi transfer

3.3.4. Pembentukan Model GSTARX

Secara umum dalam tahapan ini akan dilakukan prosedur identifikasi model fungsi transfer multi input untuk mendapatkan residual dari model. Pemodelan residual hasil peramalan model fungsi transfer akan dilakukan untuk melihat pengaruh lokasi dalam pemodelan IHC di empat kota di Kalimantan dengan menggunakan model GSTAR.

Tahapan pembentukan model GSTARX yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi:

1. Pada tahap pertama melakukan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Melakukan identifikasi model fungsi transfer untuk masing-masing kota.
 - b. Melakukan estimasi model fungsi transfer untuk masing masing kota sebagaimana langkah-langkah yang dijelaskan sebelumnya sehingga mendapatkan model tanpa melakukan pemodelan ARIMA deret $noise$ (u_t) seperti pada persamaan (3.2).

$$y_t = \sum_{h=1}^H v_h(B)x_{ht} + u_t \quad (3.2)$$

atau

$$y_t = \sum_{h=1}^H \frac{\omega_{sh}(B)B^{b_h}}{\delta_{rh}(B)} x_{ht} + u_t. \quad (3.3)$$

- c. Melakukan peramalan $\hat{y}_t$ dengan model (3.3) untuk mendapatkan residual u_t pada lokasi ke- i (u_{it}).
2. Pada tahap kedua melakukan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Mengidentifikasi stasioneritas dalam rata-rata dari residual $u_{i,t}$ dengan menggunakan skematik MCCF.
 - b. Menentukan orde waktu (p) dari model $u_{i,t}$ yang telah stasioner dengan menggunakan skematik MPCCF dan nilai AIC minimum.
 - c. Menentukan bobot spasial yang digunakan, bobot spasial yang dipergunakan ditentukan dengan orde spasial satu (p_1).
 - d. Melakukan penghitungan nilai pembobot lokasi (W^1) menggunakan bobot seragam, invers jarak imajiner dengan menarik garis lurus (Tipe I), invers jarak riil jarak tempuh transportasi darat (Tipe II), normalisasi korelasi silang, dan normalisasi inferensia parsial korelasi silang.
 - e. Melakukan estimasi parameter dengan menggunakan orde p dari langkah 2 bagian (b) dengan model GSTAR-GLS

$$u(t) = \sum_{k=1}^p [\Phi_{k0}u(t-k) + \Phi_{k1}W^{(1)}u(t-k)] + e(t) \quad (3.4)$$
 - f. Menguji signifikansi parameter model GSTAR-GLS. Jika terdapat parameter-parameter yang tidak signifikan, dilakukan *restricted* dengan mengurangi variabel yang tidak signifikan.
 - g. Mendapatkan model GSTAR-GLS.
 - h. Melakukan peramalan $\hat{u}_{i,t}$ dengan model GSTAR-GLS.
3. Pada tahap ketiga langkah-langkah yang dilakukan dalam pemodelan GSTARX adalah sebagai berikut:

- a. Melakukan peramalan dengan model GSTARX untuk data IHK di kota Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan dengan formula:

$$\hat{Y}_{i,t} = \hat{y}_{i,t} + \hat{u}_{i,t} \quad (3.5)$$

dengan

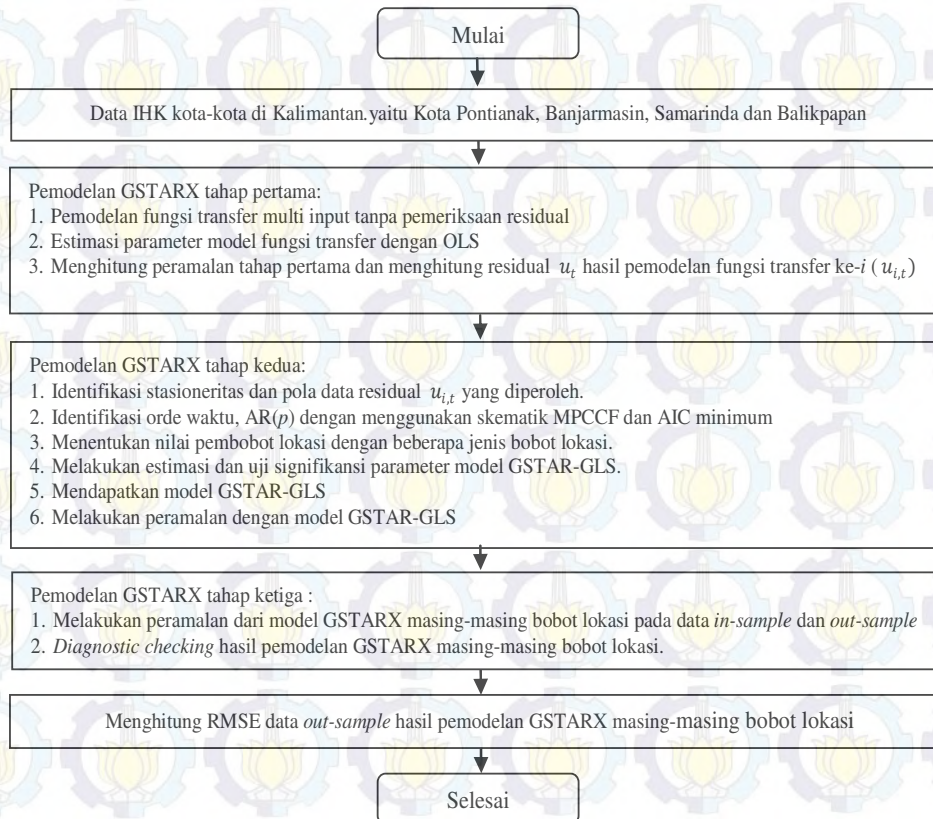
$\hat{Y}_{i,t}$: hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i dari model GSTARX

$\hat{y}_{i,t}$: hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i di tahap I

$\hat{u}_{i,t}$: hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i di tahap II

- b. *Diagnostic checking* hasil pemodelan GSTARX masing-masing bobot dengan pengujian residual yang *white noise* menggunakan AIC yang terkecil.
- c. Menghitung nilai RMSE hasil pemodelan GSTARX masing-masing bobot pada data *out-sample*.

Diagram tahapan dalam pemodelan GSTARX untuk pemodelan IHK empat kota di Kalimantan terlihat pada Gambar 3.4.

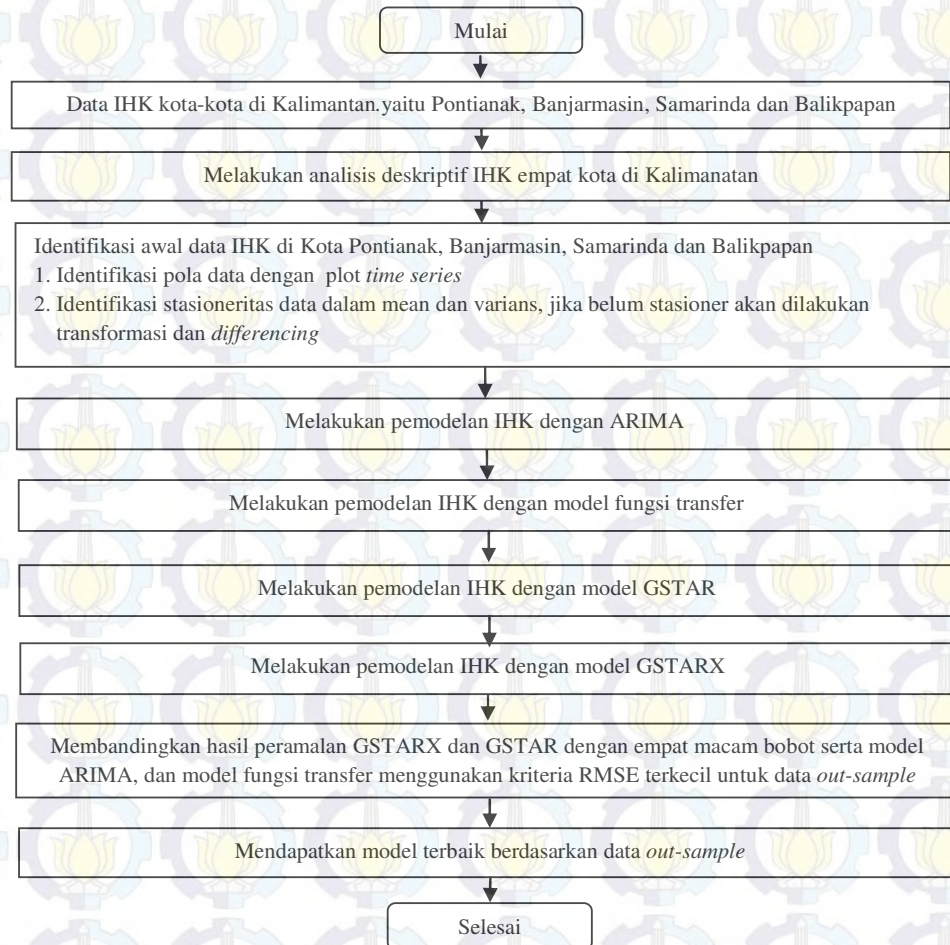


Gambar 3.4. Tahapan pemodelan IHK dengan model GSTARX

3.3.5. Pemilihan Model Terbaik

1. Membandingkan hasil peramalan GSTARX dan GSTAR dengan empat macam bobot, model ARIMA, dan model fungsi transfer menggunakan kriteria model RMSE untuk data *out-sample*.
2. Mendapatkan model terbaik berdasarkan data *out-sample*.

Tahapan analisa data dalam pemodelan GSTARX untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan seperti terlihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5. Tahapan Analisa Data

3.4. Struktur Data

Struktur data yang dipergunakan dalam penelitian ini seperti terlihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5. Struktur Data dalam Penelitian Data IHK Empat Kota di Kalimantan

t	Tahun	Bulan	$Y_{1,t}$	$Y_{2,t}$	$Y_{3,t}$	$Y_{4,t}$	$X_{11,t}$	$X_{12,t}$	$X_{13,t}$	$X_{14,t}$	$X_{21,t}$	$X_{22,t}$	$X_{23,t}$	$X_{24,t}$
1	2003	1	$y_{1,1}$	$y_{2,1}$	$y_{3,1}$	$y_{4,1}$	$x_{11,1}$	$x_{12,1}$	$x_{13,1}$	$x_{14,1}$	$x_{21,1}$	$x_{22,1}$	$x_{23,1}$	$x_{24,1}$
2	2003	2	$y_{1,2}$	$y_{2,2}$	$y_{3,2}$	$y_{4,2}$	$x_{11,2}$	$x_{12,2}$	$x_{13,2}$	$x_{14,2}$	$x_{21,2}$	$x_{22,2}$	$x_{23,2}$	$x_{24,2}$
3	2003	3	$y_{1,3}$	$y_{2,3}$	$y_{3,3}$	$y_{4,3}$	$x_{11,3}$	$x_{12,3}$	$x_{13,3}$	$x_{14,3}$	$x_{21,3}$	$x_{22,3}$	$x_{23,3}$	$x_{24,3}$
⋮			⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
90	2010	6	$y_{1,90}$	$y_{2,90}$	$y_{3,90}$	$y_{4,90}$	$x_{11,90}$	$x_{12,90}$	$x_{13,90}$	$x_{14,90}$	$x_{21,90}$	$x_{22,90}$	$x_{23,90}$	$x_{24,90}$
91	2010	7	$y_{1,91}$	$y_{2,91}$	$y_{3,91}$	$y_{4,91}$	$x_{11,91}$	$x_{12,91}$	$x_{13,91}$	$x_{14,91}$	$x_{21,91}$	$x_{22,91}$	$x_{23,91}$	$x_{24,91}$
⋮			⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
132	2013	12	$y_{1,132}$	$y_{2,132}$	$y_{3,132}$	$y_{4,132}$	$x_{11,132}$	$x_{12,132}$	$x_{13,132}$	$x_{14,132}$	$x_{21,132}$	$x_{22,132}$	$x_{23,132}$	$x_{24,132}$

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijelaskan secara rinci mengenai hasil serta analisis pembahasan hasil pemodelan data IHK pada empat kota di Kalimantan yaitu Kota Pontianak, Kota Banjarmasin, Kota Samarinda dan Kota Balikpapan. Pemodelan data IHK dilakukan dengan analisis *time series* univariat maupun multivariat yaitu model ARIMA, model fungsi transfer, dan model GSTAR dengan melibatkan variabel eksogen (GSTARX) dengan metode estimasi GLS. Analisis yang dilakukan meliputi pencarian model terbaik sehingga dapat digunakan untuk meramalkan IHK pada beberapa waktu ke depan.

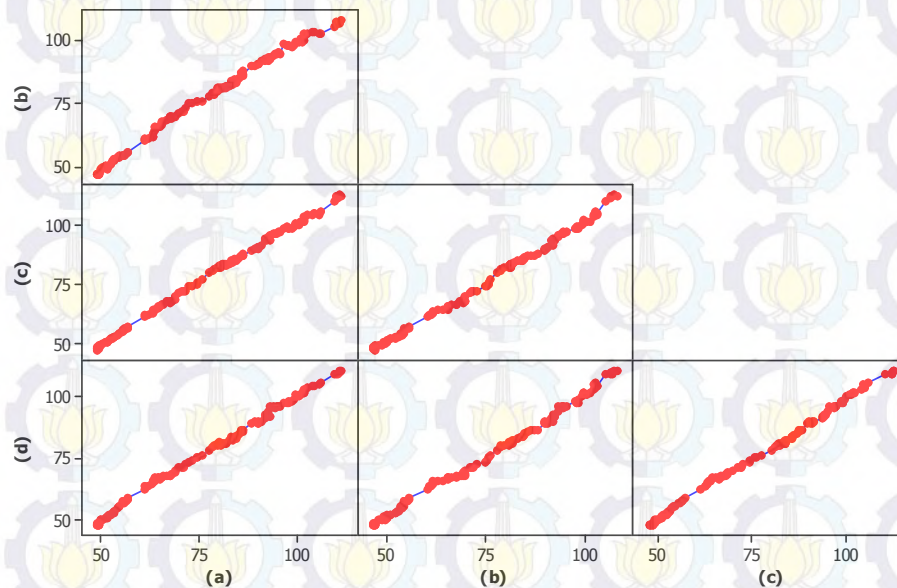
4.1 Karakteristik Data IHK, *Inflow* dan *Outflow* di Kalimantan

Data yang digunakan dalam analisis ini adalah data IHK bulan Januari 2003 sampai dengan Desember 2014. Data tahun Januari 2003 sampai dengan Desember 2013 sebanyak 132 pengamatan digunakan sebagai data *in-sample*, sedangkan sebanyak 12 pengamatan mulai bulan Januari 2014 sampai dengan Desember 2014 sebagai data *out-sample*.

Data IHK pada empat kota di Kalimantan yang digunakan dalam kajian ini adalah Kota Pontianak, Kota Banjarmasin, Kota Samarinda dan Kota Balikpapan. Pemilihan kota dilakukan dengan memperhatikan kecukupan data untuk analisis *time series* sebanyak minimal 50 pengamatan, keberadaan Kantor Perwakilan Bank Indonesia di daerah untuk ketersediaan data jumlah uang beredar (*inflow* dan *outflow*), dan kontribusi kota IHK/inflasi terhadap IHK/inflasi dengan batasan minimal memberikan andil sebesar 1 (satu) persen terhadap IHK/inflasi nasional.

Secara umum, statistik deskriptif untuk data IHK pada empat kota di Kalimantan seperti terlihat pada Tabel 4.1. Berdasarkan Tabel 4.1 diketahui bahwa selama Januari 2003 sampai dengan Desember 2013 nilai rata-rata data IHK di Pontianak sebesar 76,48, Banjarmasin sebesar 75,86, Samarinda sebesar 77,17, dan Balikpapan sebesar 76,8. Rata-rata nilai IHK tertinggi adalah Kota Samarinda yaitu sebesar 77,17. Persebaran data terhadap rata-rata untuk IHK Kota Pontianak sebesar 18,89, Banjarmasin sebesar 18,80, Samarinda sebesar 19,53

Pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa pergerakan IHK selama tahun 2003 sampai dengan tahun 2013 mengalami peningkatan pada setiap periode. Pergerakan IHK di masing- masing kota terjadi secara beriringan dan cenderung memiliki pola yang sama, dimana terdapat kecenderungan adanya peningkatan/penurunan disuatu kota hampir pasti juga terjadi pada kota lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa fenomena perubahan harga barang dan jasa pada empat kota IHK di Kalimantan memiliki karakteristik yang sama. Seperti halnya kebijakan kenaikan harga BBM pada bulan Oktober 2005, Juni 2008, dan Juli 2013 serta kenaikan tarif dasar listrik (TDL) bulan Juli 2010 secara serempak direspon dengan peningkatan nilai IHK oleh masing-masing wilayah. Penjelasan hubungan antar IHK kota yang satu dengan kota yang lain dapat ditunjukkan dengan scatter plot pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. *Scatter plot* antar IHK empat kota di Kalimantan: (a). Pontianak (b). Banjarmasin (c). Samarinda (d). Balikpapan

Dengan melihat hasil *scatter plot* data antar IHK empat kota di Kalimantan seperti pada Gambar 4.2. menimbulkan dugaan adanya kecenderungan hubungan antara IHK kota yang satu dengan kota yang lainnya. Nilai korelasi IHK antar kota dapat digunakan untuk mengetahui besar kecilnya

kecenderungan hubungan IHK antar kota. Hasil penghitungan korelasi IHK antar kota seperti terlihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Nilai Korelasi Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Kota	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
Pontianak <i>p-value</i>	1	0,997 (0,000)	0,999 (0,000)	0,999 (0,000)
Banjarmasin <i>p-value</i>	0,997 (0,000)	1	0,998 (0,000)	0,998 (0,000)
Samarinda <i>p-value</i>	0,999 (0,000)	0,998 (0,000)	1	0,999 (0,000)
Balikpapan <i>p-value</i>	0,999 (0,000)	0,998 (0,000)	0,999 (0,000)	1

Pada Tabel 4.2. menunjukkan bahwa antar IHK empat kota di Kalimantan mempunyai nilai korelasi yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa terjadi keterkaitan data IHK antar kota pada orde waktu yang sama. Nilai korelasi IHK antar wilayah ini mendukung pernyataan sebelumnya yang menyatakan bahwa IHK antar lokasi yang berdekatan saling memiliki keterkaitan yang tinggi.

Salah satu faktor yang mempengaruhi perkembangan IHK adalah jumlah uang beredar (*inflow* dan *outflow*). Perkembangan *inflow* dapat kita lihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Perkembangan *inflow* empat kota di Kalimantan Tahun 2003-2013 (milyar)

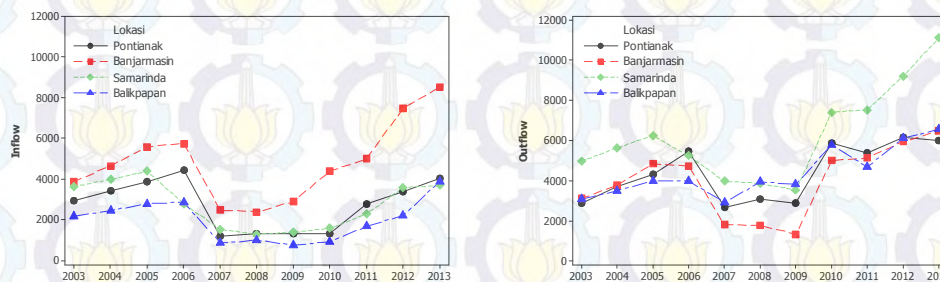
Tahun	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
2003	2.938,20	3.862,83	3.621,92	2.174,11
2004	3.432,21	4.640,58	3.968,88	2.442,81
2005	3.866,14	5.583,12	4.381,33	2.781,59
2006	4.430,74	5.742,46	2.779,70	2.865,23
2007	1.199,91	2.475,86	1.519,69	862,01
2008	1.314,61	2.375,65	1.279,71	989,50
2009	1.306,86	2.890,07	1.381,20	743,61
2010	1.296,09	4.397,78	1.583,67	920,48
2011	2.789,34	4.999,37	2.269,61	1.669,03
2012	3.395,63	7.459,28	3.573,36	2.211,44
2013	4.033,97	8.507,30	3.682,19	3.877,90
Rata-rata	2.727,61	4.812,21	2.731,02	1.957,97

Perkembangan *inflow* dan *outflow* pada Tabel 4.3. rata-rata *inflow* setiap tahun sejak tahun 2003 sampai dengan tahun 2013 untuk Kota Pontianak sebesar Rp 2.727,61 milyar, Kota Banjarmasin sebesar Rp 4.812,21 milyar, Kota Samarinda sebesar Rp 2.731,02 milyar dan kota Balikpapan sebesar Rp.1.957,97 milyar. Sedangkan perkembangan *outflow* dapat kita lihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Perkembangan *outflow* empat kota di Kalimantan Tahun 2003-2013 (milyar)

Tahun	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
2003	2.886,62	3.114,23	4.964,30	3.078,83
2004	3.697,19	3.780,41	5.648,58	3.504,77
2005	4.318,11	4.856,07	6.244,05	3.999,90
2006	5.465,16	4.729,80	5.241,45	3.994,18
2007	2.687,08	1.808,38	3.972,50	2.918,17
2008	3.078,64	1.770,16	3.864,59	3.931,78
2009	2.882,03	1.337,06	3.539,58	3.828,57
2010	5.889,04	5.011,19	7.415,61	5.778,35
2011	5.371,90	5.136,20	7.529,04	4.673,03
2012	6.176,51	5.952,95	9.201,97	6.103,54
2013	6.015,35	6.483,43	11.114,80	6.561,94
Rata-rata	4.406,15	3.998,17	6.248,77	4.397,55

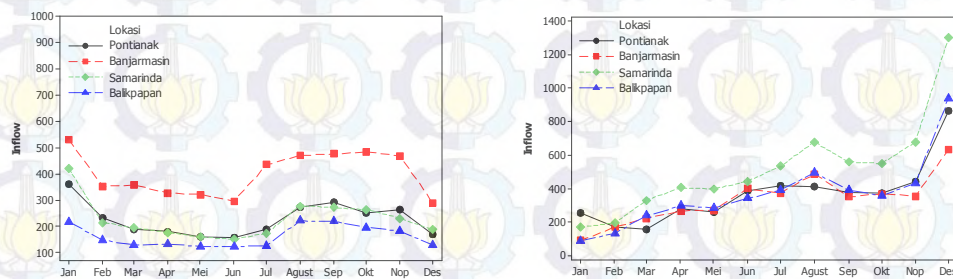
Pada Tabel 4.4. menunjukkan bahwa rata-rata *outflow* sejak tahun 2003 sampai dengan tahun 2013 untuk Kota Pontianak sebesar Rp 4.406,15 milyar, Kota Banjarmasin sebesar Rp 3.998,17 milyar, Kota Samarinda sebesar Rp 6.248,77 milyar dan kota Balikpapan sebesar Rp.4.397,55 milyar.



Gambar 4.3. Perkembangan *inflow* dan *outflow* empat kota di Kalimantan tahun 2003-2013

Plot perkembangan *inflow* dan *outflow* pada Gambar 4.3. menunjukkan bahwa pola perkembangan rata-rata *inflow* dan *outflow* empat kota di Kalimantan sejak tahun 2003 sampai dengan 2013 memiliki pola yang sama. Hal ini terjadi karena seluruh aktifitas *inflow* dan *outflow* setiap wilayah mengikuti regulasi yang telah ditentukan oleh Bank Indonesia.

Seperti terlihat pada Gambar 4.3. penurunan secara serentak di empat kota yang terjadi pada tahun 2007 dikarenakan adanya penerapan kebijakan uji coba setoran bayaran bank yang diatur dalam ketentuan sesuai dengan Surat Edaran Bank Indonesia No.9/37/DPU tanggal 27 Desember 2007 perihal penyetoran dan penarikan uang rupiah oleh bank umum di Bank Indonesia. Kebijakan ini berlaku secara nasional sejak Desember 2006 di seluruh wilayah Kantor Bank Indonesia, sehingga berdampak pada penurunan aliran uang kartal secara signifikan pada tahun 2007. Perubahan mekanisme penyetoran dan penarikan uang rupiah oleh bank umum di Bank Indonesia sebagaimana yang tertuang dalam Surat Edaran No.13/9/DPU pada tahun 2011 menyebabkan pergerakan *inflow* dan *outflow* semakin dinamis sejak tahun 2011.



Gambar 4.4. Perkembangan rata-rata bulanan *inflow* dan *outflow* empat kota di Kalimantan tahun 2003-2013

Perkembangan rata-rata bulanan *inflow* dan *outflow* sejak tahun 2003 sampai dengan tahun 2013 sebagaimana terlihat pada gambar 4.4. menunjukkan fenomena aktifitas *inflow* cukup tinggi terjadi setiap bulan Januari. Hal ini juga terjadi pada bulan Juli sampai dengan November, kemudian menurun pada bulan Desember. Sedangkan aktifitas *outflow* seperti pada Gambar 4.4. menunjukkan pola linier meningkat tiap bulan, aktifitas tertinggi terjadi pada bulan Desember.

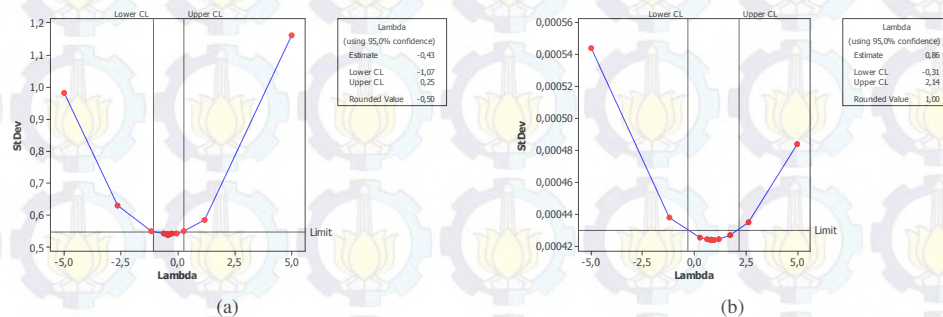
Pada bulan-bulan lain aktifitas *outflow* juga menunjukkan aktifitas yang tinggi seperti pada bulan Agustus.

4.2. Pemodelan ARIMA pada IHK Empat Kota di Kalimantan

Prosedur dalam pemodelan ARIMA pada IHK empat kota di Kalimantan menggunakan prosedur Box-Jenkins. Tahapan awal prosedur Box-Jenkins adalah melakukan identifikasi data, estimasi parameter, checking diagnosa, dan peramalan.

4.2.1. Peramalan ARIMA pada IHK Kota Pontianak.

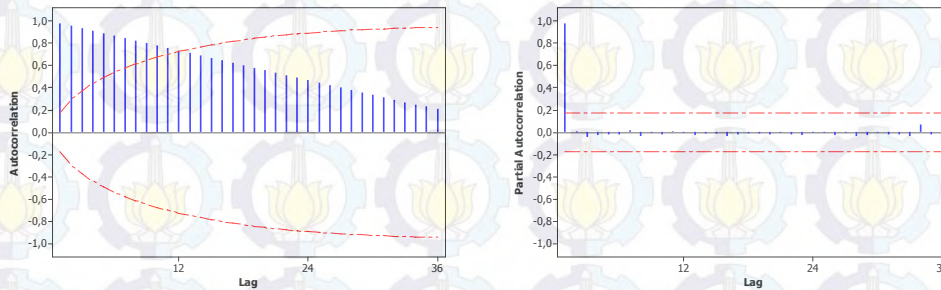
Pada tahap identifikasi pemodelan IHK di kota Pontianak dilakukan untuk mengetahui stasioneritas data dalam varians dan rata-rata. Identifikasi kestasioneran data dalam varians dapat dilakukan dengan melihat plot Box-Cox. Data dinyatakan stasioner dalam varians apabila pada plot Box-Cox menunjukkan bahwa nilai batas bawah dan batas atas nilai *rounded value* Lambda memuat nilai satu. Identifikasi dengan plot Box-Cox data IHK Kota Pontianak dapat ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5. Plot Box-Cox data IHK Kota Pontianak: (a). data belum stasioner dalam varians, (b). data stasioner dalam varians.

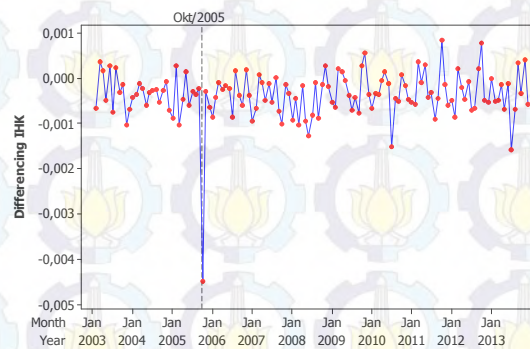
Plot Box-Cox pada Gambar 4.5.(a) menunjukkan bahwa pada data IHK Kota Pontianak memiliki nilai *rounded value* Lambda yang belum memuat nilai satu, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox. Plot Box-Cox yang merupakan hasil transformasi pada data IHK Kota Pontianak dapat dilihat pada Gambar 4.5.(b). Nilai *rounded value* Lambda sudah memuat nilai satu sehingga data IHK Kota Pontianak sudah merupakan data yang stasioner dalam varians.

Setelah ditransformasi dan data telah stasioner dalam varians, selanjutnya dilakukan identifikasi pada data IHK untuk pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dengan melihat plot *time series* dan plot ACF. Data dikatakan stasioner jika pada plot *time series* menunjukkan pola rata-rata yang tetap tidak dipengaruhi oleh waktu sedangkan pada plot ACF menunjukkan pola yang turun cepat dan segera *cut off* pada lag tertentu.



Gambar 4.6. Plot ACF dan PACF IHK Kota Pontianak hasil transformasi

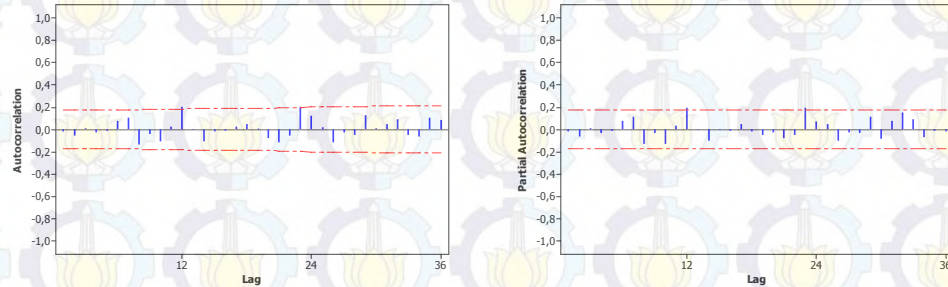
Pada Gambar 4.1. dan Gambar 4.6. menunjukkan bahwa adanya *trend* naik pada plot *time series* dan pola ACF yang turun lambat. Hal ini menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing* pada data. Plot *time series* data IHK Kota Pontianak hasil differencing terlihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7. Plot *time series* IHK Kota Pontianak hasil *differencing*

Hasil plot *time series* pada Gambar 4.7. menunjukkan bahwa pada data IHK Pontianak hasil *differencing* terdapat data *outlier* yaitu pengamatan ke-34 yang terjadi pada Bulan Oktober 2005. Data *outlier* diduga dipengaruhi oleh

kenaikan harga BBM yang terjadi pada tanggal 1 Oktober 2005. Plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama dapat kita lihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8. Plot ACF dan PACF IHK Kota Pontianak hasil *differencing*

Plot ACF pada Gambar 4.8. hasil *differencing* pertama memperlihatkan pola *dies down* cepat dan *cut off* pada lag tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa data IHK sudah stasioner dalam rata-rata dan varians setelah dilakukan *differencing* pertama.

Setelah asumsi stasioneritas dalam rata-rata dan varians terpenuhi, maka tahap identifikasi dilanjutkan dengan penentuan orde model ARIMA sementara dengan melihat pola plot ACF dan PACF IHK Kota Pontianak pada Gambar 4.8. Orde model ARIMA masing-masing kota dapat ditentukan berdasarkan lag-lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Identifikasi lag yang signifikan pada plot ACF terjadi pada lag 12 dan 23 sedangkan pada plot PACF juga terjadi pada lag 12 dan 23. Berdasarkan lag-lag yang signifikan model ARIMA untuk Kota Pontianak adalah model ARIMA([12,23],1,0), dan ARIMA (0,1,[12,23]).

Tabel 4.5. Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Pontianak

Model ARIMA	AIC
([12,23],1,0)	-1.597,79
(0,1,[12,23])	-1.595,08

Dengan menggunakan nilai AIC yang minimum pada Tabel 4.5. menunjukkan bahwa model ARIMA([12,23],1,0) sebagai model terbaik dengan nilai AIC sebesar -1.597,79. Model terbaik yang terpilih selanjutnya digunakan untuk estimasi parameter untuk pemodelan IHK Kota Pontianak. Hasil pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Pada Data IHK Kota Pontianak

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-Value
([12,23],1,0)	μ	-0,00036	0,00007	-4,77	<0,0001
	ϕ_{12}	0,2163	0,08775	2,47	0,0175
	ϕ_{23}	0,2313	0,09098	2,54	0,0104

Berdasarkan Tabel 4.6. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model. Secara matematis, model ARIMA([12,23],1,0) IHK Kota Pontianak dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_{1,t} = -0,00036 + \frac{1}{(1-B)(1-0,216B^{12}-0,2313B^{23})} a_{t,1}$$

dengan $y_{1,t} = \frac{1}{\sqrt{Y_{1,t}}}$, $\dot{y}_{1,t} = y_{1,t} - y_{1,(t-1)} - \theta$, dan $\theta = E(y_{1,t} - y_{1,(t-1)})$.

Langkah selanjutnya adalah melakukan *diagnostic checking* untuk melihat kesesuaian model yaitu residual memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Taraf signifikansi yang digunakan pada kedua uji ini sebesar $\alpha=0,05$. Hasil pengujian asumsi residual *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA pada IHK Kota Pontianak

Model ARIMA	Lag	Chi-Square	DF	p-Value
([12,23],1,0)	6	1,21	4	0,8770
	12	8,57	10	0,5736
	18	9,62	16	0,8859
	24	13,25	22	0,9259

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.7. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA([12,23],1,0) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti bahwa autokorelasi tidak signifikan atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas residual pada model ARIMA([12,23],1,0) dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji Kolmogorow-Smirnow menghasilkan nilai uji sebesar 0,11268 dengan *p-value* sebesar 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 yang berarti

bahwa model ARIMA([12,23],1,0) belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Deteksi *outlier* dapat dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan tidak terpenuhinya asumsi distribusi normal pada residual. Hasil deteksi *outlier* pada model ARIMA([12,23],1,0) dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Hasil Deteksi *Outlier* Model ARIMA([12,23],1,0) pada IHK Kota Pontianak

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>p-value</i>
34	<i>Shift</i>	-0,00388	119,21	<0,0001
91	<i>Shift</i>	-0,00122	12,04	0,0005
66	<i>Shift</i>	-0,00009	9,35	0,0022
127	<i>Shift</i>	-0,00103	9,27	0,0023
26	<i>Additive</i>	0,00070	8,77	0,0031

Hasil deteksi *outlier* pada data IHK untuk model ARIMA ([12,23],1,0) pada Tabel 4.8. menunjukkan adanya data *outlier* pada data observasi ke-34, 66, 91, dan 127 dengan tipe LS, sedangkan observasi ke-26 merupakan *outlier* tipe AO. Nilai *Chi-Square* tertinggi terletak pada pengamatan ke-34 dimana *outlier* pada data IHK Kota Pontianak diduga karena pengaruh kenaikan harga BBM pada tanggal 1 Oktober 2005. Oleh karena itu estimasi parameter model ARIMA ([12,23],1,0) dilanjutkan dengan menambahkan *outlier* pada pengamatan ke-34. Hasil estimasi parameter dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 dapat kita lihat pada tabel 4.9.

Tabel 4.9. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Kota Pontianak

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-Value</i>
μ	-	-0,00033	0,00006	-5,17	<0,0001
ϕ_{12}	-	0,36004	0,08844	4,07	<0,0001
ϕ_{23}	-	0,19133	0,09579	2,00	0,0479
ω_{LS34}	LS	-0,00391	0,00037	-10,49	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05,

sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model. Untuk selanjutnya dilakukan pengujian kembali kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA ([12,23],1,0) dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Pontianak

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	2,75	4	0,6103
12	10,55	10	0,3940
18	13,25	16	0,6546
24	17,42	22	0,7397

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.10. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA([12,23],1,0) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* sebesar 0,062023 dan nilai *p-value* sebesar lebih dari 0,15. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* sudah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan.

Dengan melihat nilai AIC pada model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* dan RMSE *in-sample*, maka model ini merupakan yang terbaik karena memiliki nilai AIC dan RMSE terkecil seperti terlihat pada Tabel 4.11.

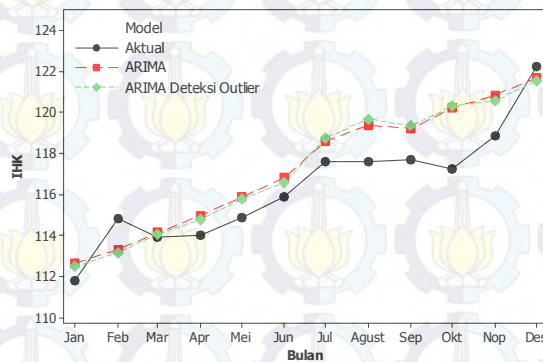
Tabel 4.11. Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Pontianak

Model ARIMA	AIC	RMSE <i>in-sample</i>
([12,23],1,0)	-1.597,79	0,6858
([12,23],1,0) dengan deteksi <i>outlier</i>	-1.676,50	0,5923

Secara matematis, model ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* untuk IHK Kota Pontianak dapat dituliskan sebagai berikut:

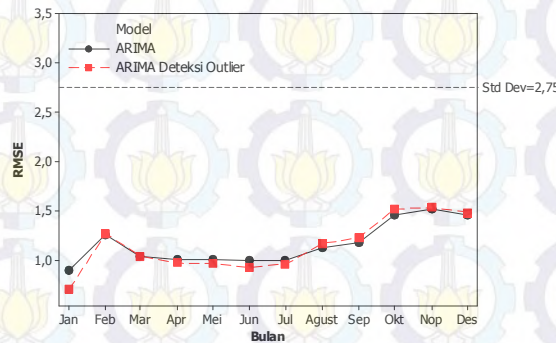
$$y_{1,t} = -0,00036 - \frac{0,0039}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{1}{(1-B)(1-0,216B^{12}-0,2313B^{23})} a_{1,t}.$$

Persamaan model yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan pada data *out-sample*. Perbandingan data aktual IHK Kota Pontianak dengan hasil peramalan data *out-sample* dari model ARIMA([12,23],1,0) menggunakan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9. Hasil peramalan model ARIMA ([12,23],1,0) pada data IHK Kota Pontianak

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil pemodelan ARIMA ([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* untuk peramalan data *out-sample* IHK Kota Pontianak sebesar 1,4829. Pada Gambar 4.10 menunjukkan perkembangan nilai RMSE sampai dengan peramalan ke-12 dengan pemodelan ARIMA ([12,23],1,0) tanpa deteksi *outlier* dan dengan deteksi *outlier*.

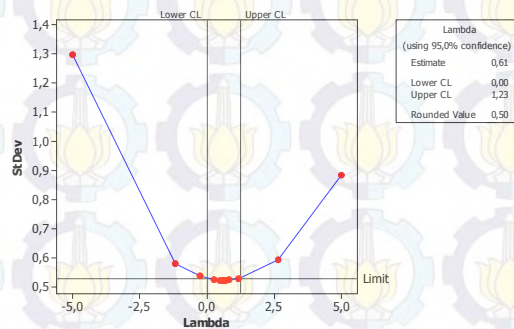


Gambar 4.10. Nilai RMSE *k-step* pemodelan ARIMA([12,23],1,0) pada data *out-sample* IHK Kota Pontianak

Untuk menguji kebaikan model dalam meramalkan sampai k -step ke berapa pada data *out-sample* dilakukan dengan membandingkan nilai RMSE pada k -step dengan standar deviasi data *out-sample*. Gambar 4.10 memperlihatkan hasil perbandingan nilai RMSE k -step dengan standar deviasi data *out-sample*. Berdasarkan Gambar 4.10 dapat ditunjukkan model ARIMA([12,23],1,0) dengan deteksi *outlier* mampu meramalkan dengan baik data IHK Kota Pontianak. Hal ini terlihat bahwa nilai RMSE k -step keseluruhannya terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Pontianak.

4.2.2. Peramalan ARIMA pada IHK Kota Banjarmasin.

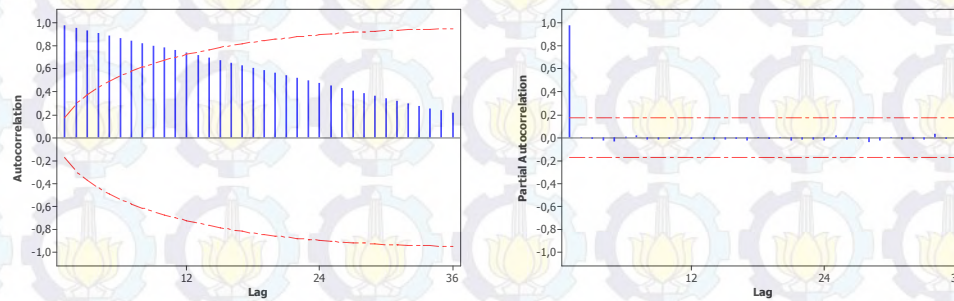
Tahap identifikasi stasioneritas data dalam varians pada pemodelan IHK di kota Banjarmasin dilakukan dengan melihat plot Box-Cox. Hasil plot Box-Cox data IHK Kota Banjarmasin dapat ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11. Plot Box-Cox data IHK Kota Banjarmasin

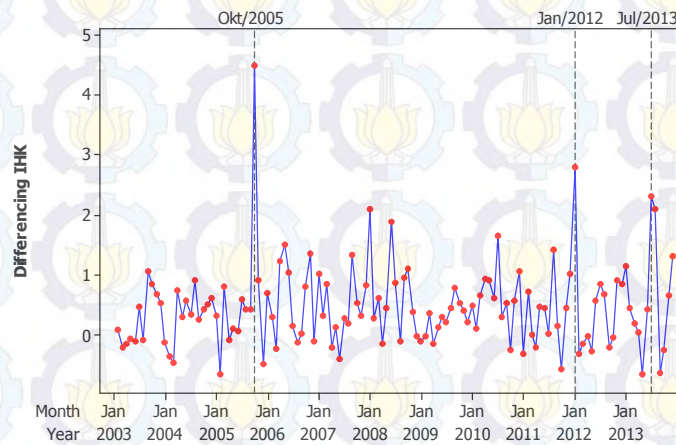
Hasil plot Box-Cox data IHK Kota Banjarmasin pada Gambar 4.11. menunjukkan bahwa nilai *rounded value* Lambda telah memuat nilai satu, sehingga data IHK Kota Banjarmasin merupakan data yang stasioner dalam varians

Data IHK Kota Banjarmasin yang telah stasioner dalam varians, selanjutnya dilakukan identifikasi untuk pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dengan melihat plgot *time series* dan plot ACF. Hasil plot *time series* data pada Gambar 4.1. menunjukkan bahwa data IHK Kota Banjarmasin mengikuti pola trend naik dan tidak bergerak pada rata-rata. Hasil plot ACF pada Gambar 4.12. menunjukkan bahwa pola ACF turun lambat yang berarti bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing* pada data.



Gambar 4.12. Plot ACF dan PACF IHK Kota Banjarmasin

Plot *time series* data IHK Kota Banjarmasin hasil *differencing* dapat kita lihat pada Gambar 4.13.

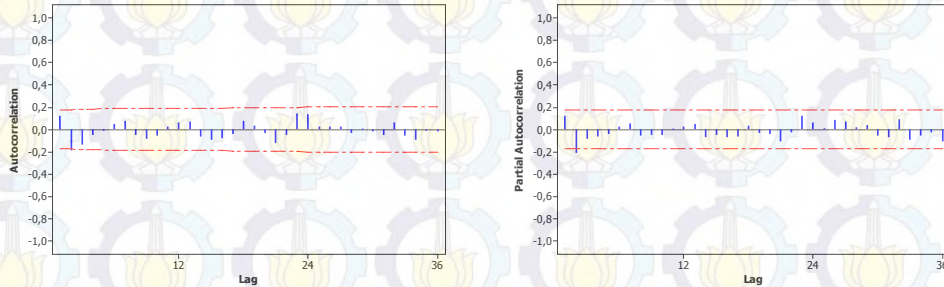


Gambar 4.13. Plot *time series* IHK Kota Banjarmasin hasil *differencing*

Plot *time series* pada Gambar 4.13. menggambarkan bahwa data sudah memiliki pola bergerak pada rata-rata. Secara visual juga terlihat adanya beberapa data yang *outlier* yang terdapat pada pengamatan ke-34, 109, dan 127. Pengamatan ke-34 terjadi pada bulan Oktober 2005, pengamatan ke-109 terjadi pada bulan Januari 2012, dan pengamatan ke 127 yang terjadi pada bulan Juli 2013.

Plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.14 memperlihatkan pola *dies down* cepat dan *cut off* pada lag tertentu. Berdasarkan hasil plot *time series* dan plot ACF hasil *differencing* menunjukkan bahwa data

IHK Kota Banjarmasin sudah stasioner dalam rata-rata dan varians setelah dilakukan *differencing* pertama.



Gambar 4.14. Plot ACF dan PACF IHK Kota Banjarmasin hasil *differencing*

Setelah asumsi stasioneritas dalam rata-rata dan varians terpenuhi, maka tahap identifikasi dilanjutkan dengan penentuan orde model ARIMA sementara dengan melihat pola plot ACF dan PACF data IHK Kota Banjarmasin pada Gambar 4.14. Identifikasi lag yang signifikan pada plot ACF terletak pada lag 2 sedangkan pada plot PACF lag yang signifikan terletak pada lag 2.

Model ARIMA untuk IHK Kota Banjarmasin yang terbentuk adalah model ARIMA([2],1,0), dan ARIMA (0,1,[2]). Berdasarkan nilai AIC terkecil yang diperoleh pada Tabel 4.12. maka model terbaik yang digunakan adalah ARIMA(0,1,[2]) dengan nilai AIC sebesar 277,80.

Tabel 4.12. Nilai AIC Pemodelan ARIMA Sementara pada IHK Kota Banjarmasin

Model ARIMA	AIC
([2],1,0)	278,47
(0,1,[2])	277,80

Model ARIMA(0,1,[2]) selanjutnya digunakan untuk estimasi parameter untuk pemodelan IHK Kota Banjarmasin. Hasil pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.13. Berdasarkan Tabel 4.13. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05 sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Tabel 4.13. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(0,1,[2]) pada Data IHK Kota Banjarmasin

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
(0,1,[2])	μ	0,4685	0,0476	9,85	<0,0001
	θ_2	0,2177	0,0863	2,52	0,0129

Hasil pemeriksaan diagnosa model ARIMA(0,1,[2]) dengan pengujian asumsi residual *white noise* pada taraf signifikansi sebesar $\alpha=0,05$ dapat dilihat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA(0,1,[2]) pada Data IHK Kota Banjarmasin

Model ARIMA	Lag	Chi-Square	DF	p-Value
(0,1,[2])	6	4,15	5	0,5286
	12	6,25	11	0,8563
	18	10,66	17	0,8739
	24	18,87	23	0,7089

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.14. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA (0,1,[2]) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan nilai autokorelasi tidak signifikan atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas residual pada model ARIMA (0,1,[2]) dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji Kolmogorow-Smirnow menghasilkan nilai uji sebesar 0,0954 dengan *p-value* sebesar kurang dari 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 yang berarti bahwa model ARIMA (0,1,[2]) belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Pemeriksaan data *outlier* dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan tidak terpenuhinya asumsi residual berdistribusi normal. Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan ARIMA (0,1,[2]) data IHK Kota Banjarmasin dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15. Hasil Deteksi *Outlier* Model ARIMA (0,1,[2]) pada IHK Kota Banjarmasin

Observasi	Tipe	Estimasi Efek Outlier	Chi-Square	p-value
34	Shift	3,7784	45,5	<0,0001
109	Shift	2,1306	14,48	0,0001
61	Shift	1,6769	8,97	0,0027
127	Shift	1,5877	8,71	0,0032
128	Additive	1,1004	8,36	0,0038

Hasil deteksi *outlier* pada data IHK untuk model ARIMA (0,1,[2]) pada Tabel 4.15. menunjukkan adanya data *outlier* pada observasi ke-34, 109, 61, dan 127 dengan *outlier* tipe LS, dan observasi ke-128 merupakan *outlier* tipe AO. Nilai *Chi-Square* tertinggi terletak pada pengamatan ke-34 dimana *outlier* pada data IHK Kota Banjarmasin diduga karena pengaruh kenaikan harga BBM pada tanggal 1 Oktober 2005. Oleh karena itu estimasi parameter model ARIMA (0,1,[2]) dilanjutkan dengan menambahkan *outlier* pada pengamatan ke-34.

Hasil estimasi parameter dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 dapat kita lihat pada tabel 4.16.

Tabel 4.16. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,[2]) dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Kota Banjarmasin

Parameter	Tipe Outlier	Estimasi	Standar Error	t-value	p-Value
μ	-	0,43878	0,04320	10,16	<0,0001
θ_2	-	0,18963	0,08743	2,17	0,0319
ω_{LS34}	LS	3,85636	0,59751	6,45	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* pada Tabel 4.16 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model. Untuk selanjutnya dilakukan pengujian kembali kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov.

Hasil uji *white noise* untuk model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA (0,1,[2]) dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Banjarmasin

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	6,84	5	0,2332
12	8,33	11	0,6839
18	19,07	17	0,3246
24	29,99	23	0,1497

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.17. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA (0,1,[2]) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* sebesar 0,062229 dan *p-value* sebesar lebih dari 0,15. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* sudah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Banjarmasin telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan.

Dengan melihat nilai AIC pada model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* dan nilai RMSE *in-sample*, maka model ini merupakan yang terbaik karena memiliki nilai AIC dan RMSE terkecil seperti terlihat pada Tabel 4.18.

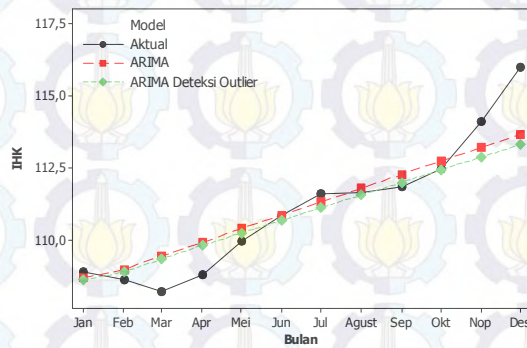
Tabel 4.18. Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Banjarmasin

Model ARIMA	AIC	RMSE <i>in-sample</i>
(0,1,[2])	277,80	0,6854
(0,1,[2]) dengan deteksi <i>outlier</i>	242,94	0,5955

Persamaan model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* data IHK Kota Banjarmasin dapat dituliskan sebagai berikut:

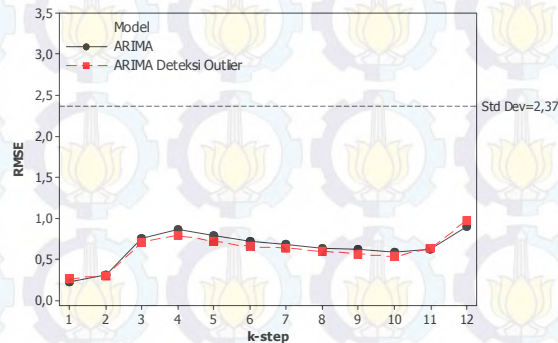
$$y_{2,t} = 0,4388 + \frac{3,856}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{(1-0,1896 B^2)}{(1-B)} a_{2,t}.$$

dengan $y_{2,t} = \sqrt{Y_{2,t}}$, $\dot{y}_{2,t} = y_{2,t} - y_{2,(t-1)} - \theta$, dan $\theta = E(y_{2,t} - y_{2,(t-1)})$. Model yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk peramalan data *out-sample*. Perbandingan data *out-sample* aktual IHK Kota Banjarmasin dengan hasil peramalan model ARIMA (0,1,[2]) dapat dilihat pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15. Hasil peramalan model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Banjarmasin

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Banjarmasin menggunakan model ARIMA (0,1,[2]) sebesar 0,8941 dan model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* sebesar 0,9759. Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.16.

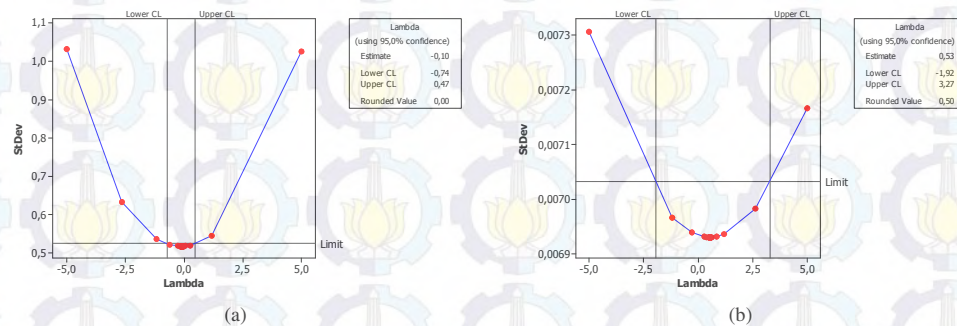


Gambar 4.16. Nilai RMSE *k-step* pemodelan ARIMA (0,1,[2]) pada data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin

Hasil perbandingan nilai RMSE k -step dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin seperti terlihat pada Gambar 4.16 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,[2]) telah mampu meramalkan dengan cukup baik karena nilai RMSE k -step secara keseluruhan terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin.

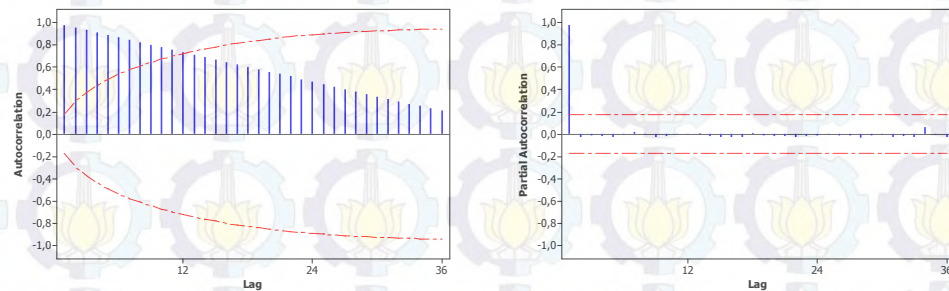
4.2.3. Peramalan ARIMA pada IHK Kota Samarinda.

Tahap identifikasi stasioneritas data dalam varians dengan menggunakan plot Box-Cox data IHK Kota Samarinda dapat ditunjukkan pada Gambar 4.17.



Gambar 4.17. Plot Box-Cox data IHK Kota Samarinda: (a). data belum stasioner dalam varians, (b). data stasioner dalam varians.

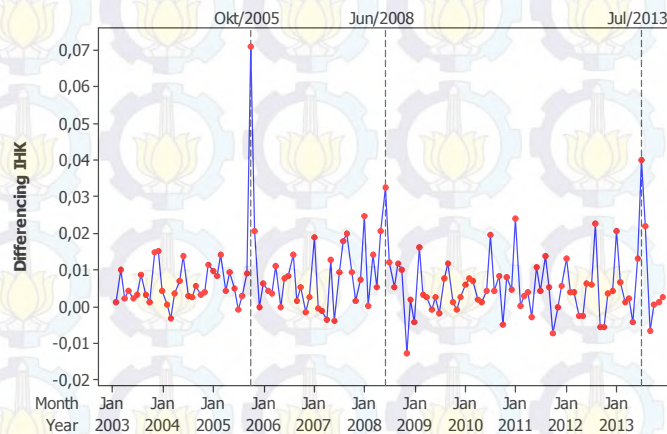
Hasil plot Box-Cox yang terlihat pada Gambar 4.17.(a) menunjukkan bahwa pada nilai *rounded value* Lambda pada data IHK Kota Samarinda belum memuat nilai satu, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox dengan menggunakan nilai Ln data IHK Kota Samarinda. Plot Box-Cox yang merupakan hasil transformasi pada data IHK Kota Samarinda dapat dilihat pada Gambar 4.17.(b). Nilai *rounded value* Lambda pada Gambar 4.17.(b) sudah memuat nilai satu sehingga data IHK Kota Samarinda sudah merupakan data yang stasioner dalam varians.



Gambar 4.18. Plot ACF dan PACF IHK Kota Samarinda hasil transformasi

Identifikasi untuk pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dilakukan dengan menggunakan plot ACF. Plot ACF data IHK Kota Samarinda dapat kita lihat pada Gambar 4.18. Berdasarkan Gambar 4.18, menunjukkan bahwa pola ACF turun lambat yang berarti bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing* pertama pada data.

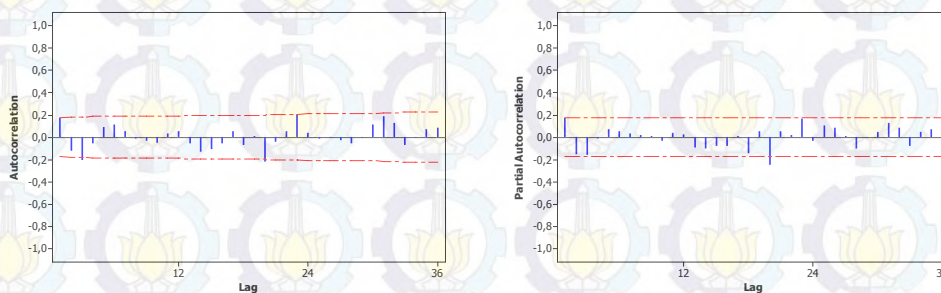
Hasil plot *time series* data IHK Kota Samarinda hasil *differencing* pertama ditunjukkan pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19. Plot *time series* IHK Kota Samarinda hasil *differencing*

Plot *time series* data IHK hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.19 menunjukkan bahwa pola data sudah bergerak tetap pada rata-rata. Namun seperti pola IHK kota yang lain pada data IHK Kota Samarinda hasil *differencing* juga ditemukan adanya data *outlier* pada pengamatan ke-34 dan ke-127.

Hasil plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama pada data IHK kota Samarinda dapat kita lihat pada Gambar 4.20.



Gambar 4.20. Plot ACF dan PACF IHK Kota Samarinda hasil *differencing*

Plot ACF pada Gambar 4.20. hasil *differencing* pertama memperlihatkan pola *dies down* cepat dan *cut off* pada lag tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa data IHK Kota Samarinda sudah stasioner dalam rata-rata dan varians setelah dilakukan *differencing* pertama.

Penentuan orde model ARIMA sementara pada data IHK Kota Samarinda dilakukan setelah asumsi stasioneritas dalam rata-rata dan varians terpenuhi. Identifikasi orde model ARIMA dengan menggunakan lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Hasil identifikasi lag yang signifikan pada plot ACF terletak pada lag 3 dan 20 sedangkan pada plot PACF lag yang signifikan terletak pada lag 20.

Model ARIMA untuk IHK Kota Samarinda yang terbentuk adalah model ARIMA([3,20],1,0), dan ARIMA (0,1,[3,20]). Berdasarkan nilai AIC terkecil yang diperoleh pada Tabel 4.19. maka model terbaik yang digunakan adalah ARIMA ([3,20],1,0) dengan nilai AIC sebesar -847,90.

Tabel 4.19. Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA Sementara pada IHK Kota Samarinda

Model ARIMA	AIC
([3,20],1,0)	-847,90
(0,1,[3,20])	-843,99

Model ARIMA ([3,20],1,0) selanjutnya digunakan untuk estimasi parameter untuk pemodelan IHK Kota Samarinda. Hasil pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0) pada Data IHK Kota Samarinda

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-Value
([3,20],1,0)	μ	0,0067	0,00058	11,48	<0,0001
	ϕ_3	-0,1876	0,08446	-2,22	0,0281
	ϕ_{20}	-0,2682	0,09501	-2,82	0,0055

Estimasi parameter pada Tabel 4.20. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Hasil *checking* diagnosa model ARIMA ([3,20],1,0) dengan pengujian asumsi residual *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21. Hasil uji residual *white noise* model ARIMA ([3,20],1,0) pada IHK Kota Samarinda

Model ARIMA	Lag	Chi-Square	DF	p-value
([3,20],1,0)	6	6,17	4	0,1868
	12	8,10	10	0,6192
	18	16,65	16	0,4087
	24	20,53	22	0,5496

Pada Tabel 4.21. menunjukkan bahwa nilai autokorelasi residual model ARIMA ([3,20],1,0) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 sehingga dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ nilai autokorelasi tidak signifikan atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas residual pada model ARIMA ([3,20],1,0) dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji Kolmogorow-Smirnow menghasilkan nilai uji sebesar 0,12669 dengan *p-value* sebesar $<0,01$. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 yang berarti bahwa model ARIMA ([3,20],1,0) belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Hasil deteksi *outlier* digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tidak terpenuhinya asumsi residual berdistribusi normal. Pada Tabel 4.22. dapat diketahui hasil deteksi *outlier* pada pemodelan ARIMA ([3,20],1,0) data IHK Kota Samarinda.

Tabel 4.22. Hasil Deteksi *Outlier* Model ARIMA ([3,20],1,0) pada IHK Kota Samarinda

Observasi	Tipe	Estimasi Efek Outlier	Chi-Square	p-value
34	Shift	0,05880	83,04	$<0,0001$
127	Shift	0,02960	22,32	$<0,0001$
66	Shift	0,02817	21,62	$<0,0001$
61	Shift	0,01807	9,16	0,0025
71	Shift	-0,01751	8,81	0,0030

Hasil deteksi *outlier* pada data IHK Kota Samarinda dengan model ARIMA ([3,20],1,0]) pada Tabel 4.22. menunjukkan adanya pengamatan outlier dengan tipe LS pada observasi ke-34, 127, 66, 61, dan 71 dengan *outlier* tipe LS. Dengan menggunakan nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan ketidaknormalan residual data IHK Kota Samarinda diduga dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34, 66, dan 127 dimana pada pengamatan ke-34 diduga dipengaruhi oleh terjadinya kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005, pengamatan ke-66 diduga dipengaruhi oleh terjadinya kenaikan BBM pada tanggal 24 Mei 2008 dan pengamatan ke-127 diduga dipengaruhi oleh kenaikan BBM pada tanggal 22 Juni 2013.

Setelah melakukan deteksi *outlier* model ARIMA ([3,20],1,0]) selanjutnya estimasi parameter dilakukan kembali dengan menambahkan *outlier* pada pengamatan ke-34, 66, dan 127. Hasil estimasi parameter dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34, 66, dan 127 dapat kita lihat pada tabel 4.23.

Tabel 4.23. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Samarinda

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-Value</i>
μ	-	0,00573	0,00038	14,85	<0,0001
ϕ_3	-	-0,30362	0,08353	-3,63	0,0004
ϕ_{20}	<i>Shift</i>	-0,26510	0,09513	-2,79	0,0062
ω_{LS34}	<i>Shift</i>	0,06011	0,00618	9,73	<0,0001
ω_{LS66}	<i>Shift</i>	0,03144	0,00616	5,10	<0,0001
ω_{LS127}	<i>Shift</i>	0,03035	0,00636	4,77	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model. Untuk selanjutnya dilakukan pengujian kembali kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov.

Hasil uji *white noise* untuk model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.24.

Tabel 4.24. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Samarinda

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	3,53	4	0,4740
12	15,32	10	0,1208
18	25,97	16	0,0545
24	29,32	22	0,1361

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.24. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA ([3,20],1,0]) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* sebesar 0,068238 dan *p-value* sebesar 0,1382. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* sudah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Samarinda telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan.

Hasil kebaikan pada pemodelan ARIMA dapat menggunakan nilai AIC dan RMSE *in-sample* terkecil seperti pada Tabel 4.25.

Tabel 4.25. Nilai AIC dan RMSE *In-sample* Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Samarinda

Model ARIMA	AIC	RMSE <i>in-sample</i>
([3,20],1,0])	-847,92	0,7287
([3,20],1,0]) dengan deteksi <i>outlier</i>	-938,76	0,5294

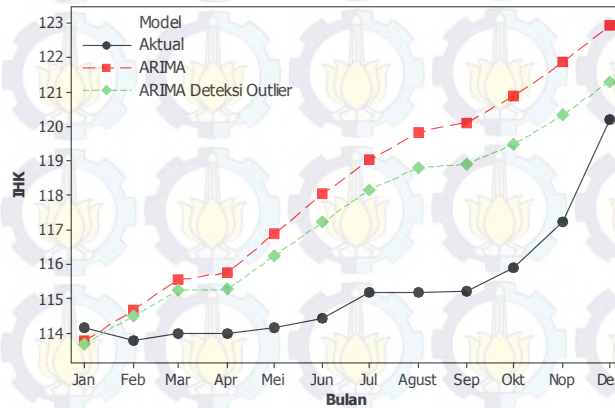
Dengan menggunakan nilai AIC dan RMSE terkecil pada Tabel 4.25 maka model ARIMA (0,1,[2]) dengan deteksi *outlier* merupakan model yang terbaik untuk pemodelan IHK di Kota Samarinda.

Persamaan model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Samarinda dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln Y_{3,t} = 0,0057 + \frac{0,0601}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{0,0314}{(1-B)} I_t^{(T=66)} + \frac{0,0303}{(1-B)} I_t^{(T=127)} + \frac{1}{(1-B)(1+0,3036B^3+0,2651B^{20})} a_{3,t}$$

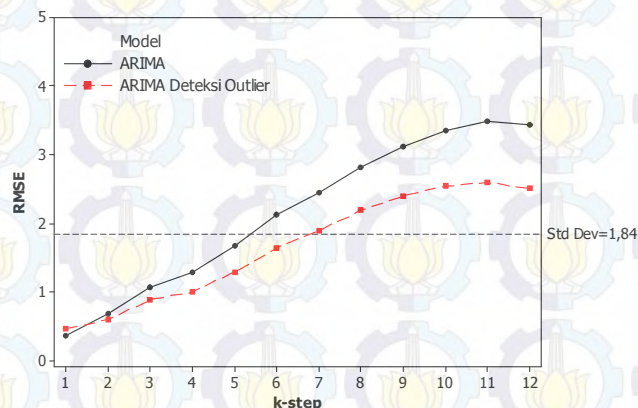
Hasil persamaan model diatas menunjukkan bahwa pengaruh kenaikan BBM pada Bulan Oktober 2005 sebesar 0,06 kali terhadap perubahan IHK Kota Samarinda, Kenaikan BBM pada bulan Mei 2008 dan Juni 2013 masing-masing sebesar 0,03 kali terhadap perubahan IHK Kota Samarinda.

Dengan menggunakan model yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk peramalan data *out-sample* IHK Kota Samarinda. Perbandingan data *out-sample* aktual IHK Kota Samarinda dengan hasil peramalan model ARIMA ([3,20],1,0]) dapat dilihat pada Gambar 4.21.



Gambar 4.21. Hasil peramalan model ARIMA ([3,20],1,0]) pada data IHK Kota Samarinda

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Samarinda dengan model ARIMA ([3,20],1,0]) sebesar 2,5045. Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* model ARIMA ([3,20],1,0]) dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.22.

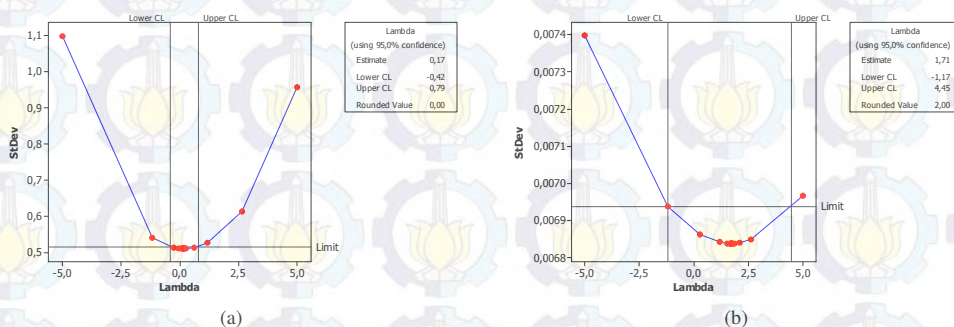


Gambar 4.22. Nilai RMSE k -step pemodelan ARIMA $([3,20],1,0)$ dengan deteksi *outlier* pada data *out-sample* IHK Kota Samarinda

Hasil perbandingan nilai RMSE k -step dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Samarinda seperti terlihat pada Gambar 4.22. menunjukkan bahwa model ARIMA $([3,20],1,0)$ kurang mampu meramalkan dengan baik karena sebagian nilai RMSE k -step terletak diatas nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Samarinda.

4.2.4. Pemodelan ARIMA pada peramalan IHK Kota Balikpapan.

Pemodelan ARIMA pada peramalan IHK Kota Balikpapan diawali dengan tahap identifikasi stasioneritas data dalam varians. Identifikasi dilakukan dengan menggunakan plot Box-Cox data IHK Kota Balikpapan. Hasil plot Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.23.

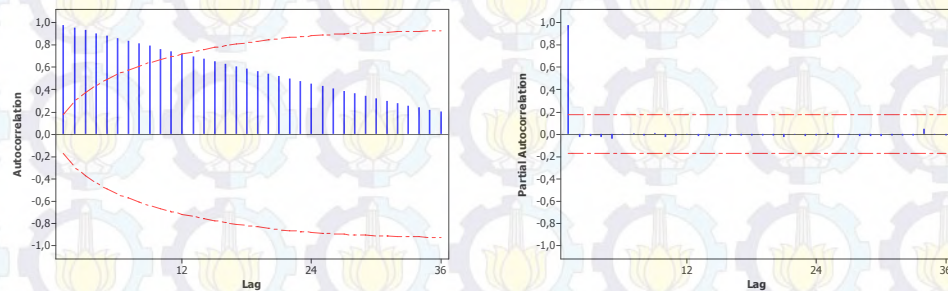


Gambar 4.23. Plot Box-Cox data IHK Kota Balikpapan: (a). data belum stasioner dalam varians, (b). data stasioner dalam varians.

Hasil plot Box-Cox yang terlihat pada Gambar 4.23.(a) menunjukkan bahwa pada nilai Lambda pada data IHK Kota Balikpapan belum memuat nilai

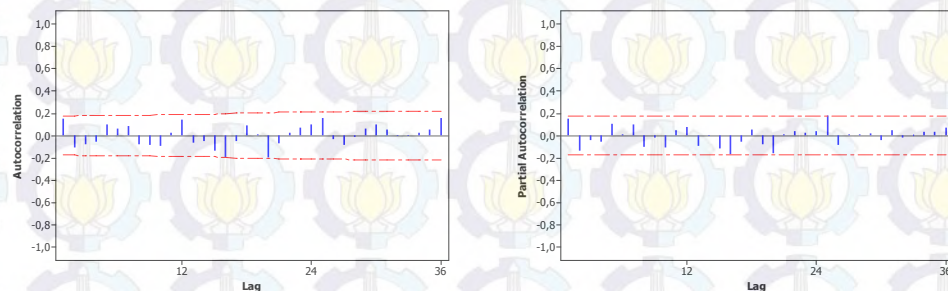
satu, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox dengan menggunakan nilai Ln data IHK Kota Balikpapan karena nilai *rounded value* Lambda sama dengan 0 (nol) sebagaimana dijelaskan dalam Wei (2006). Plot Box-Cox IHK Kota Balikpapan dapat dilihat pada Gambar 4.23.(b) dimana nilai *rounded value* sudah memuat nilai satu. Oleh karena itu data IHK Kota Balikpapan hasil transformasi sudah memenuhi syarat data yang stasioner dalam varians.

Data IHK Kota Balikpapan yang telah stasioner dalam varians, selanjutnya digunakan untuk identifikasi stasioneritas dalam rata-rata dengan melihat plot *time series* dan plot ACF. Plot ACF data IHK Kota Balikpapan setelah dilakukan transformasi Box-Cox dapat kita lihat pada Gambar 4.24.



Gambar 4.24. Plot ACF dan PACF IHK Kota Balikpapan hasil transformasi

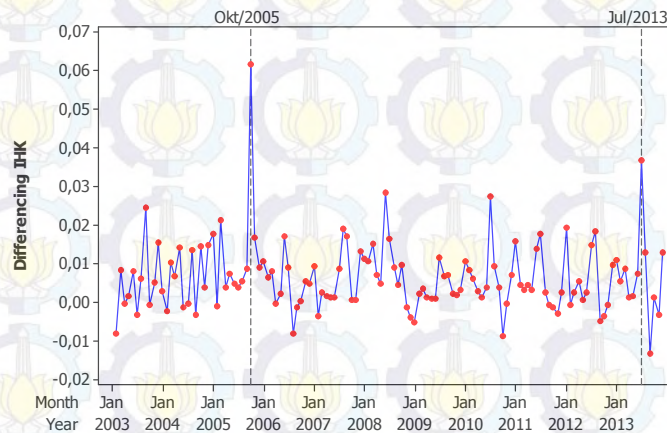
Pada Gambar 4.24. menunjukkan bahwa pola ACF turun lambat yang berarti bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing* pertama pada data. Plot ACF dan PACF hasil *differencing* pertama dapat ditunjukkan pada Gambar 4.25.



Gambar 4.25. Plot ACF dan PACF IHK Kota Balikpapan hasil *differencing*

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.25. menunjukkan bahwa pola *dies down* cepat dan *cut off* pada lag tertentu untuk data IHK hasil *differencing*. Hal ini

mengindikasikan bahwa data IHK Kota Balikpapan sudah stasioner dalam rata-rata dan varians setelah dilakukan *differencing* pertama. Selain itu, plot *time series* data IHK Kota Balikpapan hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.26. menunjukkan bahwa pola data bergerak tetap pada rata-rata yang mengindikasikan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.



Gambar 4.26. Plot *time series* IHK Kota Balikpapan hasil *differencing*

Plot *time series* pada Gambar 4.26. menunjukkan bahwa hasil pengamatan secara visual ditemukan data yang *outlier* yaitu pada pengamatan ke-34 yang terjadi pada Bulan Oktober 2005 dan pengamatan ke-127 yang terjadi pada Bulan Juli 2013. Seperti IHK pada kota lainnya, data *outlier* IHK Kota Balikpapan pada pengamatan ke-34 diduga dipengaruhi kenaikan harga BBM pada tanggal 1 Oktober 2005 dan pada pengamatan ke-127 diduga dipengaruhi oleh kenaikan BBM tanggal 22 Juni 2013.

Setelah asumsi stasioneritas dalam rata-rata dan varians terpenuhi, maka dilanjutkan dengan identifikasi orde model ARIMA sementara pada data IHK Kota Balikpapan. Penentuan orde model ARIMA dengan menggunakan lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Hasil identifikasi lag yang signifikan pada plot ACF terletak pada lag 16 dan 20 sedangkan pada plot PACF tidak terdapat lag yang signifikan.

Model ARIMA untuk IHK Kota Balikpapan yang terbentuk adalah model ARIMA([16,20],1,0) dan ARIMA (0,1,[16,20]). Berdasarkan nilai AIC terkecil

yang diperoleh pada Tabel 4.26. maka model terbaik yang digunakan adalah ARIMA ([16,20],1,0) dengan nilai AIC sebesar -864,09.

Tabel 4.26. Nilai AIC Hasil Pemodelan ARIMA pada IHK Kota Balikpapan

Model ARIMA	AIC
([16,20],1,0)	-864,09
(0,1,[16,20])	-861,97

Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan Model ARIMA ([16,20],1,0) untuk peramalan IHK Kota Balikpapan. Hasil pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.27.

Tabel 4.27. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([16,20],1,0) pada Data IHK Kota Balikpapan.

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
([3,20],1,0)	μ	0,0065	0,00053	12,11	<0,0001
	ϕ_{16}	-0,2510	0,09234	-2,72	0,0075
	ϕ_{20}	-0,2542	0,09365	-2,71	0,0075

Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05 seperti terlihat pada Tabel 4.27., sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Tahapan *checking* diagnosa dilakukan untuk mengetahui kelayakan model ARIMA ([16,20],1,0). Hasil *checking* diagnosa dengan pengujian asumsi residual *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.28.

Tabel 4.28 Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA ([16,20],1,0) pada IHK Kota Balikpapan.

Model ARIMA	Lag	Chi-Square	DF	p-value
([16,20],1,0)	6	6,72	4	0,1514
	12	11,62	10	0,3114
	18	13,99	16	0,5996
	24	15,68	22	0,8317

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.28 menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA ([16,20],1,0) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$, hasil uji *white noise* mengindikasikan nilai autokorelasi residual tidak signifikan atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas residual pada model ARIMA ([16,20],1,0) dengan uji Kolmogorow-Smirnow menghasilkan nilai uji sebesar 0,09026 dengan *p-value* sebesar $<0,01$. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 yang berarti bahwa model ARIMA ([16,20],1,0) belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Untuk memenuhi asumsi residual berdistribusi normal dapat dilakukan dengan menambahkan deteksi *outlier* dalam model. Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan ARIMA ([16,20],1,0) data IHK Kota Balikpapan dapat ditunjukkan pada Tabel 4.29.

Tabel 4.29. Hasil Deteksi *Outlier* Model ARIMA ([16,20],1,0) pada IHK Kota Balikpapan

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>p-value</i>
34	<i>Shift</i>	0,04799	47,15	$<0,0001$
127	<i>Shift</i>	0,2692	14,67	$<0,0001$
9	<i>Additive</i>	0,01542	9,88	0,0017
94	<i>Shift</i>	-0,02048	10,14	0,0015
66	<i>Shift</i>	0,01809	8,60	0,0034

Hasil deteksi *outlier* data IHK Kota Balikpapan seperti terlihat pada Tabel 4.29. menemukan adanya *outlier* tipe LS pada pengamatan ke-34, 127, 94, dan 66, dan *outlier* tipe AO pada pengamatan ke-9. Dengan melihat nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan, ketidaknormalan residual data IHK Kota Balikpapan diduga dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34 dan 127 dimana pada waktu tersebut terjadi kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005 dan pada tanggal 22 Juni 2013.

Setelah melakukan deteksi *outlier* model ARIMA ([16,20],1,0) selanjutnya dilakukan kembali estimasi parameter dengan menambahkan *outlier* pada

pengamatan ke-34 dan ke-127. Hasil estimasi parameter dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 dan 127 dapat kita lihat pada Tabel 4.30.

Tabel 4.30. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA ([3,20],1,0) dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Balikpapan

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ	-	0,00588	0,00046	12,62	<0,0001
ϕ_{16}	-	-0,20823	0,09289	-2,24	0,0267
ϕ_{20}	-	-0,21616	0,09565	-2,26	0,0255
ω_{LS34}	<i>Shift</i>	0,05007	0,00704	7,12	<0,0001
ω_{LS127}	<i>Shift</i>	0,02829	0,00732	3,86	0,0002

Hasil estimasi parameter pada model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* pada Tabel 4.30 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.31.

Tabel 4.31. Hasil Uji Residual *White Noise* Model ARIMA ([16,20],1,0) dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Balikpapan

Lag	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>p-value</i>
6	5,87	4	0,2087
12	13,99	10	0,1736
18	18,84	16	0,2770
24	27,85	22	0,1808

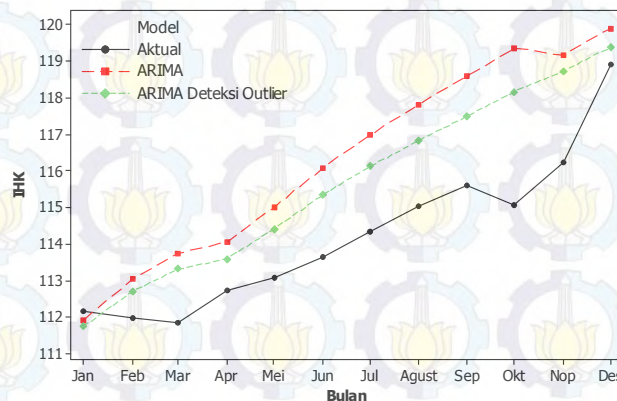
Hasil uji *white noise* pada Tabel 4.31. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model ARIMA ARIMA ([16,20],1,0) memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* sebesar 0,068734 dan *p-value* sebesar 0,1317. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* sudah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Samarinda telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan. Persamaan model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Balikpapan dapat dituliskan sebagai berikut:

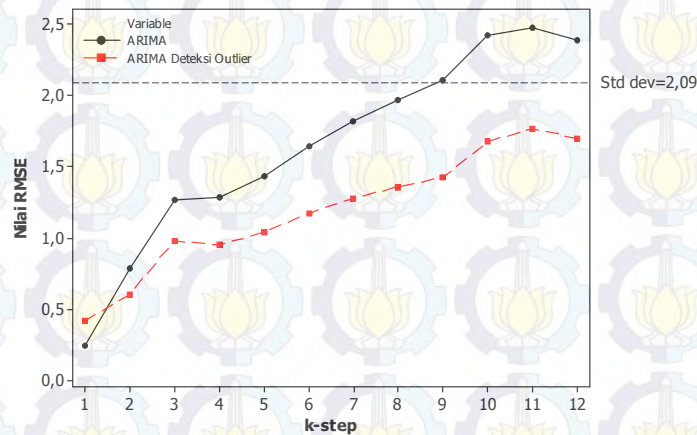
$$\ln Y_{4,t} = 0,0058 + \frac{0,050}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{0,028}{(1-B)} I_t^{(T=127)} + \frac{1}{(1-B)(1+0,208 B^{16} + 0,216 B^{20})} a_{4,t}.$$

Pengaruh data *outlier* dalam pemodelan IHK Kota Balikpapan pada pengamatan ke-34 yang diduga karena kenaikan harga bahan bakar minyak pada tanggal 1 Oktober 2005 sebesar 0,05 kali terhadap perubahan IHK Kota Balikpapan dan pada pengamatan ke-127 yang diduga karena kenaikan bahan bakar minyak pada tanggal 23 Juni 2013 sebesar 0,03 kali terhadap perubahan IHK Kota Balikpapan. Hasil peramalan model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* dibandingkan dengan data *out-sample* aktual IHK Kota Balikpapan dapat dilihat pada Gambar 4.27.



Gambar 4.27. Hasil ramalan model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Balikpapan

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Balikpapan sebesar 1,696. Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* model ARIMA ([16,20],1,0) dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.28.



Gambar 4.28. Nilai RMSE *k-step* pemodelan ARIMA ([16,20],1,0) pada data *out-sample* IHK Kota Balikpapan

Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Balikpapan seperti terlihat pada Gambar 4.28 menunjukkan bahwa model ARIMA ([16,20],1,0) dengan deteksi *outlier* menghasilkan ramalan yang cukup baik karena seluruh nilai RMSE *k-step* terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Balikpapan.

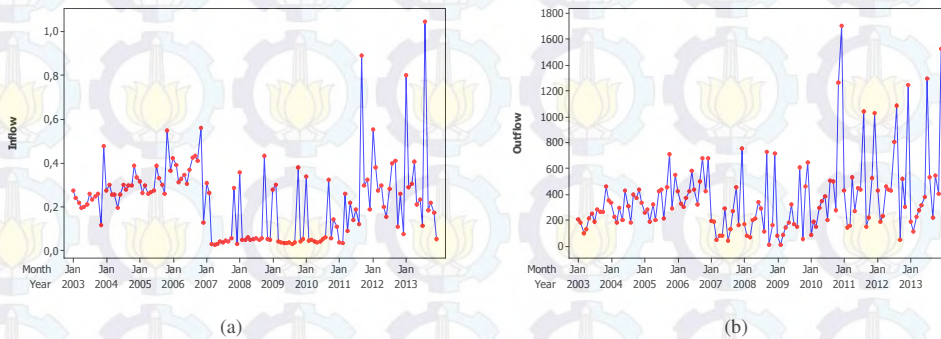
4.3. Pemodelan Model Fungsi Transfer untuk Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Langkah-langkah dalam pemodelan fungsi transfer yaitu tahap identifikasi meliputi pemodelan ARIMA data input *series*, proses *prewhitening* data input *series* dengan output *series*, penghitungan CCF, dan penentuan orde model fungsi ARIMA, tahapan estimasi parameter, tahapan *checking* diagnosa model, dan tahapan peramalan.

4.3.1. Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak.

Tahapan pertama dalam pemodelan fungsi transfer IHK Kota Pontianak adalah melakukan pemodelan ARIMA untuk data input *inflow* dan *outflow*.

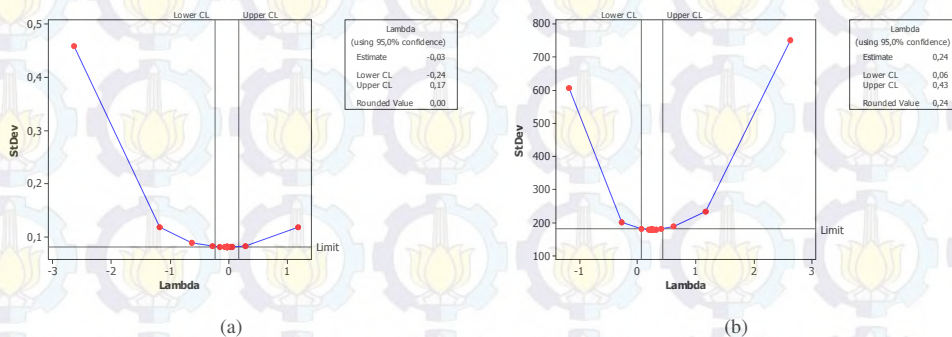
Identifikasi dilakukan dengan menggunakan plot series data input *inflow* dan *outflow*. Hasil plot series data input *inflow* dan *outflow* dapat kita lihat pada Gambar 4.29.



Gambar 4.29. Plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak

Plot *time series* pada Gambar 4.29. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak mempunyai pola yang tidak tetap pada rata-rata dan cenderung terdapat trend tertentu sehingga teridentifikasi data yang tidak stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata.

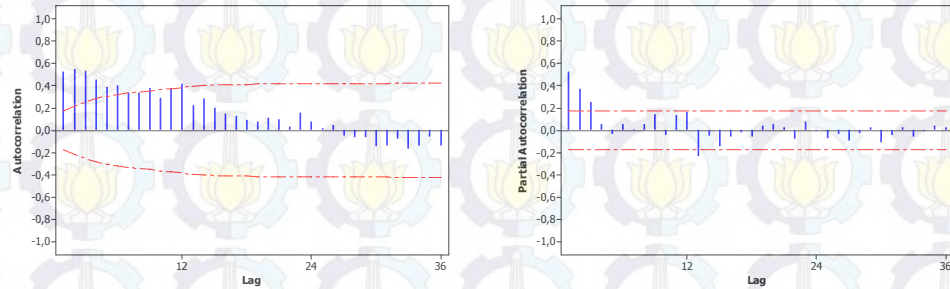
Identifikasi stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan plot Box Cox. Hasil plot Box-Cox untuk data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak dapat kita lihat pada Gambar 4.30



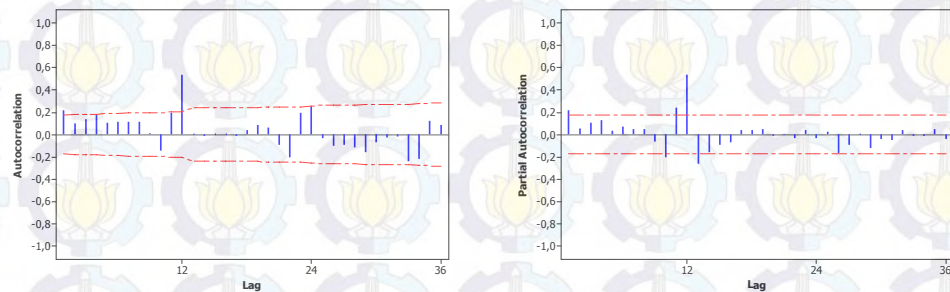
Gambar 4.29. Plot Box-Cox data input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak yang belum stasioner dalam varians

Hasil plot Box-Cox pada Gambar 4.30. menunjukkan bahwa data *inflow* maupun *outflow* Kota Pontianak belum stasioner dalam varians karena nilai batas bawah dan batas atas Lambda pada plot Box-Cox belum memuat nilai satu sehingga perlu dilakukan transformasi. Setelah data stasioner dalam varians maka dilanjutkan pemeriksaan stasioner dalam rata-rata.

Hasil pemeriksaan stasioneritas data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak dalam rata-rata dilakukan dengan menggunakan plot *time series* pada Gambar 4.29, dan plot ACF data *inflow* seperti terlihat pada Gambar 4.31 dan data *outflow* pada Gambar 4.32.



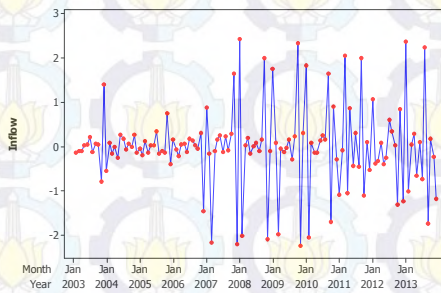
Gambar 4.31. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Pontianak hasil transformasi



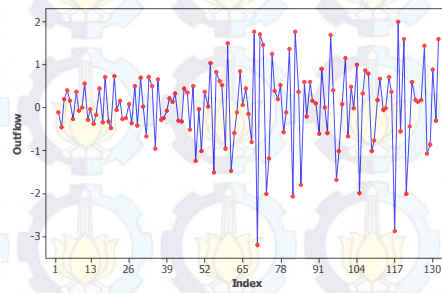
Gambar 4.32. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Pontianak hasil transformasi

Plot *time series* pada Gambar 4.29 menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak mempunyai pola yang tidak tetap pada rata-rata dan cenderung terdapat trend tertentu sehingga teridentifikasi data yang tidak stasioner dalam rata-rata. Hal ini diperkuat dengan pola ACF pada Gambar 4.31, dan Gambar 4.32, yang cenderung *dies down* lambat dan tidak segera *cut off* pada lag tertentu sehingga perlu dilakukan proses *differencing* pertama.

Hasil plot *time series* untuk data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.33, menunjukkan bahwa data telah stasioner dimana data *inflow* dan *outflow* hasil *differencing* pertama telah mempunyai pola bergerak tetap pada daerah rata-rata. Identifikasi stasioner dalam rata-rata dilanjutkan dengan melihat hasil plot ACF data *inflow* dan *outflow* hasil *differencing*.



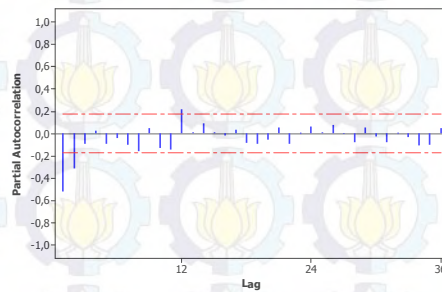
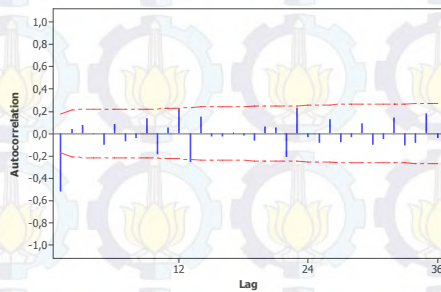
(a)



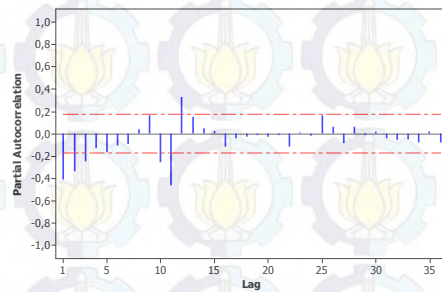
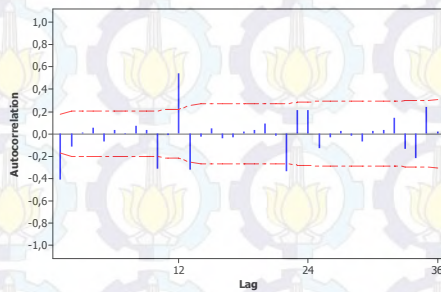
(b)

Gambar 4.33. Plot *time series* data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak setelah transformasi dan *differencing* pertama

Hasil plot ACF data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak hasil *differencing* pertama dapat ditunjukkan pada Gambar 4.34. dan Gambar 4.35.



Gambar 4.34. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Pontianak hasil *differencing* pertama



Gambar 4.35. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Pontianak hasil *differencing* pertama

Hasil plot ACF data input *inflow* dan *outflow* pada Gambar 4.34. dan 4.35. menunjukkan pola yang *dies down* cepat dan segera *cut off* pada lag tertentu. Hasil identifikasi plot *time series* dan plot ACF data input *inflow* dan *outflow* hasil *differencing* pertama mengindikasikan bahwa data sudah stasioner dalam rata-rata

Setelah data input *inflow* dan *outflow* stasioner dalam varians dan rata-rata selanjutnya dilakukan pemodelan ARIMA data input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak dengan menggunakan lag-lag yang signifikan berdasarkan hasil plot ACF dan PACF pada Gambar 4.34 dan Gambar 3.5. Model ARIMA yang terbentuk untuk data input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak adalah sebagai berikut:

- a. Data *inflow* dengan model ARIMA (2,1,0)(0,0,1)¹²

$$\dot{x}_{11,t} = \frac{(1 + 0,287 B^{12})}{(1 - B)(1 + 0,705 B + 0,327 B^2)} a_{11,t}$$

- b. Data *outflow* dengan model ARIMA(0,1,1)(1,0,0)¹²:

$$\dot{x}_{12,t} = \frac{(1 - 0,793 B)}{(1 - B)(1 - 0,520 B^{12})} a_{12,t}$$

Model ARIMA yang terbentuk untuk data input *inflow* dan *outflow* digunakan untuk *prewhitening* deret input dan output series. Tahapan *prewhitening* deret output mengikuti *prewhitening* deret input. Berdasarkan model ARIMA *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak, maka didapatkan deret input *inflow* Kota Pontianak yang telah dilakukan *prewhitening* sebagai berikut:

$$a_{11,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,705 B + 0,327 B^2)}{(1 + 0,287 B^{12})} \dot{x}_{11,t}$$

Sedangkan deret *outflow* yang telah diprewhitening Kota Pontianak sebagai berikut:

$$a_{12,t} = \frac{(1 - 0,793 B)}{(1 - B)(1 - 0,520 B^{12})} \dot{x}_{12,t}$$

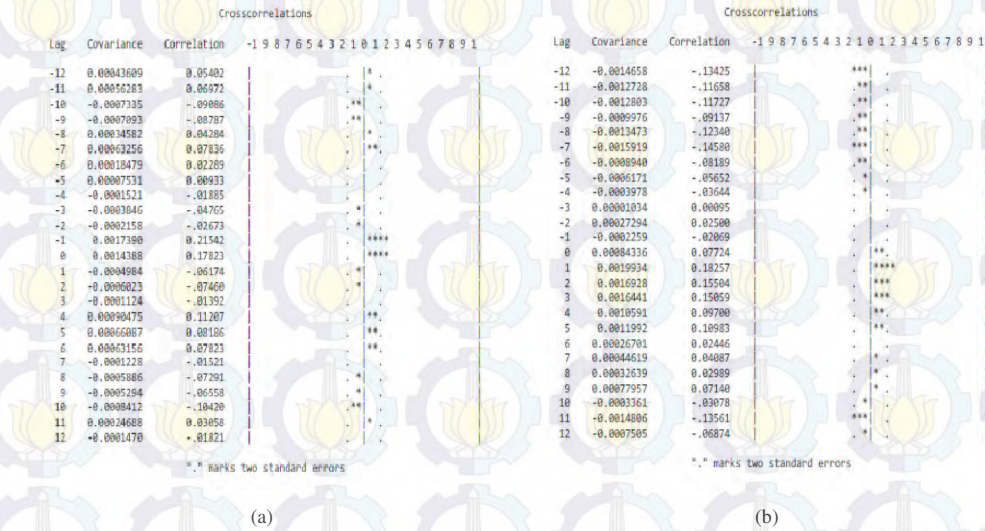
Prewhitening deret output IHK Kota Pontianak mengikuti *prewhitening* deret input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak sehingga deret output IHK hasil *prewhitening* adalah

$$\beta_{11,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,705 B + 0,327 B^2)}{(1 + 0,287 B^{12})} \dot{y}_{11,t}$$

dan

$$\beta_{12,t} = \frac{(1 - 0,793 B)}{(1 - B)(1 - 0,520 B^{12})} \dot{y}_{12,t}$$

Hasil plot *Cross Correlation* (CCF) hasil *prewhitening* antara data IHK dengan data *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak ditunjukkan pada Gambar 4.36.



Gambar 4.36. Plot CCF antara data IHK Kota Pontianak dan variabel input: (a). *inflow* dan (b) *outflow*.

Perkiraan bobot respons impuls diperoleh dari hasil CCF seperti pada Gambar 4.36. Bobot respon impuls untuk data input *inflow* adalah $b=0$, $s=0$, dan $r=0$ sedangkan untuk data input *outflow* adalah $b=1$, $s=0$, dan $r=0$. Bobot model yang dihasilkan digunakan untuk melakukan estimasi dan signifikansi parameter pada dugaan model fungsi transfer sementara. Hasil estimasi parameter yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 4.32.

Tabel 4.32. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer di Kota Pontianak

Variabel Input	Orde	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
Inflow	(0,0,0)	μ_{11}	0,00633	0,00082	7,70	<0,0001
		ω_0	0,00123	0,00091	1,36	0,1762
Outflow	(1,0,0)	μ_{12}	0,00628	0,00081	7,71	<0,0001
		ω_1	0,00194	0,00077	2,51	0,0133

Estimasi parameter pada Tabel 4.32. dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ menunjukkan bahwa parameter pada variabel data input *outflow* signifikan karena *p-value* kurang dari 0,05, sedangkan data input *inflow* tidak

signifikan. Oleh karena itu pada pemodelan berikutnya hanya menggunakan variabel input *outflow* untuk model fungsi transfer pada data IHK Kota Pontianak.

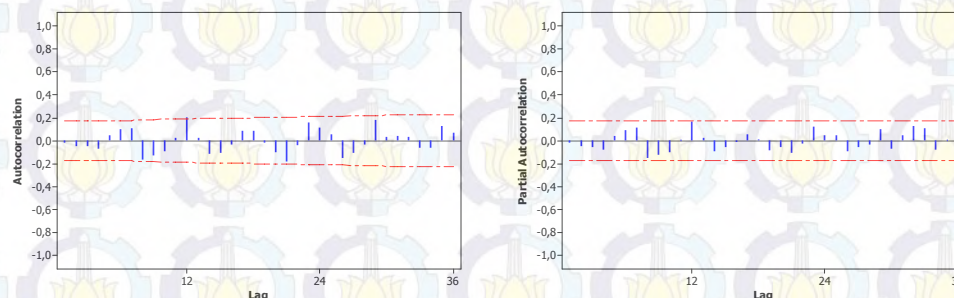
Tahap selanjutnya adalah melakukan uji asumsi residual yang *white noise* dan residual yang berdistribusi normal pada penggunaan variabel input *outflow* pada model fungsi transfer IHK Kota Pontianak. Hasil pengujian asumsi *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.33.

Tabel 4.33. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak dengan Variabel Input *Outflow*

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	3,08	6	0,7986
12	18,29	12	0,1043
18	24,51	18	0,1390
24	37,81	24	0,0362

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.33. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer IHK Kota Pontianak memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05 sampai lag yang ke-24 yang berarti bahwa autokorelasi signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* belum terpenuhi.

Permasalahan tersebut dapat diselesaikan dengan melakukan pemodelan ARIMA untuk residual. Penentuan orde model ARIMA residual dapat dilakukan dengan lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF pada residual hasil pemodelan fungsi transfer IHK Kota Pontianak seperti terlihat pada Gambar 4.37.



Gambar 4.37. Plot ACF dan PACF residual hasil fungsi transfer sementara IHK Kota Pontianak

Hasil plot ACF dan PACF residual pada Gambar 4.37. menunjukkan bahwa lag yang signifikan terletak pada lag ke-12 pada plot ACF dan PACF sehingga model yang diperoleh adalah model ARIMA(12,0,0). Estimasi parameter model fungsi transfer dilakukan kembali dengan menambahkan pemodelan ARIMA pada residual seperti terlihat pada Tabel 4.34.

Tabel 4.34. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Pemodelan Residual pada Data IHK Kota Pontianak.

Parameter	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{12}	0,0062	0,00101	6,14	<0,0001
ω_1	0,0017	0,00084	2,07	0,0408
ϕ_{12}	0,2370	0,09337	2,54	0,0123

Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise*. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Pontianak dengan pemodelan residual dapat kita lihat pada Tabel 4.35.

Tabel 4.35. Hasil uji residual *white noise* model ARIMA ([16,20],1,0) dengan Pemodelan Residual pada IHK Kota Pontianak

Lag	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>p-value</i>
6	0,66	5	0,9851
12	8,19	11	0,6962
18	10,63	17	0,8751
24	19,93	23	0,6465

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.35. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer dengan pemodelan residual memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Pontianak menghasilkan nilai uji sebesar 0,10148 dan *p-value* sebesar kurang dari 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer IHK Kota Pontianak dengan variabel input *outflow* belum

memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer data IHK Kota Pontianak dapat ditunjukkan pada Tabel 4.36.

Tabel 4.36. Hasil Deteksi *Outlier* Model Fungsi Transfer IHK Kota Pontianak

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>p-value</i>
34	<i>Shift</i>	0,06180	88,61	<0,0001
127	<i>Shift</i>	0,02464	13,80	0,0002
91	<i>Shift</i>	0,02102	13,40	0,0003
66	<i>Shift</i>	0,01703	9,05	0,0026
63	<i>Shift</i>	0,01592	8,02	0,0046

Pada Tabel 4.36. menunjukkan bahwa hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer IHK Kota Pontianak yaitu pada data ke-34, 127, 91, 66 dan 63, dengan *outlier* tipe LS. Dengan melihat nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan, ketidaknormalan residual pemodelan fungsi transfer pada data IHK Kota Pontianak diduga dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34 dimana pada waktu tersebut terjadi kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005.

Setelah melakukan deteksi *outlier* model fungsi transfer Kota Pontianak selanjutnya estimasi parameter dilakukan kembali dengan menambahkan *outlier* pada pengamatan ke-34. Hasil estimasi parameter pemodelan fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 dapat kita lihat pada tabel 4.37.

Tabel 4.37. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Pontianak

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar <i>Error</i>	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{12}	-	0,0057	0,00096	5,90	<0,0001
ω_1	-	0,0013	0,00067	2,02	0,0454
ω_{LS34}	<i>Shift</i>	0,0622	0,00066	9,48	<0,0001
ϕ_{12}	-	0,406	0,09357	4,34	<0,0001

Hasil estimasi parameter model fungsi transfer IHK Kota Pontianak dengan deteksi *outlier* seperti terlihat pada Tabel 4.37 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p*-

value kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Tabel 4.38. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Pontianak

Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>
6	4,12	5	0,5325
12	16,10	11	0,1373
18	21,40	17	0,2089
24	28,12	23	0,2113

Hasil uji *white noise* seperti pada Tabel 4.38. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* sebesar 0,0667 dan *p-value* sebesar lebih dari 0,15. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Pontianak sudah memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Dengan menggunakan kriteria nilai AIC dan RMSE *in-sample* minimum menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* merupakan model yang terbaik dengan nilai AIC dan RMSE *in-sample* terkecil seperti terlihat pada tabel 4.39.

Tabel 4.39. Nilai AIC dan RMSE pemodelan fungsi transfer IHK Kota Pontianak

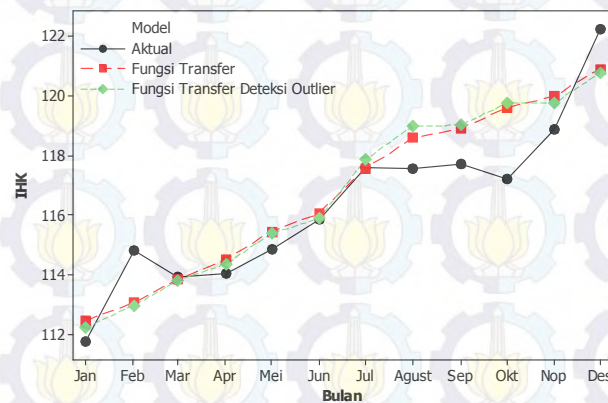
Model	Nilai AIC	RMSE <i>in-sample</i>
Fungsi Transfer	-849,955	0,6937
Fungsi Transfer dengan deteksi <i>outlier</i>	-914,673	0,5963

Model Fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Pontianak telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam

peramalan. Persamaan model fungsi transfer untuk IHK Kota Pontianak dengan deteksi *outlier* adalah sebagai berikut:

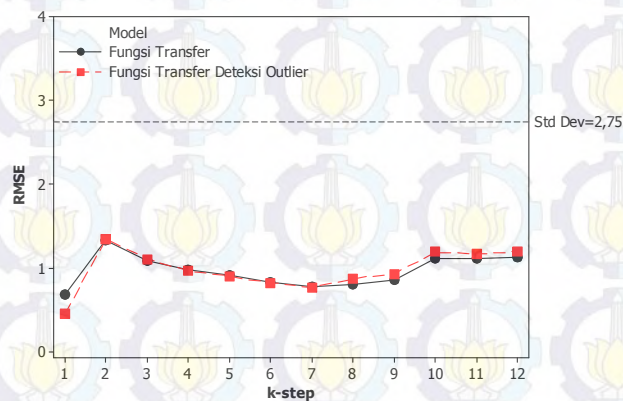
$$y_{1,t} = 0,0057 + 0,0013 x_{21,(t-1)} + \frac{0,062}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{1}{(1-0,406 B^{12})} a_t.$$

Dengan menggunakan model yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk peramalan data *out-sample* IHK Kota Pontianak. Hasil peramalan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* dibandingkan dengan data *out-sample* aktual IHK Kota Pontianak dapat dilihat pada Gambar 4.38.



Gambar 4.38. Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi outlier pada data IHK Kota Pontianak

Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* model fungsi transfer deteksi *outlier* pada data IHK Kota Pontianak dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.39.

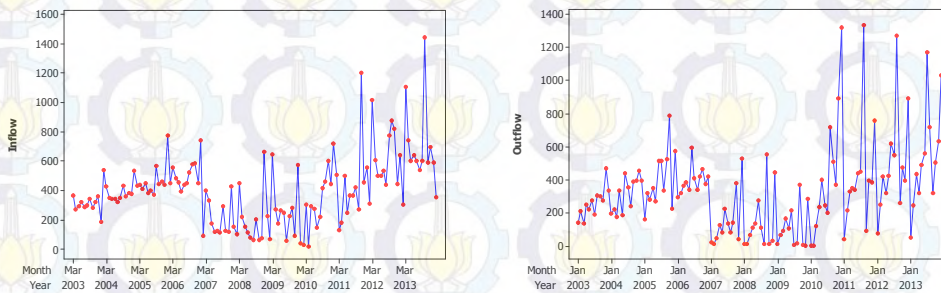


Gambar 4.39. Nilai RMSE *k-step* pemodelan fungsi transfer deteksi outlier pada data *out-sample* IHK Kota Pontianak

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Pontianak sebesar 1,1947 sedangkan standar deviasi sebesar 2,75. Berdasarkan hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Pontianak seperti terlihat pada Gambar 4.39 menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* menghasilkan ramalan yang cukup baik karena seluruh nilai RMSE *k-step* terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Pontianak.

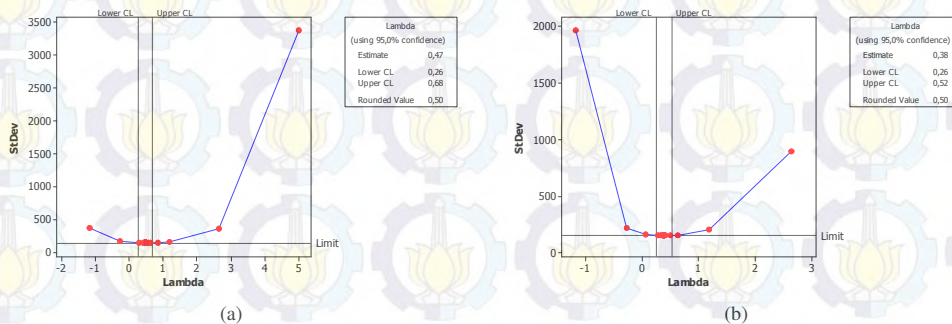
4.3.2. Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Banjarmasin

Hasil plot series data input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin dapat kita lihat pada Gambar 4.40.



Gambar 4.40. Plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin

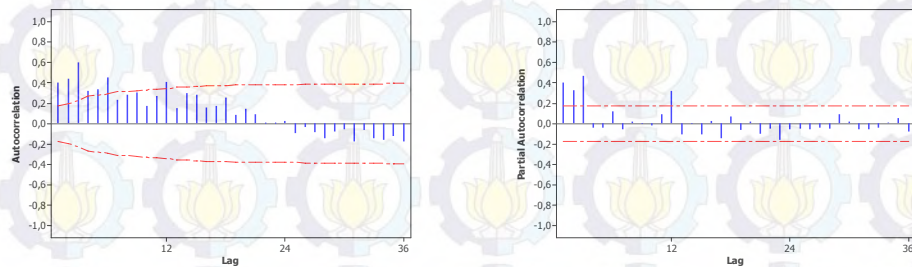
Plot *time series* pada Gambar 4.40. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin mempunyai pola yang tidak tetap pada rata-rata dan cenderung terdapat trend tertentu sehingga teridentifikasi data yang tidak stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata. Hasil plot Box-Cox untuk data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin dapat kita lihat pada Gambar 4.41.



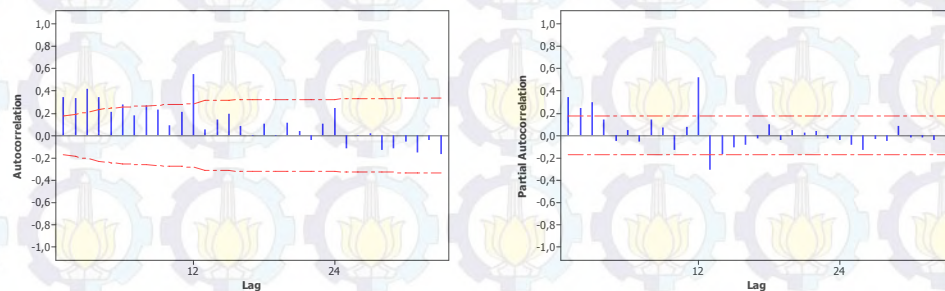
Gambar 4.41. Plot Box-Cox data input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin yang belum stasioner dalam varians

Hasil plot Box-Cox pada Gambar 4.41. menunjukkan bahwa data *inflow* maupun *outflow* Kota Balikpapan belum stasioner dalam varians karena nilai batas bawah dan batas atas Lambda pada plot Box-Cox belum memuat nilai satu sehingga perlu dilakukan transformasi. Setelah data stasioner dalam varians maka dilanjutkan pemeriksaan stasioner dalam rata-rata.

Hasil pemeriksaan stasioneritas data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin dalam rata-rata dilakukan dengan menggunakan plot *time series* pada Gambar 4.40. dan plot ACF data *inflow* dan *outflow* kota Banjarmasin seperti terlihat pada Gambar 4.42. dan Gambar 4.43.



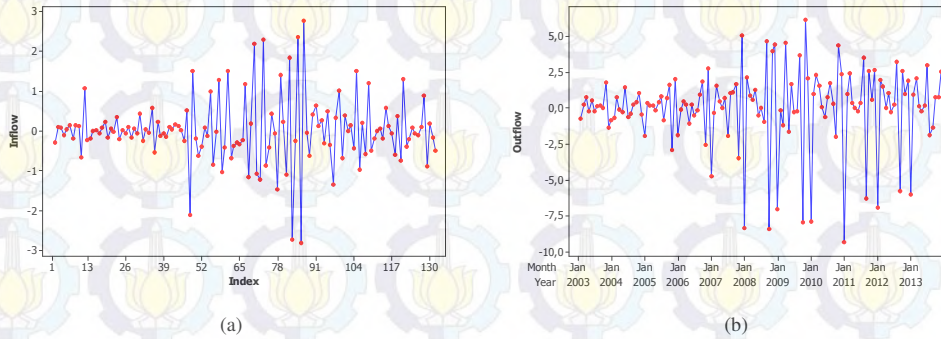
Gambar 4.42. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Banjarmasin hasil transformasi



Gambar 4.43. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Banjarmasin hasil transformasi

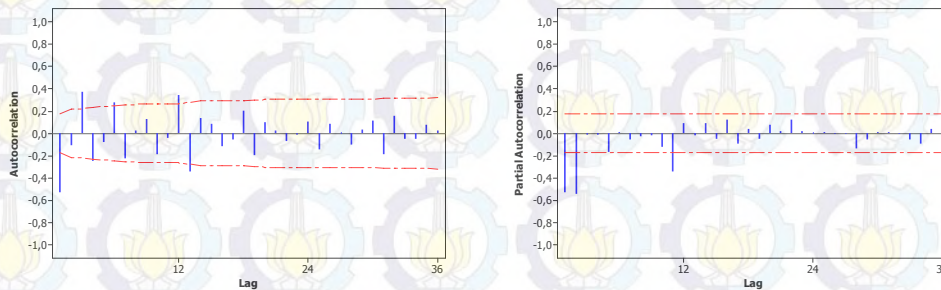
Plot *time series* pada Gambar 4.40. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin mempunyai pola yang tidak tetap pada rata-rata dan cenderung terdapat trend tertentu sehingga teridentifikasi data yang tidak stasioner dalam rata-rata. Hal ini diperkuat dengan pola ACF pada Gambar 4.42. dan Gambar 4.43. yang cenderung *dies down* lambat dan tidak segera *cut off* pada lag tertentu sehingga perlu dilakukan proses *differencing* pertama.

Hasil plot *time series* data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin hasil differencing pertama ditunjukkan pada Gambar 4.44.

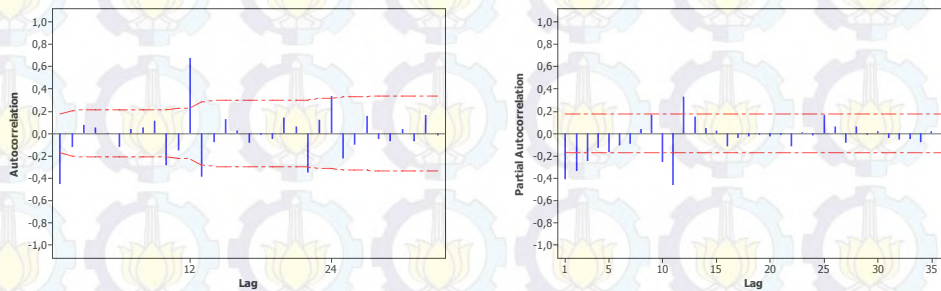


Gambar 4.44. Plot *time series* data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin setelah transformasi dan *differencing* pertama

Plot *time series* hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.44. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin telah mempunyai pola yang tetap pada rata-rata setelah dilakukan *differencing* pertama. Selanjutnya dilakukan identifikasi dengan menggunakan plot ACF seperti terlihat pada Gambar 4.45. dan Gambar 4.46.



Gambar 4.45. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Banjarmasin hasil *differencing* pertama



Gambar 4.46. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Banjarmasin hasil *differencing* pertama

Hasil plot ACF data *inflow* dan *outflow* pada Gambar 4.45. dan Gambar 4.46. sudah memiliki pola yang *dies down* cepat dan segera *cut off* pada lag tertentu.

Model ARIMA yang terbentuk untuk data input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin berdasarkan lag-lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF Gambar 4.45 dan Gambar 4.46. adalah sebagai berikut:

- a. Data *inflow* dengan model ARIMA (2,1,0)(0,0,1)¹²:

$$\dot{x}_{21,t} = \frac{(1 + 0,327 B^{12})}{(1 - B)(1 + 0,819 B + 0,549 B^2)} a_{21,t}$$

- b. Data *outflow* dengan model ARIMA (2,1, [10])(0,0,1)¹²:

$$\dot{x}_{22,t} = \frac{(1 - 0,199 B^{10} + 0,432 B^{12})}{(1 - B)(1 + 0,667 B + 0,455 B^2)} a_{22,t}$$

Dengan menggunakan model ARIMA *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin maka didapatkan deret input *inflow* Kota Balikpapan yang telah dilakukan *prewhitening* sebagai berikut:

$$a_{21,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,819 B + 0,549 B^2)}{(1 + 0,327 B^{12})} \dot{x}_{21,t}$$

Sedangkan deret *outflow* yang telah diprewhitening Kota Banjarmasin sebagai berikut:

$$a_{22,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,667 B + 0,455 B^2)}{(1 - 0,199 B^{10} + 0,432 B^{12})} \dot{x}_{22,t}$$

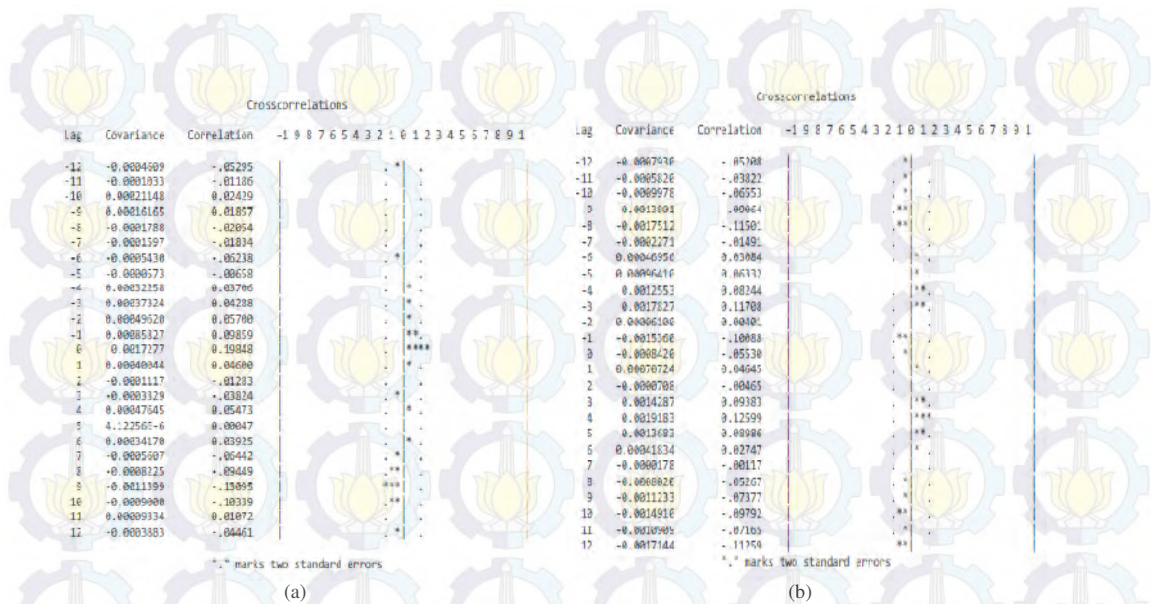
Prewhitening deret ouput IHK Kota Banjarmasin mengikuti *prewhitening* deret input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin sehingga deret output IHK hasil *prewhitening* adalah

$$\beta_{21,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,819 B + 0,549 B^2)}{(1 + 0,327 B^{12})} \dot{y}_{21,t}$$

dan

$$\beta_{22,t} = \frac{(1 - B)(1 + 0,667 B + 0,455 B^2)}{(1 - 0,199 B^{10} + 0,432 B^{12})} \dot{y}_{22,t}$$

CCF hasil *prewhitening* antara data IHK dengan data *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin dapat dilihat pada Gambar 4.47.



Gambar 4.47. Plot CCF anatar IHK Kota Banjarmasin dengan variabel input:
(a). *inflow* dan (b). *outflow*

Bobot respons impuls untuk data input *inflow* berdasarkan hasil CCF pada Gambar 4.47 adalah $b=0$, $s=0$, dan $r=0$ sedangkan untuk data input *outflow* adalah $b=4$, $s=0$, dan $r=0$. Bobot model yang dihasilkan digunakan untuk melakukan estimasi dan signifikansi parameter pada dugaan model fungsi transfer.

Hasil estimasi parameter pemodelan fungsi transfer sementara berdasarkan bobot respon impuls dapat dilihat pada tabel 4.40.

Tabel 4.40. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Banjarmasin

Variabel Input	Orde	Parameter	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
<i>Inflow</i>	(0,0,0)	μ_{21}	0,00638	0,00086	7,34	<0,0001
		ω_0	0,00252	0,00105	2,38	0,0186
<i>Outflow</i>	(4,0,0)	μ_{22}	0,00663	0,00090	7,33	<0,0001
		ω_4	0,00034	0,00059	0,57	0,5696

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.40. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ parameter pada fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin dengan variabel data input *inflow* signifikan karena *p-value* kurang dari 0,05, sedangkan dengan variabel data input *outflow* tidak signifikan. Oleh karena itu pada pemodelan berikutnya hanya menggunakan variabel input *inflow* untuk model fungsi transfer pada data IHK Kota Banjarmasin.

Tahap selanjutnya adalah melakukan uji asumsi residual yang *white noise* dan residual yang berdistribusi normal pada penggunaan variabel input *inflow* pada model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin. Hasil pengujian asumsi *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.41.

Tabel 4.41. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer Kota Banjarmasin dengan Variabel Input *Outflow*

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	6,14	6	0,4081
12	8,92	12	0,7099
18	10,78	18	0,9034
24	22,12	24	0,5720

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.41. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag yang berarti bahwa autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Pontianak menghasilkan nilai uji sebesar 0,114 dan *p-value* sebesar kurang dari 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin dengan variabel input *inflow* belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Pemodelan dilanjutkan dengan melakukan deteksi *outlier* menyelesaikan masalah residual yang belum berdistribusi normal. Hasil deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.42.

Tabel 4.42. Hasil Deteksi *Outlier* Model Fungsi Transfer IHK Kota Banjarmasin

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	Chi-Square	p-value
34	Shift	0,07113	70,29	<0,0001
109	Additive	0,01384	5,58	0,0182
26	Additive	-0,01345	5,27	0,0217
66	Shift	0,01867	5,56	0,0184
61	Shift	0,01831	5,73	0,0167

Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer IHK Kota

Banjarmasin menemukan adanya data *outlier* dengan tipe LS pada pengamatan ke-34, 66 dan 61, dan data *outlier* tipe AO pada pengamatan 109 dan 26. Dengan melihat nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan, ketidaknormalan residual model fungsi transfer pada data IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34 dimana pada waktu tersebut terjadi kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005.

Hasil estimasi parameter model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34 dapat kita lihat pada tabel 4.43.

Tabel 4.43. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Banjarmasin

Parameter	Type <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{21}	-	0,00583	0,00067	8,60	<0,0001
ω_1	-	0,00255	0,00082	3,11	0,0023
I_{34}	<i>Shift</i>	0,07168	0,00776	9,23	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.43 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.44.

Tabel 4.44. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Banjarmasin

Lag	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>p-value</i>
6	9,20	6	0,1626
12	10,78	12	0,5479
18	17,11	18	0,5154
24	25,55	24	0,3766

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.44. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Hasil uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Banjarmasin dengan deteksi *outlier* sebesar 0,070182 dan *p-value* sebesar 0,11. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Banjarmasin sudah memenuhi residual berdistribusi normal. Untuk melihat kebaikan model dapat dilihat dari nilai AIC terkecil seperti terlihat pada Tabel 4.45.

Tabel 4.45 Nilai AIC Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Banjarmasin

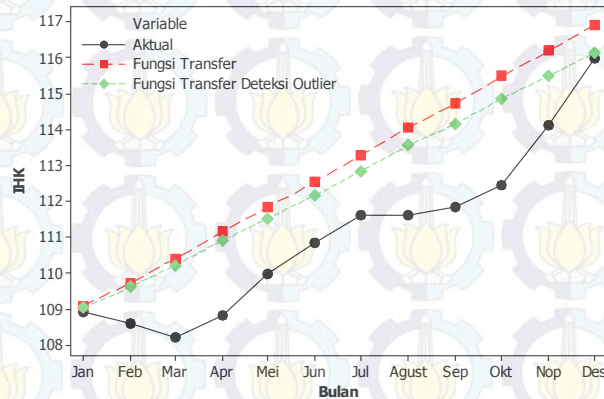
Model	Nilai AIC
Fungsi Transfer	-834,236
Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i>	-899,053

Hasil nilai AIC pada Tabel 4.45. menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi outlier merupakan model yang terbaik karena mempunyai nilai AIC yang lebih kecil.

Model Fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Banjarmasin telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal serta memenuhi syarat kebaikan model dengan nilai AIC terkecil sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan. Persamaan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK kota Banjarmasin adalah sebagai berikut:

$$y_{2,t} = 0,0058 + 0,0025 x_{12,t} + \frac{0,072}{(1 - B)} I_t^{(T=34)} + a_{2,t}$$

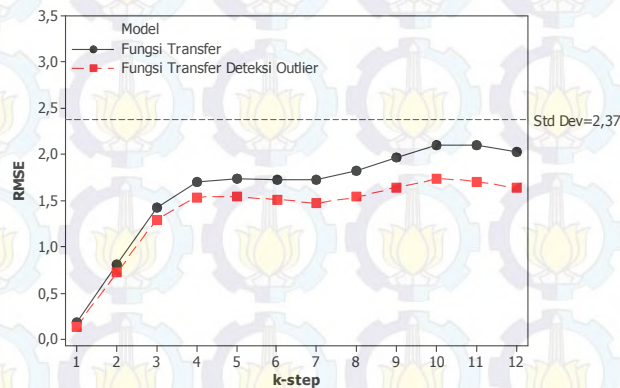
Hasil peramalan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* dibandingkan dengan data *out-sample* aktual IHK Kota Banjarmasin dapat dilihat pada Gambar 4.48.



Gambar 4.48. Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Banjarmasin

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Banjarmasin sebesar 1,6334 dan standar deviasi 2,37.

Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* Kota Banjarmasin dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.49.

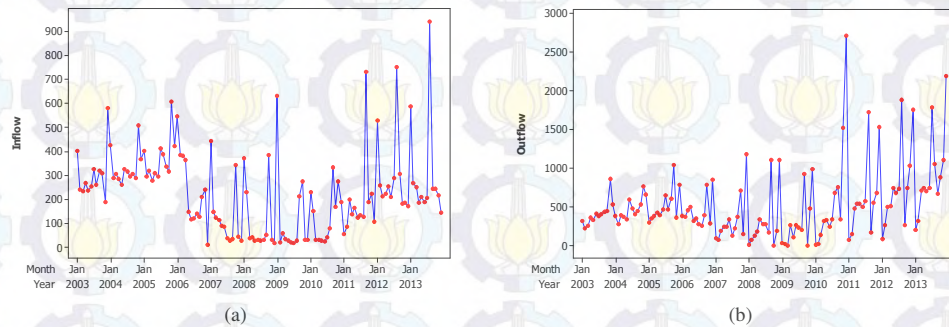


Gambar 4.49. Nilai RMSE *k-step* pemodelan fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin

Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin seperti terlihat pada Gambar 4.49, menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* menghasilkan ramalan yang cukup baik karena seluruh nilai RMSE *k-step* terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Banjarmasin.

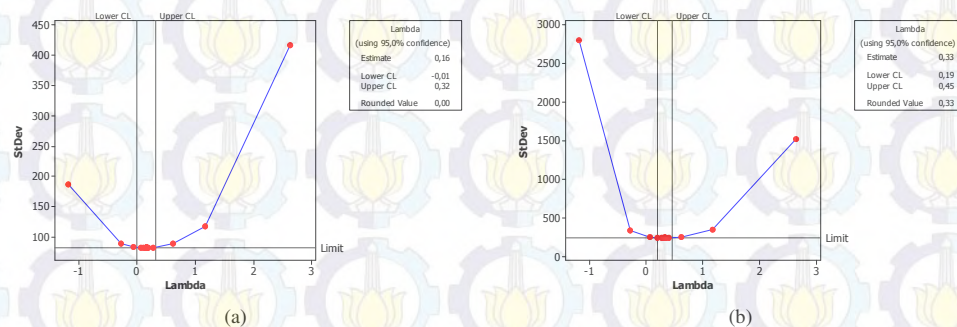
4.3.3. Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Samarinda

Hasil plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda dapat kita lihat pada Gambar 4.50.



Gambar 4.50. Plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda

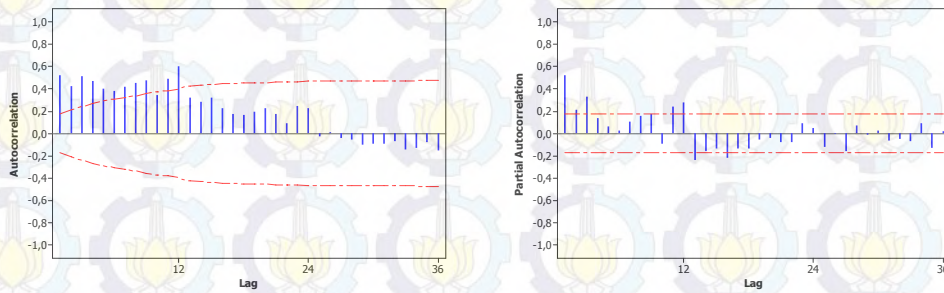
Plot *time series* pada Gambar 4.50 menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda merupakan data yang tidak stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata karena memiliki pola yang tidak bergerak pada rata-rata dan cenderung mengikuti trend tertentu..



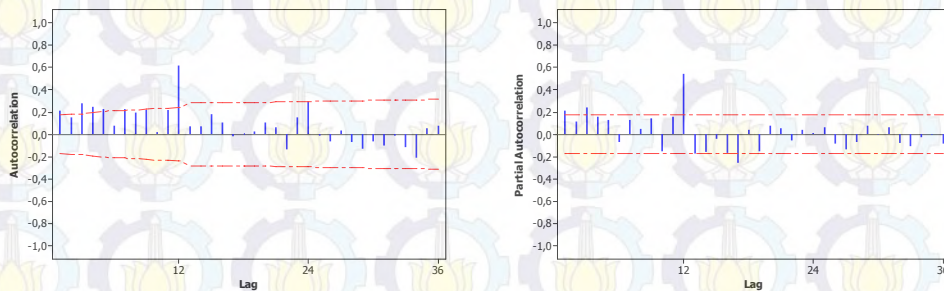
Gambar 4.51. Plot Box-Cox data input *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda yang belum stasioner dalam varians

Hasil plot Box-Cox pada Gambar 4.51. menunjukkan bahwa data *inflow* maupun *outflow* Kota Samarinda belum stasioner dalam varians karena nilai batas bawah dan batas atas Lambda pada plot Box-Cox belum memuat nilai satu sehingga perlu dilakukan transformasi. Setelah data stasioner dalam varians maka dilanjutkan pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata.

Hasil pemeriksaan stasioneritas data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda dalam rata-rata dilakukan dengan menggunakan plot *time series* pada Gambar 4.50. dan plot ACF data *inflow* dan *outflow* kota Samarinda seperti terlihat pada Gambar 4.52. dan Gambar 4.53.

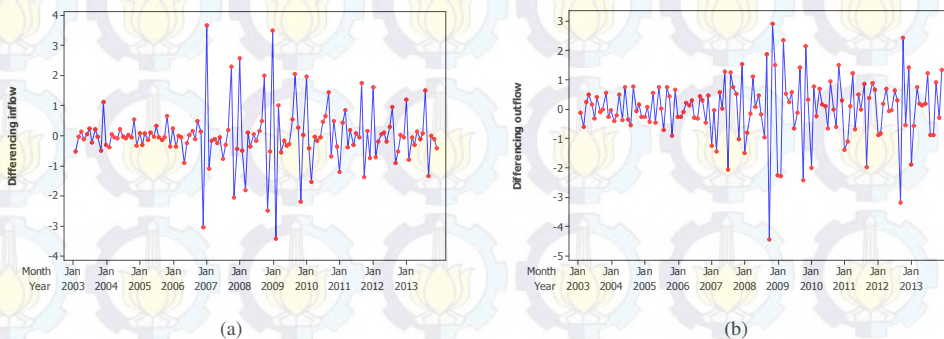


Gambar 4.52. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Samarinda hasil transformasi



Gambar 4.53. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Samarinda hasil transformasi

Hasil identifikasi plot *time series* pada Gambar 4.50. dan plot ACF Gambar 4.52 dan Gambar 4.53. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda merupakan data yang tidak stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan proses *differencing* pertama. Hasil plot *time series* hasil *differencing* pertama data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda dapat dilihat pada Gambar 4.54.

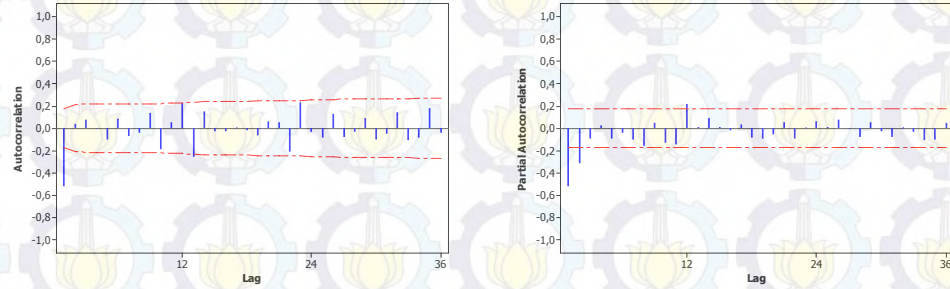


Gambar 4.54. Plot *time series* data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda setelah transformasi dan *differencing* pertama

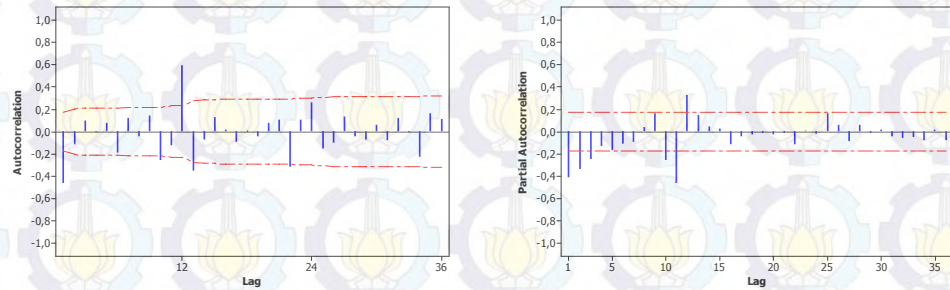
Plot *time series* hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.54. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda telah mempunyai

pola yang tetap pada rata-rata setelah dilakukan *differencing* pertama. Identifikasi selanjutnya dilakukan dengan melihat plot ACF pada data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda hasil *differencing* pertama.

Hasil plot ACF dan PACF *differencing* pertama dapat ditunjukkan pada Gambar 4.55 dan Gambar 4.56.



Gambar 4.55. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Samarinda hasil *differencing* pertama



Gambar 4.56. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Samarinda hasil *differencing* pertama

Pada Gambar 4.55. dan Gambar 4.56. menunjukkan bahwa plot ACF sudah memiliki pola *dies down* cepat dan segera *cut off* pada lag tertentu. Oleh karena itu berdasarkan pada plot *time series* dan plot ACF dapat disimpulkan bahwa data data *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda hasil *differencing* pertama telah stasioner.

Model ARIMA yang terbentuk untuk data input *inflow* dan *outflow* Kota Pontianak berdasarkan lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF Gambar 4.55. dan Gambar 4.56. adalah sebagai berikut:

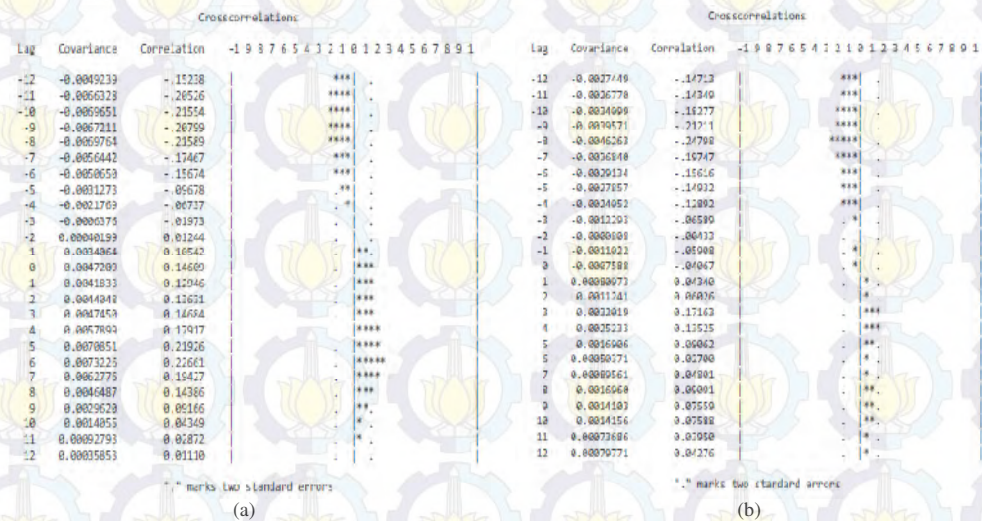
- a. Data *inflow* Kota Samarinda dengan model ARIMA([2],1,1)(0,0,1)¹²:

$$\hat{x}_{21,t} = \frac{(1 - 0,722 B + 0,328 B^{12})}{(1 - B)(1 + 0,171 B^2)} a_{21,t}$$

b. Data *outflow* dengan model ARIMA([24],1,[1][12]) :

$$\hat{x}_{22,t} = \frac{(1 - 0,861 B)(1 + 0,660 B^{12})}{(1 - B)(1 - 0,377 B^{24})} a_{22,t}$$

Model ARIMA *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda yang diperoleh maka dilakukan proses *prewhitening* pada data input *inflow* dan *outflow* serta data output IHK Kota Samarinda. Setelah melalui proses *prewhitening* maka diperoleh nilai CCF antara data IHK Kota Samarinda dengan data *inflow* dan *outflow* seperti terlihat pada Gambar 4.57.



Gambar 4.57. Plot CCF antara IHK Kota Samarinda dan variabel input: (a). *inflow* dan (b). *outflow*

Perkiraan bobot respons *impulse* untuk data input *inflow* berdasarkan gambar CCF pada Gambar 4.57. adalah $b=0$, $s=0$, dan $r=0$, sedangkan untuk data input *outflow* adalah $b=3$, $s=0$, dan $r=0$.

Hasil estimasi parameter orde model fungsi transfer sementara yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 4.46

Tabel 4.46. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer di Kota Samarinda

Variabel Input	Orde	Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
Inflow	(0,0,0)	μ_{31}	0,00662	0,00084	7,86	<0,0001
		ω_0	0,00208	0,00086	2,41	0,0171
Outflow	(3,0,0)	μ_{32}	0,00665	0,00087	7,63	<0,0001
		ω_4	0,00092	0,00059	1,55	0,1235

Hasil uji parameter pada Tabel 4.46 dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ menunjukkan bahwa parameter pada variabel data input *inflow* signifikan karena *p-value* kurang dari 0,05, sedangkan data input *outflow* tidak signifikan. Oleh karena itu pada pemodelan berikutnya hanya menggunakan variable input *inflow* untuk model fungsi transfer pada data IHK Kota Samarinda.

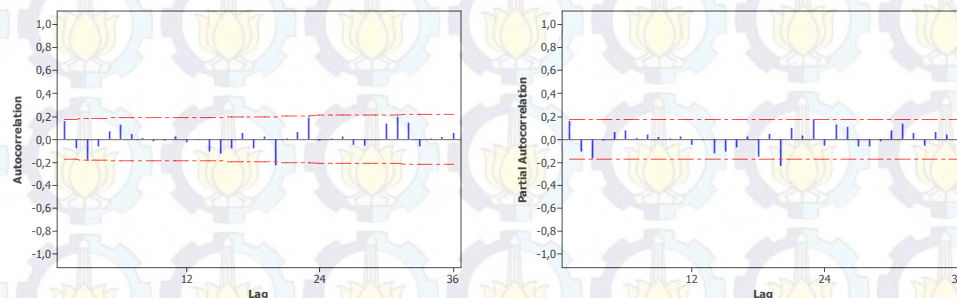
Hasil pengujian asumsi *white noise* penggunaan variabel input *inflow* pada model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dapat dilihat pada Tabel 4.47.

Tabel 4.47 Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer Kota Samarinda dengan Variabel Input *inflow*

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	12,70	6	0,0481
12	13,28	12	0,3491
18	19,54	18	0,3594
24	33,95	24	0,0856

Hasil uji residual *white noise* pada Tabel 4.47. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer IHK Kota Samarinda memiliki nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 sampai lag ke-6 yang berarti bahwa autokorelasi signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* belum terpenuhi.

Langkah selanjutnya untuk menyelesaikan permasalahan asumsi *white noise* adalah dengan memodelkan residual. Pemodelan residual dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF residual seperti terlihat pada Gambar 4.58.



Gambar 4.58. Plot ACF dan PACF residual hasil pemodelan fungsi transfer sementara data input *inflow* Kota Samarinda

Dengan menggunakan plot ACF dan PACF diperoleh lag yang signifikan terletak pada lag ke-3, sehingga model ARIMA yang digunakan adalah ARIMA (3,0,0). Hasil estimasi parameter setelah menambahkan pemodelan residual dapat terlihat pada Tabel 4.48.

Tabel 4.48. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Samarinda

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar <i>Error</i>	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{31}	-	0,0066	0,00069	9,52	<0,0001
ϕ_3	-	0,1927	0,08704	-2,21	0,0286
ω_0	-	0,0018	0,00081	2,29	0,0234

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.48 dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ menunjukkan bahwa seluruh parameter signifikan karena *p-value* kurang dari 0,05, sehingga layak digunakan dalam pemodelan.

Pengujian kembali dilakukan setelah menambahkan pemodelan residual pada model fungsi transfer IHK Kota Samarinda untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan pemodelan residual dapat kita lihat pada Tabel 4.49.

Tabel 4.49. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer dengan Pemodelan Residual pada IHK Kota Samarinda

Lag	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>p-value</i>
6	9,20	5	0,3791
12	10,78	11	0,8723
18	17,11	17	0,6732
24	25,55	23	0,3409

Pada Tabel 4.49. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Pontianak menghasilkan nilai uji sebesar 0,142178 dan *p-value* sebesar kurang dari 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan variabel input *inflow* belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer data IHK Kota Samarinda dapat ditunjukkan pada Tabel 4.50.

Tabel 4.50. Hasil deteksi *outlier* model fungsi transfer IHK Kota Samarinda

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>p-value</i>
34	<i>Shift</i>	0,06298	86,59	<0.0001
127	<i>Shift</i>	0,03145	22,40	<0.0001
66	<i>Shift</i>	0,02873	18,69	<0.0001
73	<i>Additive</i>	-0,01498	10,51	0,0012
97	<i>Additive</i>	0,01322	8,70	0,0032

Berdasarkan Tabel 4.50. menunjukkan bahwa hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer IHK Kota Samarinda yaitu pada data ke-34, 127, 66 dan 97, dengan *outlier* tipe LS dan untuk pengamatan 73 tipe AO.

Dengan melihat nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan, ketidaknormalan residual pemodelan fungsi transfer pada data IHK Kota Samarinda diduga dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34, 127 dan 66 dimana pada waktu tersebut terjadi kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005, 24 Mei 2008 dan tanggal 22 Juni 2013 .

Hasil estimasi parameter model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan menambahkan deteksi *outlier* pada pengamatan ke-34, 66 dan 127 dapat kita lihat pada tabel 4.51. Hasil estimasi parameter pada model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan deteksi *outlier* pada Tabel 4.51. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model.

Tabel 4.51. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Samarinda

Parameter	Tipe <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{31}	-	0,00567	0,00043	13,12	<0,0001
ϕ_3	-	-0,34270	0,08541	-4,01	0,0001
ω_1	-	0,00175	0,00052	3,33	0,0011
ω_{LS34}	<i>Shift</i>	0,06349	0,00619	10,25	<0,0001
ω_{LS127}	<i>Shift</i>	0,03177	0,00617	5,14	<0,0001
ω_{LS66}	<i>Shift</i>	0,03209	0,00622	5,14	<0,0001

Hasil pemodelan fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada Tabel 4.51 dapat diduga bahwa kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005 memberikan pengaruh sebesar 0,064 kali terhadap perubahan IHK Kota Samarinda, kenaikan BBM tanggal 24 Mei 2008 memberi pengaruh sebesar 0,032 kali terhadap perubahan IHK Samarinda dan Kenaikan BBM pada tanggal 23 Juni 2013 memberikan pengaruh sebesar 0,033 kali pada perubahan IHK Kota Samarinda serta signifikan terhadap model.

Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.52.

Tabel 4.52. Hasil uji residual *white noise* model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada IHK Kota Samarinda

Lag	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>p-value</i>
6	6,83	5	0,2334
12	12,49	11	0,3280
18	24,18	17	0,1147
24	34,66	23	0,0561

Hasil uji *white noise* pada Tabel 4.52. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Samarinda memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi

tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

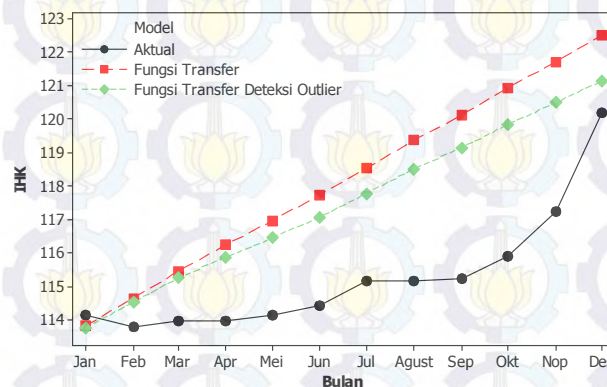
Nilai uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Samarinda dengan deteksi *outlier* sebesar 0,058473 dan *p-value* sebesar lebih dari 0,15. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Samarinda sudah memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Dengan menggunakan nilai AIC dan RMSE *in-sample* yang minimum menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* merupakan model yang terbaik karena mempunyai nilai AIC terkecil seperti terlihat pada Tabel 4.53.

Tabel 4.53. Nilai AIC pemodelan fungsi transfer IHK Kota Samarinda

Model	Nilai AIC	RMSE <i>in-sample</i>
Fungsi Transfer	-845,267	0,7387
Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i>	-942,321	0,5241

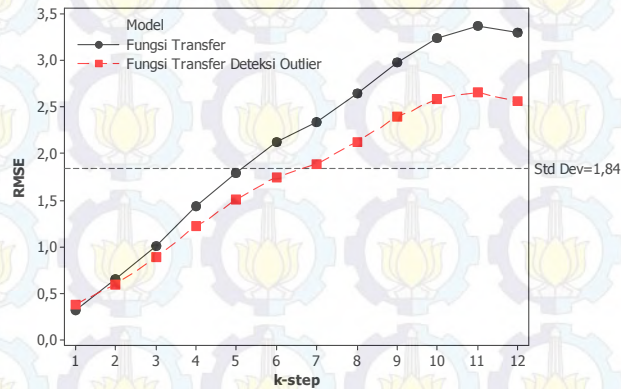
Hasil peramalan dengan menggunakan model fungsi transfer deteksi *outlier* dibandingkan dengan data *out-sample* aktual IHK Kota Samarinda dapat dilihat pada Gambar 4.59.



Gambar 4.59. Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Samarinda

Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Samarinda sebesar 2,5580.

Hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* Kota Samarinda dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.60.

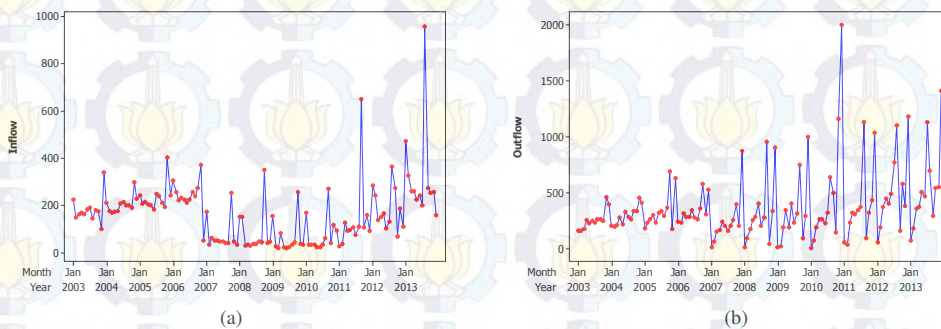


Gambar 4.60. Nilai RMSE *k-step* pemodelan fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data *out-sample* IHK Kota Samarinda

Berdasarkan hasil perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Samarinda seperti terlihat pada Gambar 4.60 menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* untuk data IHK Kota Samarinda menghasilkan ramalan kurang cukup baik karena sebagian nilai RMSE *k-step* terletak diatas nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Samarinda.

4.3.4. Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan

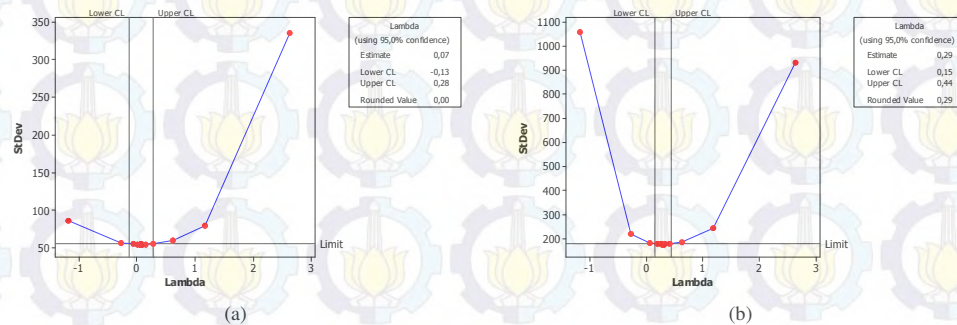
Hasil plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan dapat kita lihat pada Gambar 4.61.



Gambar 4.61. Plot *time series* data input *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda

Hasil plot *time series* pada Gambar 4.61. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan tidak stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata.

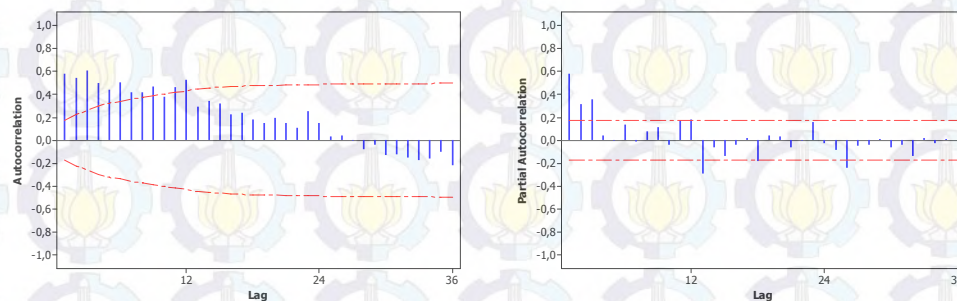
Hasil plot Box-Cox untuk data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan yang digunakan untuk pemeriksaan stasioneritas data dalam varians dapat kita lihat pada Gambar 4.62.



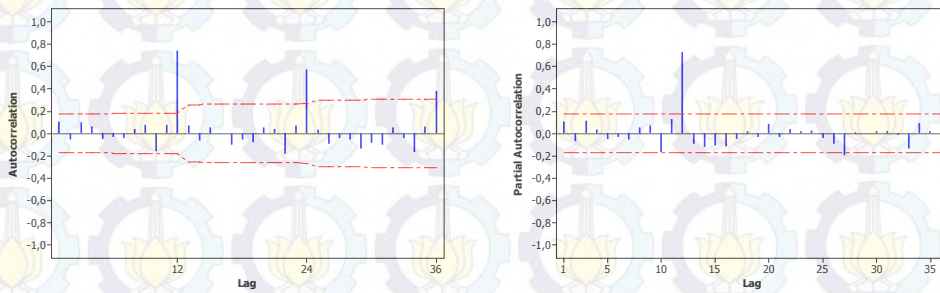
Gambar 4.62. Plot Box-Cox data input *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan yang belum stasioner dalam varians

Hasil plot Box-Cox pada Gambar 4.62. menunjukkan bahwa data *inflow* maupun *outflow* Kota Samarinda belum stasioner dalam varians karena nilai batas bawah dan batas atas Lambda pada plot Box-Cox belum memuat nilai satu sehingga perlu dilakukan transformasi.

Hasil pemeriksaan stasioneritas data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan dalam rata-rata dilakukan dengan menggunakan plot *time series* pada Gambar 4.61 dan plot ACF data *inflow* dan *outflow* kota Samarinda seperti terlihat pada Gambar 4.63 dan Gambar 4.64.

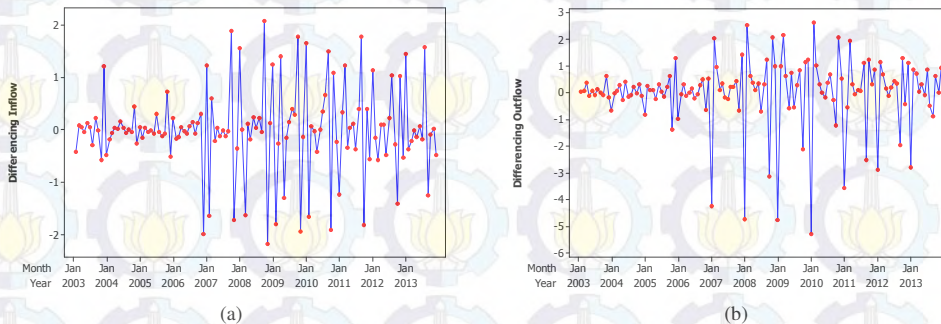


Gambar 4.63. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Balikpapan hasil transformasi



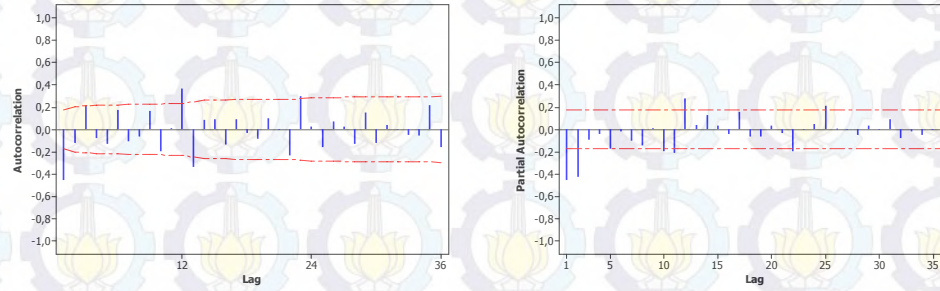
Gambar 4.64. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Balikpapan hasil transformasi

Hasil identifikasi plot *time series* pada Gambar 4.61. dan plot ACF Gambar 4.63. dan Gambar 4.64. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan merupakan data yang tidak stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan proses *differencing* pertama. Hasil plot *time series* data *inflow* dan *outflow* hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.65.

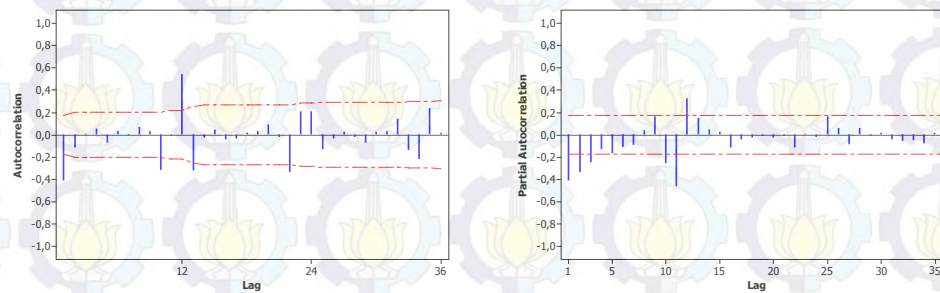


Gambar 4.65. Plot *time series* data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan setelah transformasi dan *differencing* pertama

Plot *time series* hasil *differencing* pertama pada Gambar 4.65. menunjukkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan telah mempunyai pola yang tetap pada rata-rata setelah dilakukan *differencing* pertama. Hal ini mengindikasikan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan telah stasioner dalam rata-rata. Selain itu, hasil plot ACF data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan pada Gambar 4.66 dan 4.67 menunjukkan pola *dies down* cepat dan segera *cut off* pada lag tertentu. Berdasarkan identifikasi dengan plot *time series* dan plot ACF dapat disimpulkan bahwa data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan sudah stasioner dalam varians dan rata-rata setelah *differencing* pertama.



Gambar 4.66. Plot ACF dan PACF data input *inflow* Kota Balikpapan hasil *differencing* pertama



Gambar 4.67. Plot ACF dan PACF data input *outflow* Kota Balikpapan hasil *differencing* pertama

Identifikasi menggunakan plot ACF dan PACF seperti terlihat pada Gambar 4.66. dan Gambar 4.67. dilakukan untuk mendapatkan model ARIMA data input. Model ARIMA yang terbentuk untuk data input *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan berdasarkan lag yang signifikan pada plot ACF dan PACF Gambar 4.66. dan Gambar 4.67. adalah sebagai berikut:

- a. Data *inflow* dengan model ARIMA (2,1,[23])(0,0,1)¹²:

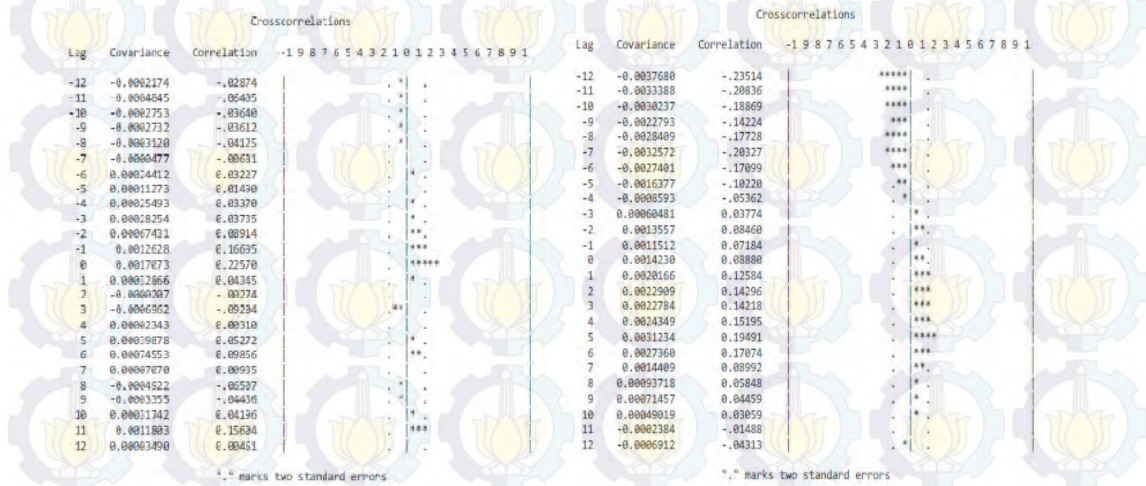
$$\dot{x}_{41,t} = \frac{(1 + 0,216 B^{12} + 0,318 B^{23})}{(1 - B)(1 + 0,702 B + 0,413 B^2)} a_{41,t}$$

- b. Data *outflow* dengan model ARIMA (0,1,1)(1,0,0)¹²:

$$\dot{x}_{42,t} = \frac{(1 - 0,914 B)}{(1 - B)(1 - 0,793 B^{12})} a_{42,t}$$

Dengan menggunakan model ARIMA *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan yang diperoleh selanjutnya dilakukan proses *prewhitening* pada data input *inflow* dan *outflow* serta data output IHK Kota Balikpapan. Nilai CCF antara data IHK

Kota Balikpapan hasil *prewhitening* dengan data *inflow* dan *outflow* seperti terlihat pada Gambar 4.68.



Gambar 4.68. Plot CCF antara data IHK dan data *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan

Perkiraan bobot respons *impulse* untuk data input *inflow* dengan menggunakan plot CCF pada Gambar 4.68 adalah $b=0$, $s=0$, dan $r=0$ sedangkan untuk data input *outflow* adalah $b=1$, $s=0$, dan $r=0$. Hasil estimasi parameter orde model yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 4.54.

Tabel 4.54. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan

Variabel Input	Orde	Parameter	Estimasi	SE	t-value	p-value
Inflow	(0,0,0)	μ_{41}	0,00638	0,00080	7,97	<0,0001
		ω_0	0,01672	0,00098	1,70	0,0919
Outflow	(1,0,0)	μ_{42}	0,00648	0,00080	8,06	<0,0001
		ω_1	0,00068	0,00062	1,19	0,2746

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.54. dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,10$ menunjukkan bahwa parameter pada variabel data input *inflow* signifikan karena *p-value* kurang dari 0,10, sedangkan data input *outflow* tidak signifikan. Oleh karena itu pada pemodelan berikutnya hanya menggunakan variable input *inflow* untuk model fungsi transfer pada data IHK Kota Balikpapan.

Hasil pengujian asumsi *white noise* penggunaan variabel input *inflow* pada model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dapat dilihat pada Tabel 4.55.

Tabel 4.55. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer Kota Balikpapan dengan Variabel Input *Inflow*

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	7,04	6	0,3176
12	13,48	12	0,3149
18	24,40	18	0,1422
24	31,25	24	0,1467

Hasil uji residual yang *white noise* pada Tabel 4.55. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag yang berarti bahwa autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas Kolmogorow-Smirnow pada residual model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan menghasilkan nilai uji sebesar 0,127295 dan *p-value* sebesar kurang dari 0,01. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan variabel input *inflow* belum memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Deteksi *outlier* dilakukan pada pemodelan fungsi transfer IHK Kota Balikpapan untuk menyelesaikan permasalahan uji normalitas residual. Hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer data IHK Kota Balikpapan dapat ditunjukkan pada Tabel 4.56.

Tabel 4.56. Hasil Deteksi *Outlier* Model Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan

Observasi	Tipe	Estimasi Efek <i>Outlier</i>	Chi-Square	p-value
34	Shift	0,5555	58,96	<0,0001
127	Shift	0,03075	18,53	<0,0001
66	Shift	0,02159	9,81	0,0017
91	Shift	0,02047	8,84	0,0029
9	Shift	0,01786	7,03	0,0080

Pada Tabel 4.56. menunjukkan bahwa hasil deteksi *outlier* pada pemodelan fungsi transfer IHK Kota Balikpapan yaitu pada data ke-34, 127, 66 dan 97, dengan *outlier* tipe LS dan untuk pengamatan 73 tipe AO. Dengan melihat nilai *Chi-Square* tertinggi dan *p-value* yang paling signifikan, ketidaknormalan residual pemodelan fungsi transfer pada data IHK Kota Balikpapan diduga dipengaruhi oleh *outlier* pada pengamatan ke-34, 127 dan 66 dimana pada waktu tersebut terjadi kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005, 24 Mei 2008 dan tanggal 22 Juni 2013.

Estimasi parameter model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada tabel 4.57.

Tabel 4.57. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* Pada Data IHK Kota Balikpapan

Parameter	Type <i>Outlier</i>	Estimasi	Standar Error	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
μ_{41}	-	0,00554	0,00062	8,89	<0,0001
ω_0	-	0,00173	0,00076	2,28	0,0241
ω_{LS34}	<i>Shift</i>	0,05639	0,00708	7,97	<0,0001
ω_{LS127}	<i>Shift</i>	0,03160	0,00708	4,46	<0,0001
ω_{LS66}	<i>Shift</i>	0,02242	0,00708	3,17	0,0019

Estimasi parameter model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan deteksi *outlier* pada Tabel 4.57. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,05, sehingga seluruh parameter dapat digunakan dalam model. Kenaikan BBM pada tanggal 1 Oktober 2005 memberikan pengaruh sebesar 0,056 kali, kenaikan BBM tanggal 24 Mei 2008 memberi pengaruh sebesar 0,022 kali dan kenaikan BBM pada tanggal 23 Juni 2013 memberikan pengaruh sebesar 0,032 kali terhadap perubahan IHK Kota Balikpapan dan signifikan terhadap model.

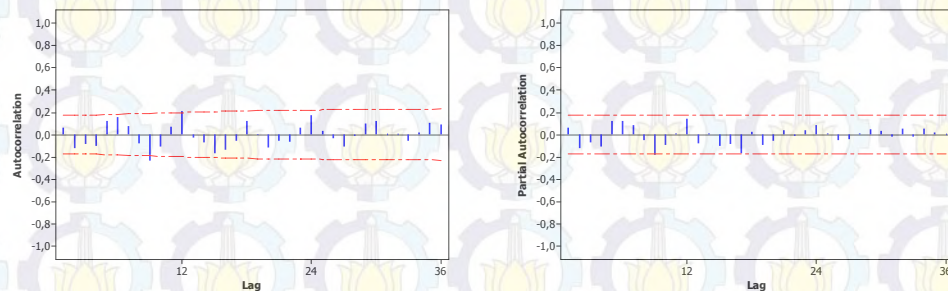
Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.58..

Tabel 4.58. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* pada IHK Kota Balikpapan

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	10,48	6	0,1058
12	28,82	12	0,0042
18	39,45	18	0,0025
24	48,26	24	0,0023

Hasil uji residual yang *white noise* pada Tabel 4.58. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Balikpapan memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05 berarti autokorelasi signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* belum terpenuhi.

Langkah selanjutnya untuk menyelesaikan permasalahan asumsi *white noise* adalah dengan memodelkan residual. Pemodelan residual dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF residual seperti terlihat pada Gambar 4.69.



Gambar 4.69. Plot ACF dan PACF residual fungsi transfer IHK Kota Balikpapan hasil transformasi

Berdasarkan hasil plot ACF dan PACF diperoleh lag-lag yang signifikan model ARIMA yang digunakan adalah ARIMA ([12],0,[9]).

Estimasi parameter model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan deteksi *outlier* dan pemodelan residual pada Tabel 4.59. menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha=0,10$ seluruh parameter signifikan karena memiliki *p-value* kurang dari 0,10. Dalam pemodelan akhir terdeteksi kenaikan tarif dasar listrik pada Bulan Juli 2010 yang terjadi pada pengamatan ke-91 turut

mempengaruhi terjadinya *outlier* pada data residual sehingga perlu dimasukkan dalam pemodelan.

Tabel 4.59. Hasil Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer pada IHK Kota Balikpapan

Parameter	Type Outlier	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
μ_{41}	-	0,00541	0,00055	9,78	<0,0001
ϕ_{12}		0,24512	0,09403	2,61	0,0103
θ_9	-	0,20605	0,09437	2,18	0,0309
ω_0	-	0,00127	0,00071	1,79	0,0764
I_{34}	Shift	0,05942	0,00638	9,30	<0,0001
I_{127}	Shift	0,02885	0,00708	4,33	<0,0001
I_{66}	Shift	0,02684	0,00638	4,15	0,0019
I_{91}	Shift	0,01670	0,00637	2,62	0,0019

Pengujian kembali dilakukan untuk melihat kelayakan model dengan menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji *white noise* untuk model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan deteksi *outlier* dapat kita lihat pada Tabel 4.60.

Tabel 4.60. Hasil Uji Residual *White Noise* Model Fungsi Transfer dengan Deteksi *Outlier* dan Pemodelan Residual pada IHK Kota Balikpapan

Lag	Chi-Square	DF	p-value
6	3,80	5	0,4332
12	5,40	11	0,8629
18	11,90	17	0,7780
24	15,36	23	0,8461

Hasil uji residual yang *white noise* pada Tabel 4.60. menunjukkan bahwa autokorelasi residual model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Balikpapan memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05 berarti autokorelasi tidak signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ atau tidak terdapat korelasi antar lag sehingga asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi.

Uji normalitas Kolmogorow-Smirnow residual model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada pemodelan IHK Kota Balikpapan menghasilkan nilai uji sebesar 0,075455 dan *p-value* sebesar kurang dari 0,0675. Dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$ dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer IHK Kota Balikpapan dengan variabel input *inflow* sudah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

Dengan menggunakan nilai AIC dan RMSE *in-sample* yang minimum menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* merupakan model yang terbaik karena mempunyai nilai AIC terkecil seperti terlihat pada Tabel 4.61.

Tabel 4.61. Nilai AIC Pemodelan Fungsi Transfer IHK Kota Balikpapan

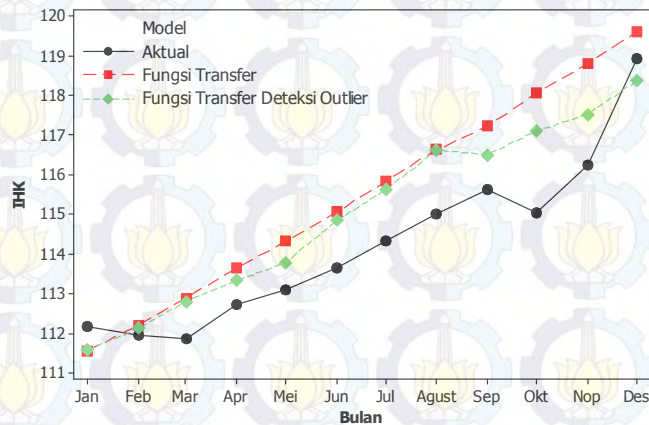
Model	Nilai AIC	RMSE <i>in-sample</i>
Fungsi Transfer	-855,418	0,7093
Fungsi Transfer dengan Deteksi <i>Outlier</i>	-937,095	0,4823

Model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Balikpapan telah memenuhi syarat asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi normal sehingga model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan dan memenuhi syarat kebaikan model.

Persamaan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada IHK Kota Balikpapan adalah sebagai berikut:

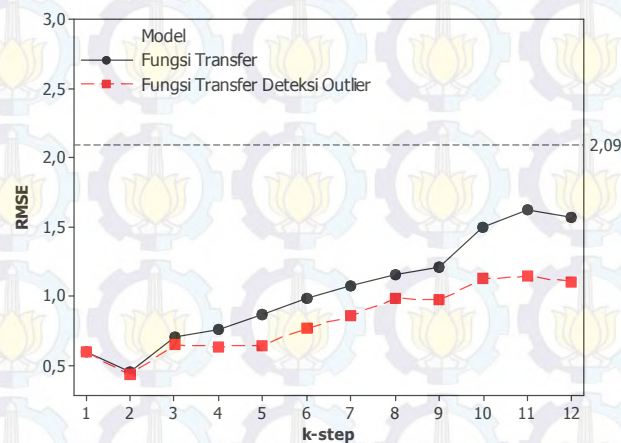
$$y_{4,t} = 0,0054 + 0,00127 X_{14,t} + \frac{0,059}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{0,028}{(1-B)} I_t^{(T=34)} + \frac{0,026}{(1-B)} I_t^{(T=127)} + \frac{0,016}{(1-B)} I_t^{(T=66)} + \frac{(1-0,206 B^9)}{(1-0,245 B^{12})} a_t$$

Perbandingan hasil peramalan menggunakan model fungsi transfer deteksi *outlier* dengan data *out-sample* aktual IHK Kota Balikpapan dapat dilihat pada Gambar 4.70. Nilai RMSE yang didapatkan dari hasil peramalan data *out-sample* untuk peramalan data IHK Kota Balikpapan sebesar 1,1050 dan standar deviasi data *out-sample* sebesar 2,09.



Gambar 4.70. Hasil ramalan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data IHK Kota Balikpapan

Perbandingan nilai RMSE *k-step* model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* Kota Balikpapan dengan standar deviasi data *out-sample* dapat dilihat pada Gambar 4.71.



Gambar 4.71. Nilai RMSE *k-step* pemodelan fungsi transfer dengan deteksi *outlier* pada data *out-sample* IHK Kota Balikpapan

Perbandingan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Balikpapan seperti terlihat pada Gambar 4.71. menunjukkan bahwa model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* menghasilkan ramalan yang cukup baik karena seluruh nilai RMSE *k-step* terletak dibawah nilai standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Balikpapan.

4.4. Pemodelan GSTAR Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Secara umum tahapan dalam pemodelan GSTAR mengikuti prosedur Box-Jenkins yaitu tahapan identifikasi meliputi uji stasioneritas data, penentuan orde waktu dan spasial, tahapan kedua berupa estimasi parameter dengan berbagai bobot lokasi, tahapan pemeriksaan kelayakan model (*diagnostic checking*) dengan pengujian residual yang *white noise*, dan tahapan peramalan.

4.4.1. Identifikasi Model GSTAR

Identifikasi stasioneritas data IHK secara univariat telah dilakukan pada tahapan pemodelan ARIMA, namun secara multivariat dapat dilakukan secara visual dengan menggunakan skema MCCF. Hasil pemeriksaan stasioneritas dengan skema MCCF dapat dilihat pada Gambar 4.72.

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y2		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y3		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y4		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++

Gambar 4.72. Representasi skema MCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan

Skem MCCF pada Gambar 4.72. menunjukkan bahwa data IHK empat kota di Kalimantan merupakan data yang tidak stasioner. Hal ini terlihat dari banyaknya muncul tanda positif (+) pada skema MCCF. Nilai korelasi silang antara IHK Kota Pontianak, Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan masih sangat tinggi sampai dengan lag ke-12. Hal ini menunjukkan bahwa secara multivariat, IHK empat kota di Kalimantan tidak stasioner dalam mean, sehingga perlu dilakukan proses *differencing*.

Skema MCCF untuk data IHK empat kota di Kalimantan hasil *differencing* pertama ditampilkan pada Gambar 4.73. Skema MCCF pada Gambar 4.73. menunjukkan bahwa data di empat lokasi telah stasioner karena tanda titik (.) lebih banyak daripada tanda positif (+) dan tanda negatif(-). Identifikasi kestasioneran secara univariat dan multivariat memperlihatkan kesimpulan yang sama yaitu data IHK empat kota di Kalimantan stasioner setelah dilakukan

differencing orde pertama dan untuk menjaga kestasioneran data dalam varians telah dilakukan transformasi.

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1	++++	..+.	.-..												
Y2	++++														
Y3	++++	...+	.-..												
Y4	++++	..+.													

Gambar 4.73. Representasi skema MCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan hasil *differencing*

Tahap identifikasi model dilanjutkan dengan penentuan orde waktu yang sesuai pada model GSTAR. Penentuan orde waktu dapat dilakukan dengan menggunakan nilai minimum AIC. Kriteria minimum AIC digunakan dalam penentuan orde waktu karena memberikan nilai AIC untuk tiap-tiap orde sehingga dapat dibandingkan dan kemudian ditentukan lag waktu yang sesuai untuk model GSTAR. Nilai AIC tiap orde model ditunjukkan pada Tabel 4.62.

Table 4.62. Nilai Minimum Akaike's Information Criteria

Lag	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)
AR(0)	-39,1714	-39,0637	-38,9475	-38,9254
AR(1)	-39,3699	-39,1349	-39,1046	-39,0472
AR(2)	-39,2633	-39,0986	-38,9665	-38,9080
AR(3)	-39,2627	-39,0652	-38,8639	-38,6595

Pemeriksaan kriteria minimum AIC pada Tabel 4.62. menunjukkan bahwa nilai minimum AIC terletak pada model AR(1) dan MA(0), sehingga dugaan lag waktu yang sesuai untuk model GSTAR adalah 1.

Selain nilai minimum AIC, kriteria lain yang digunakan adalah melihat hasil skema MPCCF dengan memeriksa nilai korelasi silang parsial dari lag yang berada diluar nilai standar deviasi dengan ditunjukkan oleh tanda (+) dan (-). Banyaknya tanda (+) dan (-) pada lag tertentu diduga sebagai lag yang sesuai untuk model GSTAR. Hasil skema MPCCF dapat kita lihat pada Gambar 4.74.

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1	-.+													
Y2			+. .											
Y3														
Y4	..+.													

Gambar 4.74. Representasi skema MPCCF untuk data IHK empat lokasi di Kalimantan hasil *differencing*

Dengan menggunakan nilai AIC terkecil dan lag yang signifikan orde waktu yang digunakan dalam model GSTAR, yaitu lag 1, sedangkan orde spasial yang digunakan dibatasi pada orde spasial 1, sehingga model GSTAR yang digunakan dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan adalah model GSTAR (1₁). Model GSTAR (1₁) dapat ditulis dengan persamaan t:

$$\dot{Y}_{i,t} = [\Phi_{10}^1 + \Phi_{11} W^1] \dot{Y}_{i,(t-1)} + e_{i,t}$$

Sedangkan dalam bentuk matriks dapat ditulis seperti berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30}^1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{40}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31}^1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{41}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \omega_{12} & \omega_{13} & \omega_{14} \\ \omega_{21} & 0 & \omega_{23} & \omega_{24} \\ \omega_{31} & \omega_{32} & 0 & \omega_{34} \\ \omega_{41} & \omega_{42} & \omega_{43} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix}$$

Dengan $\dot{Y}_t = (Y_t - Y_{t-1}) - \theta$; dan $\theta = E((Y_t - Y_{t-1}))$.

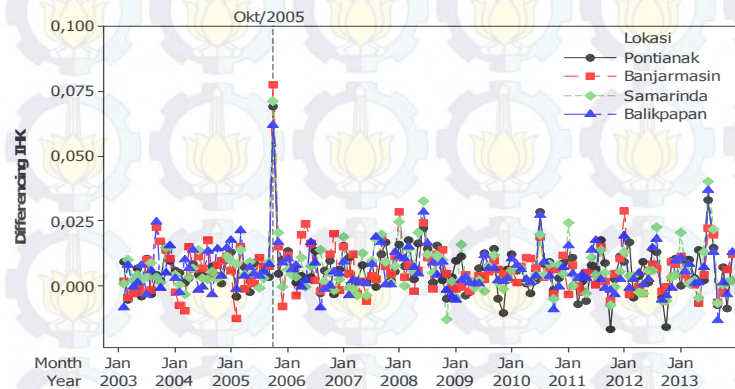
4.4.2. Estimasi Parameter Model GSTAR

Estimasi parameter model GSTAR (1₁) dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan dilakukan dengan menggunakan estimasi GLS dikarenakan data IHK antar lokasi saling berkorelasi sehingga lebih akurat jika dilakukan dengan menggunakan metode GLS yang selanjutnya dinyatakan dengan GSTAR-GLS (1₁). Nilai korelasi data IHK hasil *differencing* ditunjukkan pada Tabel 4.63.

Tabel 4.63. Nilai Korelasi Data IHK Empat Kota di Kalimantan hasil *differencing*

Kota	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
Pontianak <i>p-value</i>	1	0,616 (0,000)	0,723 (0,000)	0,659 (0,000)
Banjarmasin <i>p-value</i>	0,616 (0,000)	1	0,667 (0,000)	0,650 (0,000)
Samarinda <i>p-value</i>	0,723 (0,000)	0,667 (0,000)	1	0,743 (0,000)
Balikpapan <i>p-value</i>	0,659 (0,000)	0,650 (0,000)	0,743 (0,000)	1

Penggunaan bobot lokasi pemodelan GSTAR dalam kajian ini digunakan lima macam bobot lokasi yaitu bobot lokasi seragam, *invers* jarak dengan menarik garis lurus (tipe I) dan *invers* jarak menggunakan jarak tempuh riil transportasi darat (tipe II), normalisasi korelasi silang, dan normalisasi inferensia korelasi silang parsial. Model yang digunakan adalah *full model* dengan menyertakan seluruh parameter dan model *restricted* dengan hanya menyertakan parameter yang signifikan dalam model dengan taraf signifikansi $\alpha=0,05$.



Gambar 4.75. Plot *time series* data IHK pada empat lokasi di Kalimantan hasil *differencing*

Plot *time series* data IHK hasil *differencing* pada Gambar 4.75. menunjukkan bahwa secara visual terdapat data *outlier* pada pengamatan Bulan Oktober 2005 untuk keempat kota IHK di Kalimantan. Keberadaan *outlier* ini diduga mempengaruhi hasil estimasi dan memberikan taksiran yang bias. Untuk mengatasi masalah ini, maka pemodelan GSTAR dalam kajian ini dilakukan dengan menyertakan deteksi *outlier*. Pemodelan tersebut memerlukan tambahan variabel dummy bernilai 1 dan 0. Penambahan variabel dummy dalam model diasumsikan sama karena berdasarkan hasil plot data hasil *differencing* terjadi *outlier* pada pengamatan yang sama untuk keempat kota .

4.4.2.1. Pemodelan GSTAR (1_1) dengan Bobot Seragam

Penggunaan bobot seragam dalam pemodelan GSTAR mengasumsikan bahwa data IHK memiliki keterkaitan spasial (lokasi) yang sama terhadap data IHK lokasi lainnya. Oleh karena itu dalam pemberian bobot untuk lokasi ke- i dan

j adalah sama. Dalam kajian ini lokasi yang digunakan adalah sebanyak empat lokasi sehingga lokasi yang berdekatan sebanyak 3 (tiga). Nilai $w_{ij} = \frac{1}{n_i}$, dengan $n_i = 3$ maka $w_{ij} = 0,33$, sehingga matriks bobot seragam yang digunakan pada model GSTAR-GLS (1₁) dituliskan sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix}$$

a. Full Model

Hasil penghitungan dengan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam dapat dilihat pada Tabel 4.64.

Tabel 4.64. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) dengan Bobot Seragam pada data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	Standar error	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,133	0,0856	-1,56	0,1203
	ϕ_{11}^1	1	0,556	0,1033	5,38	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,324	0,0905	3,59	0,0005
	ϕ_{21}^1	1	0,122	0,1128	1,08	0,2805
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,002	0,087	0,02	0,9859
	ϕ_{31}^1	1	0,534	0,113	4,72	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,018	0,090	0,20	0,8356
	ϕ_{41}^1	1	0,4613	0,106	4,35	<0,001

Dengan menggunakan estimasi parameter pada Tabel 4.64 dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot seragam pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,134 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,324 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,002 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,018 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,556 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1,222 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,534 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,461 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,134 & 0,183 & 0,183 & 0,183 \\ 0,403 & 0,324 & 0,403 & 0,403 \\ 0,176 & 0,176 & 0,002 & 0,176 \\ 0,152 & 0,152 & 0,152 & 0,018 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk data IHK dengan bobot seragam pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,134 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,183 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,183 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,183 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,403 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,324 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,403 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,403 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,176 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,176 \dot{Y}_{2,(t-1)} - 0,176 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,176 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,152 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,152 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,152 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,018 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam dengan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4.65.

Tabel 4.65. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) Bobot Seragam dengan deteksi *outlier* pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,1319	0,0843	-1,56	0,1202
	ϕ_{11}^1	1	0,5239	0,096	5,41	<0,0001
	ω_1^1	1	0,0653	0,0087	7,54	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,2873	0,0862	3,33	0,0011
	ϕ_{21}^1	1	0,1254	0,1025	1,22	0,2234
	ω_1^2	1	0,0742	0,0089	8,33	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,037	0,0861	-0,04	0,9654
	ϕ_{31}^1	1	0,5082	0,1062	4,78	<0,0001
	ω_1^3	1	0,0814	0,0086	7,84	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,0123	0,0893	0,14	0,8904
	ϕ_{41}^1	1	0,4402	0,1010	4,36	<0,001
	ω_1^4	1	0,05860	0,0086	6,74	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.65 digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam dengan:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,132 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,287 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,037 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,012 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,524 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,125 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,508 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,440 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,084 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,132 & 0,173 & 0,173 & 0,173 \\ 0,041 & 0,287 & 0,041 & 0,041 \\ 0,168 & 0,168 & -0,037 & 0,168 \\ 0,145 & 0,145 & 0,145 & 0,012 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,084 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam dengan deteksi *outlier* untuk data IHK di Kalimantan dapat dituliskan persamaan untuk tiap lokasi adalah

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,132 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,173 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,173 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,173 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,041 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,287 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,041 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,041 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,075 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,168 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,168 \dot{Y}_{2,(t-1)} - 0,037 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,168 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,084 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,145 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,145 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,145 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,012 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. Restricted Model

Pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot seragam seperti terlihat pada Tabel 4.66.

Tabel 4.66. Estimasi parameter *restricted model* dari model GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot seragam pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,421	0,075	5,62	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,402	0,0701	5,66	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,521	0,076	6,82	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,4635	0,072	6,40	<0,0001

Parameter-parameter pada Tabel 4.66 dapat digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,402 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,421 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,521 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,463 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0,139 & 0,139 & 0,139 \\ 0 & 0,403 & 0 & 0 \\ 0,126 & 0,126 & 0 & 0,172 \\ 0,153 & 0,153 & 0,153 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot seragam model yang *restricted* untuk data IHK dapat dituliskan dengan persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = 0,139 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,139 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,139 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,403 \dot{Y}_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,172 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,172 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,172 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,153 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,153 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,153 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil estimasi parameter untuk model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.67.

Tabel 4.67. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,398	0,0667	5,96	<0,0001
	ω_1^1	1	0,066	0,0086	7,62	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,372	0,0616	6,05	<0,0001
	ω_1^2	1	0,074	0,0090	8,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,496	0,0675	7,34	<0,0001
	ω_1^3	1	0,068	0,0086	7,87	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,442	0,0665	6,65	<0,001
	ω_1^4	1	0,059	0,0087	6,74	<0,0001

Hasil estimasi parameter dalam model yang *restricted* dapat ditulis dalam bentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,372 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,398 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,496 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,442 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0,131 & 0,131 & 0,131 \\ 0 & 0,372 & 0 & 0 \\ 0,164 & 0,164 & 0 & 0,164 \\ 0,146 & 0,146 & 0,146 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot seragam untuk data IHK dapat dituliskan untuk persamaan setiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = 0,131 \dot{Y}_{2,t-1} + 0,131 \dot{Y}_{3,t-1} + 0,131 \dot{Y}_{4,t-1} + 0,066 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,372 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$Y_{3,t} = 0,164 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,164 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,164 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,068 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,146 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,146 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,146 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

4.4.2.2. Pemodelan GSTAR (1₁) dengan Bobot Invers Jarak

Pada pemodelan GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot invers jarak dilakukan dengan dua pendekatan penentuan jarak yaitu jarak imajiner dengan mengambil garis lurus (**D**₁) dan jarak dengan menggunakan jarak tempuh transportasi darat antar lokasi (**D**₂). Matriks jarak antar lokasi dapat dibuat sebagai berikut

$$\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 689,8 & 868,7 & 846,6 \\ 689,8 & 0 & 422,4 & 338,8 \\ 868,7 & 422,4 & 0 & 90,7 \\ 846,6 & 338,8 & 90,7 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{D}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1.474,5 & 2.042,7 & 1.910,4 \\ 1.474,5 & 0 & 586,6 & 473,1 \\ 2.042,7 & 586,6 & 0 & 116,0 \\ 1.910,4 & 473,1 & 116,0 & 0 \end{bmatrix}$$

Pemodelan GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot invers jarak mengasumsikan bahwa data IHK suatu lokasi dipengaruhi oleh jarak antara lokasi tersebut dengan lokasi lainnya. Jarak antara dua lokasi yang lebih jauh cenderung memiliki bobot yang lebih rendah dibandingkan dengan jarak antara dua lokasi yang lebih dekat. Berdasarkan hasil normalisasi jarak antar lokasi diperoleh bobot invers jarak tipe I untuk jarak dengan mengambil garis lurus (**W**₁) dan invers jarak tipe II untuk jarak tempuh dengan transportasi darat (**W**₂) sebagai berikut:

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix}$$

A. Bobot Invers Jarak (Tipe I)

a. Full Model

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) dapat dilihat pada Tabel 4.68.

Tabel 4.68. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,201	0,0865	-2,32	0,0218
	ϕ_{11}^1	1	0,567	0,1068	5,31	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,259	0,0889	2,91	0,0042
	ϕ_{21}^1	1	0,145	0,1120	1,08	0,1990
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,071	0,089	0,80	0,4257
	ϕ_{31}^1	1	0,398	0,102	3,88	0,0002
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,089	0,096	0,93	0,3533
	ϕ_{41}^1	1	0,332	0,098	3,37	0,0010

Estimasi parameter pada Tabel 4.68. digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) pada persamaan berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,201 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,259 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,071 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,089 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,567 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,144 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,398 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,332 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,201 & 0,217 & 0,173 & 0,177 \\ 0,031 & 0,259 & 0,051 & 0,063 \\ 0,032 & 0,065 & 0,071 & 0,302 \\ 0,026 & 0,065 & 0,241 & 0,089 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) untuk data IHK dengan bobot invers jarak (Tipe I) dapat dituliskan dengan persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,201 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,217 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,173 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,177 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,031 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,259 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,051 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,063 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,032 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,065 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,071 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,302 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,026 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,065 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,241 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,089 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Dalam mengatasi permasalahan data yang *outlier* maka pemodelan dilakukan dengan menyertakan deteksi *outlier*. Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot invers jarak (Tipe I) dengan menyertakan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4.69.

Tabel 4.69. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe I) dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,187	0,0858	-2,18	0,0307
	ϕ_{11}^1	1	0,544	0,0994	5,46	<0,0001
	ω_1^1	1	0,065	0,0087	7,53	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,236	0,0853	2,76	0,0066
	ϕ_{21}^1	1	0,153	0,1014	1,51	0,1330
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,31	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,067	0,0874	0,76	0,4478
	ϕ_{31}^1	1	0,391	0,0991	3,94	0,0001
	ω_1^3	1	0,067	0,0087	7,72	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,086	0,0949	0,91	0,3670
	ϕ_{41}^1	1	0,325	0,096	3,38	0,0010
	ω_1^4	1	0,059	0,0087	6,77	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.69 digunakan untuk membuat persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,187 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,236 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,086 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,544 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,153 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,391 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,325 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,187 & 0,209 & 0,166 & 0,170 \\ 0,033 & 0,236 & 0,054 & 0,067 \\ 0,031 & 0,064 & 0,067 & 0,296 \\ 0,025 & 0,063 & 0,236 & 0,086 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* untuk data IHK di Kalimantan dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,187 \dot{Y}_{1,t-1} + 0,209 \dot{Y}_{2,t-1} + 0,166 \dot{Y}_{3,t-1} + 0,170 \dot{Y}_{4,t-1} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,033 \dot{Y}_{1,t-1} + 0,236 \dot{Y}_{2,t-1} + 0,054 \dot{Y}_{3,t-1} + 0,067 \dot{Y}_{4,t-1} + 0,075 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,031 \dot{Y}_{1,t-1} + 0,064 \dot{Y}_{2,t-1} + 0,067 \dot{Y}_{3,t-1} + 0,296 \dot{Y}_{4,t-1} + 0,067 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,025 \dot{Y}_{1,t-1} + 0,063 \dot{Y}_{2,t-1} + 0,236 \dot{Y}_{3,t-1} + 0,086 \dot{Y}_{4,t-1} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. *Restricted Model*

Pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot *invers* jarak (Tipe I) seperti terlihat pada Tabel 4.70.

Tabel 4.70. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,331	0,070	4,73	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,317	0,0667	4,75	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,399	0,0678	5,89	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,350	0,0633	5,53	<0,001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.70 digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,317 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,331 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,399 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,350 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0,127 & 0,101 & 0,103 \\ 0 & 0,317 & 0 & 0 \\ 0,032 & 0,065 & 0 & 0,302 \\ 0,027 & 0,068 & 0,255 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) untuk data IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = 0,127 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,101 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,103 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,317 \dot{Y}_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,032 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,065 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,302 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,027 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,068 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,255 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Berdasarkan model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (tipe I) IHK disuatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut dan IHK lokasi yang lainnya pada waktu yang berbeda. Misalnya IHK Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Kota Samarinda dan Kota Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan, Banjarmasin, dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota

Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Samarinda, Banjarmasin, dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya.

Hasil pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* seperti terlihat pada Tabel 4.71.

Tabel 4.71. Estimasi Parameter *restricted model* dari model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,184	0,0854	-2,16	0,0329
	ϕ_{11}^1	1	0,498	0,0972	5,12	<0,0001
	ω_1^1	1	0,066	0,0087	7,57	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,327	0,0688	4,75	<0,0001
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,33	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,407	0,0064	6,34	<0,0001
	ω_1^3	1	0,068	0,0088	7,80	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,355	0,0617	5,74	<0,0001
	ω_1^4	1	0,059	0,0087	6,77	<0,0001

Estimasi parameter pada Tabel 4.71 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) deteksi *outlier* pada persamaan matriks:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,184 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,372 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,498 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,407 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,355 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,246 & 0,172 & 0,136 & 0,140 \\ 0 & 0,327 & 0 & 0 \\ 0,032 & 0,066 & 0 & 0,309 \\ 0,028 & 0,069 & 0,258 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) deteksi *outlier* dengan *restricted model* untuk data IHK dapat dituliskan pada persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,246 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,172 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,136 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,140 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,066 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,327 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,032 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,066 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,309 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,068 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,028 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,069 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,258 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

B. Bobot *Invers Jarak* (Tipe II)

a. *Full Model*

Hasil penghitungan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) bobot *invers jarak* (Tipe II) dapat dilihat pada Tabel 4.72.

Tabel 4.72. Estimasi Parameter *Full model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot *Invers Jarak* (Tipe II) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,206	0,0864	-2,39	0,0184
	ϕ_{11}^1	1	0,578	0,1073	5,39	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,244	0,0876	2,79	0,0061
	ϕ_{21}^1	1	0,171	0,1110	1,55	0,1246
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,087	0,089	0,99	0,3235
	ϕ_{31}^1	1	0,387	0,105	3,85	0,0002
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,089	0,096	0,93	0,3539
	ϕ_{41}^1	1	0,340	0,097	3,49	0,0007

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.72 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot *invers jarak* (Tipe II) sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,206 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,244 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,087 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,089 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,578 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,171 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,387 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,340 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,206 & 0,232 & 0,167 & 0,179 \\ 0,026 & 0,244 & 0,065 & 0,080 \\ 0,018 & 0,061 & 0,087 & 0,308 \\ 0,016 & 0,064 & 0,260 & 0,089 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk data IHK dengan bobot invers jarak (Tipe II) dapat dituliskan pada persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,206 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,232 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,167 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,179 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,026 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,244 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,065 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,080 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,018 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,061 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,087 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,308 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,016 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,064 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,260 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,089 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil model untuk masing-masing lokasi menunjukkan bahwa IHK suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK lokasi tersebut dan IHK lokasi lainnya pada waktu yang berbeda. Hasil model GSTAR-GLS (1₁) menunjukkan bahwa kota dengan lokasi terdekat akan memberikan pengaruh yang besar terhadap perkembangan IHK suatu wilayah. Misalnya IHK Kota Samarinda karena dekat dengan Kota Balikpapan maka pengaruh yang diberikan terhadap perkembangan IHK Kota Samarinda lebih besar dibandingkan dengan pengaruh Kota Banjarmasin dan Kota Pontianak.

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe II) dengan menyertakan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4.73.

Tabel 4.73. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,193	0,0858	-2,25	0,0263
	ϕ_{11}^1	1	0,551	0,0997	5,52	<0,0001
	ω_1^1	1	0,065	0,0087	7,53	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,223	0,0841	2,65	0,0091
	ϕ_{21}^1	1	0,175	0,1005	1,74	0,0840
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,31	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,081	0,0865	0,94	0,3485
	ϕ_{31}^1	1	0,378	0,0972	3,89	0,0002
	ω_1^3	1	0,067	0,0087	7,71	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,084	0,0948	0,89	0,3753
	ϕ_{41}^1	1	0,332	0,0953	3,48	0,0007
	ω_1^4	1	0,058	0,0086	6,74	<0,0001

Persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe II) dibentuk menggunakan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.73 sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,193 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,223 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,081 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,084 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,551 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,175 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,378 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,332 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,058 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,193 & 0,221 & 0,159 & 0,171 \\ 0,026 & 0,223 & 0,066 & 0,082 \\ 0,017 & 0,060 & 0,081 & 0,301 \\ 0,015 & 0,062 & 0,254 & 0,084 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi *outlier* untuk data IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,193 + 0,221 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,159 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,171 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,026 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,223 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,066 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,082 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,075 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,017 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,060 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,081 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,301 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,067 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,015 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,062 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,254 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,084 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,058 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. *Restricted Model*

Pemodelan dengan parameter yang signifikan dilakukan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot *invers* jarak (Tipe II) seperti terlihat pada Tabel 4.73.

Tabel 4.74. Estimasi parameter *restricted model* dari model GSTAR-GLS (1₁) bobot *invers* jarak (Tipe II) pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,216	0,0851	-2,54	0,0123
	ϕ_{11}^1	1	0,508	0,1007	5,05	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,311	0,0666	4,69	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,387	0,6668	5,79	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,341	0,0622	5,49	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.74 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot *invers* jarak (Tipe II) pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,216 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,311 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,508 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,387 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,341 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,216 & 0,204 & 0,147 & 0,157 \\ 0 & 0,311 & 0 & 0 \\ 0,018 & 0,061 & 0 & 0,308 \\ 0,016 & 0,064 & 0,261 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe II) untuk data IHK pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,216 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,204 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,147 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,157 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,311 \dot{Y}_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,018 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,061 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,308 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,016 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,064 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,261 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil pemodelan GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*) bobot invers jarak (Tipe II) menunjukkan bahwa IHK Kota Pontianak selain dipengaruhi oleh data IHK waktu sebelumnya juga dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada waktu sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin tidak terpengaruh oleh daerah lainnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan, Banjarmasin dan Pontianak, Begitu juga IHK Kota Balikpapan lebih banyak dipengaruhi oleh perkembangan IHK Kota Samarinda, Banjarmasin dan Pontianak.

Pengaruh data *outlier* juga dipergunakan dalam pemodelan GSTARX-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe II) untuk mendapatkan model yang *restricted* dengan menambahkan pemodelan deteksi *outlier* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.75.

Tabel 4.75. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTARX-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,202	0,0850	-2,37	0,0192
	ϕ_{11}^1	1	0,504	0,0967	5,21	<0,0001
	ω_1^1	1	0,066	0,0087	7,57	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,313	0,0591	5,29	<0,0001
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,28	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,393	0,0061	6,45	<0,0001
	ω_1^3	1	0,068	0,0087	7,81	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,345	0,0585	5,89	<0,0001
	ω_1^4	1	0,059	0,0086	6,81	<0,0001

Estimasi parameter pada Tabel 4.75 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS (1_1) dengan menggunakan bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi outlier pada persamaan matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,202 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,313 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,504 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,393 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,345 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,202 & 0,202 & 0,146 & 0,156 \\ 0 & 0,313 & 0 & 0 \\ 0,018 & 0,062 & 0 & 0,313 \\ 0,016 & 0,065 & 0,264 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,066 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,068 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTARX-GLS (1_1) dengan menggunakan bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi *outlier* untuk data IHK dapat dituliskan dalam suatu persamaan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,202 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,202 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,146 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,156 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,066 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,313 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$Y_{3,t} = 0,018 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,062 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,313 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,068 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,016 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,065 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,264 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

4.4.2.3. Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Pemodelan GSTAR-GLS (1₁) pada pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan dengan menerapkan bobot normalisasi korelasi silang mengasumsikan bahwa keterkaitan IHK antar lokasi lebih dipengaruhi oleh tinggi rendahnya korelasi yang dimiliki dari IHK pada suatu lokasi dengan IHK pada lokasi lainnya. Penghitungan bobot normalisasi korelasi silang diperoleh melalui normalisasi dari nilai korelasi silang antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Dikarenakan model yang digunakan adalah model GSTAR-GLS (1₁) maka korelasi silang yang digunakan adalah korelasi silang pada lag 1.

Matriks bobot normalisasi korelasi silang yang digunakan untuk mengestimasi atau menaksir parameter model GSTAR-GLS (1₁) untuk lag 1 dituliskan pada matriks sebagai berikut.

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0,196 & 0,348 & 0,456 \\ 0,116 & 0 & 0,441 & 0,443 \\ 0,351 & 0,202 & 0 & 0,447 \\ 0,279 & 0,283 & 0,438 & 0 \end{bmatrix}$$

a. Full Model

Hasil penghitungan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dapat dilihat pada Tabel 4.76.

Tabel 4.76. Estimasi parameter *full model* dari model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,199	0,1002	-1,99	0,0486
	ϕ_{11}^1	1	0,580	0,1117	4,97	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,279	0,0885	3,16	0,0020
	ϕ_{21}^1	1	0,154	0,1089	1,42	0,1594
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,028	0,0902	0,31	0,7538
	ϕ_{31}^1	1	0,484	0,1082	4,47	<0,001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,179	0,0914	0,20	0,8447
	ϕ_{41}^1	1	0,443	0,10422	4,25	<0,0001

Persamaan matrik untuk model GSTAR-GLS (1_1) dengan menggunakan bobot korelasi silang yang disusun berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.76 adalah:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,199 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,279 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,028 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,179 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,580 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,154 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,484 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,443 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,196 & 0,348 & 0,456 \\ 0,116 & 0 & 0,441 & 0,443 \\ 0,351 & 0,202 & 0 & 0,447 \\ 0,279 & 0,283 & 0,438 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,199 & 0,114 & 0,202 & 0,265 \\ 0,018 & 0,279 & 0,068 & 0,068 \\ 0,170 & 0,098 & 0,028 & 0,216 \\ 0,123 & 0,126 & 0,194 & 0,179 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) untuk data IHK dengan bobot normalisasi korelasi silang dapat dituliskan pada persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,199 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,114 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,202 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,265 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,018 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,279 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,068 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,068 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,170 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,098 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,028 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,216 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,123 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,126 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,194 \dot{Y}_{3,(t-1)} - 0,179 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dengan menyertakan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4.77.

Tabel 4.77. Estimasi parameter *full model* dari model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,189	0,0992	-1,90	0,0592
	ϕ_{11}^1	1	0,547	0,1098	4,98	<0,0001
	ω_1^1	1	0,065	0,0088	7,49	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,252	0,0084	2,98	0,0035
	ϕ_{21}^1	1	0,154	0,0991	1,55	0,1225
	ω_1^2	1	0,074	0,0088	8,30	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	0,016	0,0886	0,19	0,8508
	ϕ_{31}^1	1	0,473	0,1040	4,54	<0,0001
	ω_1^3	1	0,067	0,0087	7,79	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,014	0,0,097	0,15	0,8779
	ϕ_{41}^1	1	0,426	0,1000	4,26	<0,0001
	ω_1^4	1	0,059	0,0086	6,81	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.77 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,189 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,252 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,017 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,014 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,547 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,154 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,472 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,426 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,189 & 0,107 & 0,190 & 0,250 \\ 0,018 & 0,252 & 0,068 & 0,068 \\ 0,166 & 0,096 & 0,016 & 0,211 \\ 0,119 & 0,121 & 0,187 & 0,014 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,065 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,189 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,107 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,190 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,250 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,018 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,252 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,068 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,068 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,075 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,166 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,096 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,016 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,211 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,067 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,119 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,121 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,187 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,014 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. Restricted Model

Pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang seperti terlihat pada Tabel 4.78.

Tabel 4.78. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,203	0,0977	-2,08	0,0395
	ϕ_{11}^1	1	0,537	0,1086	4,94	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,358	0,0688	5,20	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,461	0,0072	6,34	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,412	0,0693	5,94	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.78 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,203 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,358 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,537 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,461 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,412 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,203 & 0,105 & 0,187 & 0,245 \\ 0 & 0,358 & 0 & 0 \\ 0,162 & 0,093 & 0 & 0,206 \\ 0,115 & 0,117 & 0,180 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang untuk data IHK berdasarkan parameter yang signifikan dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,203 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,105 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,187 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,245 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,358 \dot{Y}_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,162 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,093 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,206 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,115 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,117 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,180 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil pemodelan GSTARX-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang menunjukkan bahwa IHK lokasi tertentu dipengaruhi oleh IHK lokasi lainnya yang mempunyai korelasi yang kuat. Misalnya IHK Kota Balikpapan mempunyai korelasi yang kuat dengan IHK Kota Samarinda maka perkembangan IHK Kota

Balikpapan dipengaruhi cukup kuat oleh IHK Kota Samarinda pada satu bulan sebelumnya dibandingkan dengan IHK Kota Banjarmasin dan Pontianak.

Hasil estimasi parameter untuk model yang *restricted* dalam pemodelan GSTARX-GLS (1₁) normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.79.

Tabel 4.79. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTARX-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,356	0,0647	5,51	<0,0001
	ω_1^1	1	0,067	0,0087	7,59	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,351	0,0605	5,80	<0,0001
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,25	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,468	0,0065	7,21	<0,0001
	ω_1^3	1	0,067	0,0086	7,84	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,415	0,0639	6,49	<0,0001
	ω_1^4	1	0,059	0,0086	6,83	<0,0001

Estimasi parameter pada Tabel 4.79 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTARX-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,351 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,356 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,469 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,415 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,196 & 0,348 & 0,456 \\ 0,116 & 0 & 0,441 & 0,443 \\ 0,351 & 0,202 & 0 & 0,447 \\ 0,279 & 0,283 & 0,438 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0,070 & 0,124 & 0,162 \\ 0 & 0,351 & 0 & 0 \\ 0,164 & 0,095 & 0 & 0,209 \\ 0,116 & 0,118 & 0,182 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTARX-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTARX- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = 0,070 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,124 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,162 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,313 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,164 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,095 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,209 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,067 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,116 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,118 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,182 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

Hasil pemodelan yang *restricted* dengan model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang menunjukkan bahwa IHK Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK kota tersebut pada waktu sebelumnya dan IHK kota lainnya pada waktu sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin secara signifikan dipengaruhi oleh IHK bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dan Balikpapan dipengaruhi oleh IHK lainnya pada bulan sebelumnya.

4.4.2.4. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang

Penggunaan bobot normalisasi inferensia korelasi silang parsial pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1) merupakan metode bobot yang mengasumsikan bahwa data IHK antar lokasi lebih dipengaruhi oleh hasil inferensia parsial korelasi silang pada data IHK lokasi tersebut. Penghitungan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang diperoleh melalui proses normalisasi hasil inferensia statistik yang dilakukan dengan menggunakan selang kepercayaan 95%, yaitu $t_{(0.05/2, (n-k-2))} / \sqrt{n}$ dengan $n = 131$ dengan lag ke- k . Korelasi silang yang digunakan adalah korelasi silang pada lag 1 yang disesuaikan dengan orde waktu dari model GSTAR-GLS (1_1). Hasil perhitungan inferensia parsial korelasi silang antar lokasi pada lag 1, $r_{ij}(1)$, dapat dilihat pada Tabel 4.80.

Tabel 4.80. Estimasi Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi IHK Empat Kota di Kalimantan Pada Lag 1

Parameter	Estimasi	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$P_1(12)$	-0,094	-0,267	0,079	tidak valid
$P_1(13)$	0,238	0,066	0,411	valid
$P_1(14)$	0,043	-0,130	0,216	tidak valid
$P_1(21)$	-0,003	-0,175	0,170	tidak valid
$P_1(23)$	-0,061	-0,234	0,111	tidak valid
$P_1(24)$	0,038	-0,135	0,211	tidak valid
$P_1(31)$	0,079	-0,094	0,252	tidak valid
$P_1(32)$	0,033	-0,140	0,206	tidak valid
$P_1(34)$	0,142	-0,030	0,315	tidak valid
$P_1(41)$	0,131	-0,042	0,303	tidak valid
$P_1(42)$	-0,006	-0,179	0,167	tidak valid
$P_1(43)$	0,203	0,030	0,376	valid

Pada Tabel 4.80. menunjukkan bahwa hasil inferensia parsial korelasi silang antar lokasi terdapat data yang valid dan tidak valid. Hasil inferensia parsial korelasi silang lag 1 pada IHK Kota Pontianak terdapat data yang valid yaitu IHK Kota Samarinda sehingga bobot yang digunakan adalah bobot biner untuk lokasi yang valid terhadap IHK Kota Pontianak. Hasil inferensia parsial korelasi silang lag 1 pada IHK Kota Banjarmasin dan Kota Samarinda tidak terdapat data yang valid terhadap IHK Kota lainnya sehingga bobot lokasi yang digunakan pada lokasi ini adalah bobot seragam untuk semua lokasi terhadap IHK Kota Banjarmasin dan IHK Kota Samarinda. Hasil inferensia parsial korelasi silang lag 1 pada IHK Kota Balikpapan terhadap IHK Kota lainnya menunjukkan bahwa terdapat data yang valid yaitu IHK Kota Samarinda sehingga bobot lokasi yang digunakan adalah bobot biner untuk lokasi yang valid. Bobot lokasi hasil normalisasi inferensia parsial korelasi silang untuk masing-masing lokasi yang digunakan pada lag 1 adalah sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

a. Full Model

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dapat dilihat pada Tabel 4.81.

Tabel 4.81. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,012	0,0815	-0,15	0,8818
	ϕ_{11}^1	1	0,270	0,0781	3,46	0,0007
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,268	0,0896	2,99	0,0033
	ϕ_{21}^1	1	0,038	0,1114	0,34	0,7360
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,017	0,0931	-0,18	0,8589
	ϕ_{31}^1	1	0,397	0,1130	3,52	0,0006
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,056	0,0904	0,61	0,5401
	ϕ_{41}^1	1	0,261	0,0886	2,94	0,0039

Bentuk persamaan matriks hasil pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang pada Tabel 4.81. dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,012 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,268 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,017 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,270 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,038 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,397 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,261 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,012 & 0 & 0,270 & 0 \\ 0,013 & 0,268 & 0,013 & 0,013 \\ 0,131 & 0,131 & -0,017 & 0,131 \\ 0 & 0 & 0,261 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Persamaan masing-masing lokasi untuk pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang pada data IHK empat kota di Kalimantan sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,012 \dot{Y}_{1,t-1} + 0,270 \dot{Y}_{3,t-1} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,013 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,268 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,013 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,013 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,131 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,131 \dot{Y}_{2,(t-1)} - 0,017 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,131 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,261 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,056 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Pengaruh data *outlier* akan disertakan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang. Hasil estimasi parameter model dengan menyertakan deteksi *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4.82.

Tabel 4.82. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,013	0,0779	0,16	0,8704
	ϕ_{11}^1	1	0,264	0,0751	3,51	0,0006
	ω_1^1	1	0,067	0,0089	7,45	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,244	0,0086	2,85	0,0051
	ϕ_{21}^1	1	0,154	0,0991	1,55	0,1225
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,36	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,005	0,0921	-0,06	0,9550
	ϕ_{31}^1	1	0,407	0,1088	3,74	0,0003
	ω_1^3	1	0,069	0,0088	7,83	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	0,061	0,089	0,69	0,4941
	ϕ_{41}^1	1	0,272	0,0865	3,14	0,0021
	ω_1^4	1	0,059	0,0086	6,82	<0,0001

Bentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi outlier menggunakan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.82. adalah :

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,013 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,244 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,005 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,061 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,264 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,154 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,407 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,272 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,013 & 0 & 0,264 & 0 \\ 0,051 & 0,244 & 0,051 & 0,051 \\ 0,134 & 0,134 & -0,005 & 0,134 \\ 0 & 0 & 0,272 & 0,061 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = -0,013 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,264 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,051 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,244 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,051 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,051 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$\dot{Y}_{3,t} = 0,134 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,134 \dot{Y}_{2,(t-1)} - 0,005 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,134 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,069 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,272 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,061 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

Hasil persamaan model menunjukkan bahwa pengaruh *outlier* yang diduga dipengaruhi oleh kenaikan BBM pada Bulan Oktober 2005 masing-masing kota adalah sebesar 0,067 kali terhadap perubahan IHK Kota Pontianak, sebesar 0,074 kali terhadap perubahan IHK Kota Banjarmasin, sebesar 0,069 kali terhadap perubahan IHK Kota Samarinda dan 0,059 kali terhadap perubahan IHK Kota Balikpapan.

b. Restricted Model

Penggunaan parameter yang signifikan dalam GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dilakukan untuk mendapatkan model yang *restricted* seperti terlihat pada Tabel 4.83.

Tabel 4.83. Estimasi parameter *restricted model* dari model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia korelasi silang parsial pada data IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,252	0,0638	3,96	0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,289	0,0652	4,44	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,370	0,0067	5,50	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,298	0,0574	5,19	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.83. selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks dalam model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,289 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,252 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,370 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,298 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,012 & 0 & 0,270 & 0 \\ 0,013 & 0,268 & 0,013 & 0,013 \\ 0,121 & 0,131 & -0,017 & 0,131 \\ 0 & 0 & 0,180 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang untuk data IHK pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Pontianak
 $\dot{Y}_{1,t} = -0,012 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,270 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{1,t}$
- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Banjarmasin
 $\dot{Y}_{2,t} = 0,013 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,268 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,013 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,013 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{2,t}$
- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Samarinda
 $\dot{Y}_{3,t} = 0,121 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,131 \dot{Y}_{2,(t-1)} - 0,017 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,131 \dot{Y}_{4,(t-1)} + e_{3,t}$

- Model GSTAR- GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,180 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,056 \dot{Y}_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Hasil pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan untuk mendapatkan model yang *restricted* dalam pemodelan GSTARX- GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* seperti ditunjukkan pada Tabel 4.834.

Tabel 4.84. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTARX-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial dengan Deteksi *Outlier* pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{11}^1	1	0,257	0,0590	4,36	<0,0001
	ω_1^1	1	0,067	0,0089	7,45	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,295	0,0585	5,04	<0,0001
	ω_1^2	1	0,074	0,0089	8,30	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,378	0,0061	6,12	<0,0001
	ω_1^3	1	0,069	0,0087	7,88	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,302	0,0545	5,55	<0,0001
	ω_1^4	1	0,059	0,0086	6,82	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.84 selanjutnya digunakan untuk membuat persamaan matriks model GSTARX-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia korelasi silang parsial dengan deteksi *outlier* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,295 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,257 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,378 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,302 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t} \\ \dot{Y}_{2,t} \\ \dot{Y}_{3,t} \\ \dot{Y}_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,124 & 0,162 \\ 0 & 0,295 & 0 & 0 \\ 0,125 & 0,125 & 0 & 0,125 \\ 0 & 0 & 0,302 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,067 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTARX-GLS (1_1) dengan menggunakan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data IHK pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTARX- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$\dot{Y}_{1,t} = 0,257 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$\dot{Y}_{2,t} = 0,295 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$Y_{3,t} = 0,125 \dot{Y}_{1,(t-1)} + 0,125 \dot{Y}_{2,(t-1)} + 0,125 \dot{Y}_{4,(t-1)} + 0,067 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$\dot{Y}_{4,t} = 0,302 \dot{Y}_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

4.4.3. *Diagnostic Checking Model GSTAR-GLS (1_1)*

Pada tahap ini pengujian asumsi residual *white noise* dilakukan untuk memenuhi asumsi model GSTAR-GLS (1_1) sehingga model dianggap layak. Pengujian tersebut dilakukan dengan cara memodelkan ulang residual dari model GSTAR-GLS (1_1) dan melakukan pengecekan letak nilai AIC terkecil.

Tabel 4.85. Nilai AIC Residual Model GSTAR-GLS(1_1) (*Full Model*) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-40,57251	-40,29095	-40,19047
	AR (1)	-40,39930	-40,14905	-40,05282
Invers Jarak (Jarak imajiner)	AR (0)	-39,49476	-39,20473	-39,11828
	AR (1)	-39,32930	-39,04963	-39,01444
Invers Jarak (Jarak tempuh)	AR (0)	-39,50336	-39,21913	-39,12981
	AR (1)	-39,34401	-39,10903	-39,02141
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-39,52741	-39,21867	-39,13081
	AR (1)	-39,34675	-39,15927	-39,05718
Normalisasi Inferensia Korelasi Silang	AR (0)	-39,38988	-39,16750	-39,07734
	AR (1)	-39,32331	-39,17335	-39,07766

Hasil penghitungan nilai AIC residual pada pemodelan GSTAR-GLS(1_1) (*full model*) pada data IHK empat kota di Kalimantan pada Tabel 4.85. menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil pada *full model* GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam sebesar -40,57251, bobot invers jarak imajiner sebesar -39,49476, bobot invers jarak tempuh transportasi darat sebesar -39,50336, bobot normalisasi silang sebesar -39,53741 dan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang sebesar -39,38988.

Penghitungan nilai AIC juga dilakukan pada model GSTAR-GLS(1_1) (*restricted Model*), GSTAR-GLS(1_1) (*full model*) dengan deteksi *outlier*, dan GSTAR-GLS(1_1) (*restricted model*) dengan deteksi *outlier* seperti terlihat pada Lampiran 3. Nilai AIC terkecil untuk keempat model GSTAR-GLS (1_1) dengan beberapa bobot lokasi secara umum terletak pada lag AR(0) dan MA(0) kecuali pada *restricted model* GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier*. Hal ini berarti asumsi residual *white noise* telah terpenuhi, sehingga model GSTAR-GLS (1_1) secara umum layak digunakan untuk peramalan.

4.4.4. Pemilihan Model Terbaik Model GSTAR-GLS (1_1)

Setelah mendapatkan model yang layak digunakan dalam peramalan selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik menggunakan nilai RMSE *out-sample* yang terkecil dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1). Hasil penghitungan nilai RMSE pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1) pada Tabel 4.86. menunjukkan bahwa model terbaik dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan nilai RMSE terkecil adalah model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot seragam dengan nilai RMSE rata-rata sebesar 1,6777. Model terbaik untuk pemodelan IHK Kota Pontianak adalah Model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* dengan nilai RMSE sebesar 2,8216. Model terbaik untuk pemodelan IHK Kota Banjarmasin adalah Model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot seragam tanpa deteksi *outlier* dengan nilai RMSE sebesar 1,4164. Model terbaik untuk pemodelan IHK Kota Samarinda dan Kota Balikpapan adalah Model GSTAR-GLS (1_1) (*full model*) bobot seragam

tanpa deteksi *outlier* dengan nilai RMSE masing-masing sebesar 0,9872 dan 1,4100.

Tabel 4.86. Nilai RMSE *out-sample* menurut bobot lokasi pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1)

Model	Bobot Lokasi	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Total RMSE
<i>Full Model</i>	Seragam	2,8835	1,4763	0,9896	1,4667	1,7040
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9375	1,5252	0,9972	1,4975	1,7394
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9409	1,5671	1,0248	1,4507	1,7459
	NKS	2,8844	1,5408	0,9872	1,4100	1,7056
	NIPKS	2,8661	1,4373	1,0039	1,5243	1,7079
<i>Restricted Model</i>	Seragam	2,8267	1,4164	0,9913	1,4721	1,6766
	Invers Jarak (Tipe I)	2,8551	1,4185	1,0006	1,5306	1,7012
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9616	1,4187	1,0292	1,4838	1,7233
	NKS	2,9018	1,4176	0,9924	1,4908	1,7007
	NIPKS	2,8631	1,4191	1,0061	1,5404	1,7072
<i>Full Model Dengan Deteksi Outlier</i>	Seragam	2,8914	1,4785	0,9932	1,4751	1,7095
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9344	1,5342	1,0234	1,4471	1,7348
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9434	1,5637	1,0231	1,4469	1,7443
	NKS	2,8907	1,5387	0,9905	1,4829	1,7257
	NIPKS	2,8681	1,4923	1,0022	1,5197	1,7206
<i>Restricted Model Dengan deteksi outlier</i>	Seragam	2,8345	1,6782	1,0195	1,5170	1,7623
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9919	1,4183	1,0259	1,4768	1,7282
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9532	1,4186	1,0283	1,4829	1,7208
	NKS	2,8216	1,4177	0,9915	1,4896	1,6801
	NIPKS	2,8617	1,4190	1,0053	1,5395	1,7064

Berdasarkan nilai RMSE pada hasil pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan beberapa bobot lokasi menunjukkan bahwa model GSTAR-GLS (1_1) mampu meramalkan dengan baik IHK Kota Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan karena nilai RMSE masing-masing kota berada dibawah standar deviasi. Model GSTAR-GLS (1_1) kurang terlalu baik meramalkan IHK Kota Pontianak karena nilai RMSE yang diperoleh diatas standar deviasi data *out-sample*.

4.5. Pemodelan GSTARX untuk Peramalan IHK Empat Kota di Kalimantan dengan Variabel Eksogen Data Metrik

Secara umum dalam pemodelan GSTARX dengan menggunakan variabel eksogen data metrik meliputi 3 (tiga) tahapan yaitu pemodelan fungsi transfer,

pemodelan GSTAR-GLS dan pemodelan GSTARX dengan melakukan kombinasi hasil ramalan model fungsi transfer multi input dan hasil ramalan pemodelan GSTAR-GLS. Secara lengkap, berikut hasil analisis dan pembahasan serta tahapan yang dilakukan.

4.5.1. Pemodelan Tahap Pertama dengan Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer pada tahap pertama dilakukan untuk mendapatkan hasil ramalan pertama dan residual ($u_{i,t}$) yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut. Pemodelan fungsi transfer dilakukan dengan menggunakan data input yang signifikan pada tahapan pemodelan fungsi transfer sebelumnya.

Tahapan identifikasi untuk pemodelan ARIMA pada deret input telah dijelaskan pada pembahasan sebelumnya. Berdasarkan hasil CCF antara deret output IHK dengan deret input *inflow* dan *outflow* diperoleh model fungsi transfer untuk masing-masing lokasi. Setelah mendapatkan fungsi transfer selanjutnya dilakukan estimasi parameter dari model fungsi transfer untuk tiap lokasi. Estimasi parameter model fungsi transfer pada tahapan ini dilakukan tanpa melakukan pemodelan ARIMA untuk residual seperti terlihat pada Tabel 4.20. Selain itu, asumsi residual *white noise* juga diabaikan dikarenakan pengujian asumsi akan dilakukan pada tahap selanjutnya. Secara matematis model fungsi transfer yang diperoleh adalah sebagai berikut:

a. Kota Pontianak

$$y_{1,t} = 0,006284 + 0,001945 x_{21,(t-1)} + u_{1,t}$$

b. Kota Banjarmasin

$$y_{2,t} = 0,006381 + 0,0025211 x_{12,(t-1)} + u_{2,t}$$

c. Kota Samarinda

$$y_{3,t} = 0,006621 + 0,0020774 x_{13,(t-1)} + u_{3,t}$$

d. Kota Balikpapan

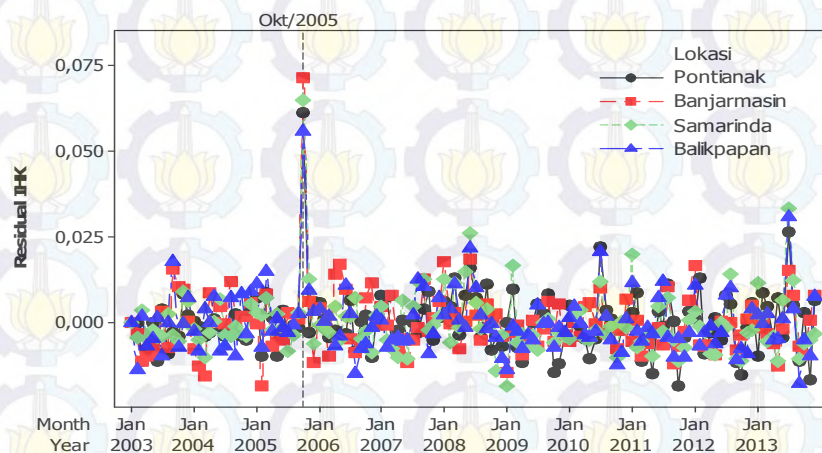
$$y_{4,t} = 0,0063850 + 0,0016723 x_{14,(t-1)} + u_{4,t}$$

Model yang diperoleh digunakan untuk mendapatkan hasil peramalan tahap pertama ($\hat{y}_{i,t}$) dan residual ($u_{i,t}$). Pada tahapan selanjutnya, residual ($u_{i,t}$) dengan $i = 1,2,3,4$ untuk masing-masing lokasi menjadi variabel respon pada tahap 2 (dua).

4.5.2. Pemodelan Tahap Kedua dengan Model GSTAR

4.5.2.1. Identifikasi Model GSTAR

Hasil residual pada tahap pertama selanjutnya digunakan sebagai variabel respon untuk pemodelan GSTAR. Langkah awal dalam pemodelan GSTAR adalah melakukan identifikasi terhadap residual $(u_{i,t})$ masing-masing lokasi. Identifikasi ini dilakukan untuk mengetahui kestasioneran dan penentuan orde AR pada data residual $(u_{i,t})$. Identifikasi stasioneritas residual IHK dilakukan dengan menggunakan plot residual dan plot MCCF. Hasil plot residual dapat dilihat pada Gambar 4.76.



Gambar 4.76. Plot *time series* residual $(u_{i,t})$ IHK pada empat lokasi di Kalimantan

Berdasarkan plot *time series* data residual IHK empat lokasi secara visual menunjukkan bahwa data sudah stasioner karena bergerak dengan pola yang tetap pada rata-rata. Namun terdeteksi data *outlier* yang terjadi pada pengamatan ke-34 yaitu bulan Oktober 2005. Data *outlier* pada residual IHK diduga dipengaruhi oleh terjadinya kenaikan harga BBM.

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
u1	++++													+	
u2	++++														
u3	++++		+		..-										
u4	++++	..+						++					+		

Gambar 4.77. Representasi skema MCCF untuk residual $(u_{i,t})$ di empat lokasi

Tahap identifikasi selanjutnya dilakukan untuk mengetahui stasioneritas data dengan menggunakan plot MCCF seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.77. Skema MCCF pada Gambar 4.77. menunjukkan bahwa data residual di empat lokasi telah stasioner. Hal ini terlihat dari banyaknya tanda titik (.) yang muncul dalam plot MCCF tersebut. Berdasarkan Gambar 4.77. juga menunjukkan adanya korelasi antar wilayah, hal ini terlihat dari adanya tanda (+) pada lag 0 untuk semua wilayah. Nilai korelasi residual antar lokasi cukup kuat karena diatas 0,5 seperti terlihat pada Tabel 4.87.

Tabel 4.87. Korelasi Residual ($u_{i,t}$) IHK antar Lokasi di Kalimantan.

Lokasi	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
Pontianak <i>p-value</i>	1 (0,000)	0,586 (0,000)	0,689 (0,000)	0,657 (0,000)
Banjarmasin <i>p-value</i>	0,586 (0,000)	1 (0,000)	0,647 (0,000)	0,634 (0,000)
Samarinda <i>p-value</i>	0,689 (0,000)	0,647 (0,000)	1 (0,000)	0,732 (0,000)
Balikpapan <i>p-value</i>	0,657 (0,000)	0,634 (0,000)	0,732 (0,000)	1 (0,000)

Penentuan orde waktu (AR) dengan pemodelan GSTAR memiliki proses yang sama dengan pemodelan VAR yaitu dilakukan dengan menggunakan nilai AIC yang terkecil dan plot MPCCF dari data yang sudah stasioner. Hasil penghitungan nilai AIC dapat kita lihat pada Tabel 4.88.

Table 4.88. Nilai AIC residual ($u_{i,t}$) data IHK empat kota di Kalimantan

Lag	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)
AR(0)	-39.63113	-39.52969	--39.39611	-39.37566
AR(1)	-39.63172	-39.37718	-39.24005	-39.19332
AR(2)	-39.53844	-39.26093	-39.12169	-39.03125
AR(3)	-39.48478	-39.16267	-38.97378	-38.80667

Nilai AIC terkecil terletak pada AR(1) dan MA(0) yaitu sebesar -39,63172. Pengecekan orde AR dapat pula dilakukan dengan melihat skema MPCCF seperti pada Gambar 4.78.

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
u1	-.+													
u2			+..											
u3	...+		..-				..+							
u4	..+	...-										..+		

Gambar 4.78. Representasi skema MPCCF untuk $u_{i,t}$ IHK di empat lokasi

Skema MPCCF pada Gambar 4.78. menunjukkan bahwa tanda positif (+) dan negatif (-) banyak muncul pada lokasi di lag 1.

Dengan menggunakan nilai AIC terkecil dan lag yang signifikan maka model yang terbentuk adalah VAR(1). Orde model selanjutnya digunakan dalam model GSTAR, yaitu lag 1, sedangkan orde spasial yang digunakan dibatasi pada orde spasial 1, sehingga model GSTAR yang digunakan dalam penelitian ini adalah model GSTAR (1₁). Model GSTAR (1₁) dapat ditulis dengan persamaan sebagai berikut:

$$u_{i,t} = [\Phi_{10}^1 + \Phi_{11}W^1]u_{i,(t-1)} + e_{i,t}.$$

Sedangkan dalam bentuk matriks dapat ditulis seperti berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30}^1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{40}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31}^1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{41}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & 0 & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & 0 & w_{34} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix}$$

4.5.2.2. Estimasi Parameter pada Model GSTAR

Dalam pemodelan GSTAR pada data residual ($u_{i,t}$) IHK, metode estimasi parameter yang digunakan adalah estimasi GLS dikarenakan data residual ($u_{i,t}$) IHK antar lokasi saling berkorelasi sehingga lebih akurat jika data yang berkorelasi diestimasi dengan GLS. Oleh karena itu untuk pemodelan GSTAR (1₁) pada data residual ($u_{i,t}$) IHK empat kota di Kalimantan selanjutnya disebut dengan pemodelan GSTAR-GLS (1₁).

Bobot lokasi yang digunakan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan adalah bobot seragam, invers jarak (tipe I), invers jarak (tipe II), normalisasi korelasi silang dan normalisasi inferensia parsial korelasi silang.

A. Pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam

a. Full Model

Bobot lokasi seragam menghasilkan model dengan besarnya koefisien yang menyatakan hubungan antara data residual IHK dimasing-masing lokasi pada lag waktu ke-1 terhadap data residual IHK di lokasi berbeda pada waktu yang sama. Hasil penghitungan estimasi parameter pada model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam untuk pemodelan data residual IHK empat kota di Kalimantan dapat ditunjukkan pada Tabel 4.89.

Tabel 4.89. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada Residual ($u_{i,t}$) IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,214	0,088	-2,44	0,0161
	ϕ_{11}^1	1	0,311	0,108	2,87	0,0048
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,239	0,089	2,68	0,0084
	ϕ_{21}^1	1	-0,128	0,119	-1,08	0,2825
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,097	0,089	-1,10	0,2755
	ϕ_{31}^1	1	0,325	0,119	2,73	0,0073
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,088	0,090	-0,98	0,3307
	ϕ_{41}^1	1	0,245	0,113	2,18	0,0310

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.89. selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,214 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,239 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,097 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,088 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,311 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,128 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,325 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,245 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,214 & 0,103 & 0,103 & 0,103 \\ -0,042 & 0,239 & -0,042 & -0,042 \\ 0,107 & 0,107 & -0,097 & 0,107 \\ 0,081 & 0,081 & 0,081 & -0,088 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) untuk data residual ($u_{i,t}$) IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,214 u_{1,(t-1)} + 0,103 u_{2,(t-1)} + 0,103 u_{3,(t-1)} + 0,103 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,042 u_{1,(t-1)} + 0,239 u_{2,(t-1)} - 0,042 u_{3,(t-1)} - 0,042 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,107 u_{1,(t-1)} + 0,107 u_{2,(t-1)} - 0,107 u_{3,(t-1)} + 0,107 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,081 u_{1,(t-1)} + 0,081 u_{2,(t-1)} + 0,081 u_{3,(t-1)} + 0,088 u_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Persamaan yang terbentuk dengan model GSTAR- GLS (1_1) untuk IHK di setiap lokasi dapat diketahui bahwa pengaruh IHK di suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut atau dari lokasi lain dengan waktu yang berbeda. Misal, IHK di Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. Begitu juga IHK di Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan selain dipengaruhi oleh kota tersebut pada satu bulan sebelumnya juga dipengaruhi oleh IHK kota lain pada satu bulan sebelumnya

Hasil identifikasi terhadap plot data diperoleh adanya data *outlier* pada data sehingga dalam pemodelan GSTAR untuk residual IHK dilakukan dengan menambahkan deteksi *outlier* dalam model. Dengan menggunakan estimasi parameter pada Tabel 4.90 dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,212 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,207 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,089 & -0,085 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,309 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,096 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,315 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,241 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,055 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,212 & 0,102 & 0,102 & 0,102 \\ -0,032 & 0,207 & -0,032 & -0,032 \\ 0,104 & 0,104 & -0,089 & 0,104 \\ 0,080 & 0,080 & 0,080 & -0,085 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Hasil estimasi parameter model GSTAR- GLS (1_1) bobot seragam seperti terlihat pada Tabel 4.90.

Tabel 4.90. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Seragam dengan Deteksi *Outlier* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,212	0,0845	-2,51	0,0132
	ϕ_{11}^1	1	0,309	0,0981	3,14	0,0021
	ω_1^1	1	0,060	0,0073	8,27	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,207	0,0083	2,50	0,0136
	ϕ_{21}^1	1	-0,096	0,1033	-0,93	0,3532
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,28	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,089	0,0861	-1,04	0,3025
	ϕ_{31}^1	1	0,315	0,1093	2,88	0,0047
	ω_1^3	1	0,065	0,0076	8,51	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,085	0,0893	-0,96	0,3408
	ϕ_{41}^1	1	0,241	0,1055	2,29	0,0239
	ω_1^4	1	0,055	0,0076	7,22	<0,0001

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,212 u_{1,(t-1)} + 0,102 u_{2,(t-1)} + 0,102 u_{3,(t-1)} + 0,102 u_{4,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,032 u_{1,(t-1)} + 0,207 u_{2,(t-1)} - 0,032 u_{3,(t-1)} - 0,032 u_{4,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,104 u_{1,(t-1)} + 0,104 u_{2,(t-1)} - 0,089 u_{3,(t-1)} + 0,104 u_{4,(t-1)} + 0,069 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,080 u_{1,(t-1)} + 0,080 u_{2,(t-1)} + 0,080 u_{3,(t-1)} - 0,085 u_{4,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. *Restricted Model*

Dengan menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$, tidak semua parameter pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot seragam merupakan parameter yang signifikan. Oleh karena itu, estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) juga dilakukan dengan menggunakan parameter yang signifikan saja sehingga didapatkan model yang *restricted*. Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) yang *restricted* dapat kita lihat pada Tabel 4.91.

Tabel 4.91. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Seragam pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,208	0,087	-2,40	0,0180
	ϕ_{11}^1	1	0,367	0,103	3,56	0,0005
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,201	0,077	2,63	0,0095
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,301	0,089	3,36	0,0010
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,232	0,0844	2,75	0,0068

Estimasi parameter yang signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ seperti terlihat pada Tabel 4.91 dapat dibentuk persamaan matriks untuk model *restricted* GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,208 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,201 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,367 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,301 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,232 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,213 & 0,121 & 0,121 & 0,121 \\ 0 & 0,201 & 0 & 0 \\ 0,099 & 0,099 & 0 & 0,099 \\ 0,077 & 0,077 & 0,077 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) untuk $u_{i,t}$ IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,208 u_{1,t-1} + 0,121 u_{2,t-1} + 0,121 u_{3,t-1} + 0,121 u_{4,t-1} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,201 u_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,099 u_{1,(t-1)} + 0,099 u_{2,(t-1)} + 0,099 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,077 u_{1,(t-1)} + 0,077 u_{2,(t-1)} + 0,077 u_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Model yang terbentuk untuk IHK di setiap lokasi menunjukkan bahwa pengaruh IHK di suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut dengan waktu yang berbeda. Misal, IHK di Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Pontianak pada satu bulan sebelumnya dan juga dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan dan tidak dipengaruhi oleh IHK kota lainnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Pontianak, Banjarmasin dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. Sedangkan IHK Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Pontianak, Banjarmasin dan Samarinda pada satu bulan sebelumnya.

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* yang *restricted* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.92.

Tabel 4.92. Estimasi parameter dari model GSTAR-GLS (1_1) bobot seragam dengan deteksi *outlier* pada data residual IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,215	0,0842	-2,56	0,0116
	ϕ_{11}^1	1	0,340	0,0960	3,54	0,0006
	ω_1^1	1	0,060	0,0073	8,26	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,164	0,0064	2,54	0,0123
	ω_1^2	1	0,071	0,0762	9,31	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,264	0,0779	3,39	0,0009
	ω_1^3	1	0,064	0,0076	8,51	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,202	0,0767	2,64	0,00094
	ω_1^4	1	0,055	0,0076	7,23	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada model GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*)

bobot seragam dengan deteksi *outlier* dapat digunakan untuk membentuk persamaan matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,215 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,164 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,340 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,264 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,202 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,215 & 0,112 & 0,112 & 0,112 \\ 0 & 0,207 & 0 & 0 \\ 0,104 & 0,104 & 0 & 0 \\ 0,080 & 0,080 & 0,080 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,215 u_{1,(t-1)} + 0,112 u_{2,(t-1)} + 0,112 u_{3,(t-1)} + 0,112 u_{4,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,207 u_{2,(t-1)} + 0,074 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,104 u_{1,(t-1)} + 0,104 u_{2,(t-1)} + 0,104 u_{4,(t-1)} + 0,069 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,080 u_{1,(t-1)} + 0,080 u_{2,(t-1)} + 0,080 u_{3,(t-1)} + 0,059 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier* yang terbentuk menunjukkan bahwa IHK Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Kota Pontianak pada satu bulan sebelumnya dan IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan, Banjarmasin dan Pontianak. IHK Kota Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota

Samarinda, Banjarmasin, dan Pontianak. Selain dipengaruhi oleh IHK antar lokasi juga dipengaruhi oleh hasil deteksi *outlier* yang diduga dipengaruhi oleh kenaikan BBM untuk masing masing kota adalah Kota Pontianak sebesar 0,067 kali untuk, Kota Banjarmasin sebesar 0,074 kali untuk, Kota Samarinda sebesar 0,069 kali, dan Kota Balikpapan terhadap perubahan IHK masing-masing kota.

B. Pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak

Pada pemodelan GSTAR sebelumnya, bobot invers jarak terdiri dari bobot invers jarak tipe I yaitu dengan menarik garis lurus antar lokasi dan bobot invers jarak tipe II yaitu jarak tepuh transportasi darat.

a. Bobot invers jarak (Tipe I)

a). *Full Model*

Hasil penghitungan dengan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) menggunakan bobot invers jarak (Tipe I) seperti pada Tabel 4.93.

Tabel 4.93. Estimasi Parameter *Full Model* dari model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Jarak Imajiner) pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,250	0,084	-2,96	0,0036
	ϕ_{11}^1	1	0,336	0,108	3,12	0,0023
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,198	0,088	2,23	0,0271
	ϕ_{21}^1	1	-0,074	0,119	-0,62	0,5355
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,044	0,090	-0,49	0,6251
	ϕ_{31}^1	1	0,254	0,106	2,40	0,0178
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,069	0,095	-0,72	0,4704
	ϕ_{41}^1	1	0,223	0,101	2,21	0,0286

Estimasi parameter pada Tabel 4.93 digunakan untuk membentuk persamaan matriks model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,250 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,198 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,044 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,069 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,336 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,254 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,223 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,250 & 0,129 & 0,102 & 0,105 \\ -0,016 & 0,198 & -0,026 & -0,032 \\ 0,020 & 0,041 & -0,044 & 0,193 \\ 0,017 & 0,043 & 0,162 & -0,069 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK dapat dituliskan dengan persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,250 u_{1,(t-1)} + 0,129 u_{2,(t-1)} + 0,102 u_{3,(t-1)} + 0,105 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,016 u_{1,(t-1)} + 0,198 u_{2,(t-1)} - 0,026 u_{3,(t-1)} - 0,032 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,020 u_{1,(t-1)} + 0,041 u_{2,(t-1)} - 0,044 u_{3,(t-1)} + 0,193 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,017 u_{1,(t-1)} + 0,043 u_{2,(t-1)} + 0,162 u_{3,(t-1)} - 0,069 u_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Pemodelan dengan deteksi *outlier* juga dilakukan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot invers jarak (Tipe I). Hasil estimasi parameter dapat ditunjukkan pada Tabel 4.94.

Tabel 4.94. Estimasi parameter dari model GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* pada data residual IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,243	0,0825	-2,94	0,0039
	ϕ_{11}^1	1	0,328	0,0970	3,38	0,0009
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,20	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,174	0,008	2,10	0,0378
	ϕ_{21}^1	1	-0,051	0,103	-0,50	0,6187
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,045	0,087	-0,52	0,6048
	ϕ_{31}^1	1	0,256	0,100	2,57	0,0114
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,57	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,067	0,093	-0,71	0,4761
	ϕ_{41}^1	1	0,221	0,097	2,27	0,0248
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,28	<0,0001

Persamaan matrik model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* yang disusun berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.94 adalah:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,243 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,174 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,045 & -0,067 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,328 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,051 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,256 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,221 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Y}_{1,t-1} \\ \dot{Y}_{2,t-1} \\ \dot{Y}_{3,t-1} \\ \dot{Y}_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,243 & 0,126 & 0,100 & 0,102 \\ -0,011 & 0,174 & -0,018 & -0,022 \\ 0,020 & 0,042 & -0,045 & 0,194 \\ 0,017 & 0,043 & 0,161 & -0,067 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,243 u_{1,(t-1)} + 0,126 u_{2,(t-1)} + 0,100 u_{3,(t-1)} + 0,102 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,011 u_{1,(t-1)} + 0,174 u_{2,(t-1)} - 0,018 u_{3,(t-1)} - 0,022 u_{4,(t-1)} + 0,071 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,020 u_{1,(t-1)} + 0,042 u_{2,(t-1)} - 0,045 u_{3,(t-1)} + 0,194 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,017 u_{1,(t-1)} + 0,043 u_{2,(t-1)} + 0,161 u_{3,(t-1)} - 0,067 u_{4,(t-1)} + 0,056 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b). Restricted Model

Dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$, diperoleh beberapa parameter yang signifikan pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot invers jarak (Tipe I).

Parameter yang signifikan digunakan untuk pemodelan GSTAR-GLS (1₁) lebih lanjut untuk mendapatkan model yang *restricted*. Hasil penghitungan dengan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) yang *restricted* dapat kita lihat pada Tabel 4.95.

Tabel 4.95. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) Dengan Bobot Invers Jarak (Tipe I) pada Data Residual ($u_{i,t}$) IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,244	0,084	-2,90	0,0043
	ϕ_{11}^1	1	0,374	0,108	3,71	0,0003
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,182	0,071	2,53	0,0125
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,267	0,075	353	0,0006
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,211	0,071	2,99	0,0033

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.95, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) yang *restricted* dengan menggunakan bobot invers jarak (Tipe I) pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,244 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,182 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,374 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,267 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,211 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,244 & 0,142 & 0,114 & 0,117 \\ 0 & 0,182 & 0 & 0 \\ 0,021 & 0,043 & 0 & 0,202 \\ 0,016 & 0,041 & 0,153 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK pada persamaan matriks diatas dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,244 u_{1,(t-1)} + 0,143 u_{2,(t-1)} + 0,114 u_{3,(t-1)} + 0,117 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,182 u_{2,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,021 u_{1,(t-1)} + 0,043 u_{2,(t-1)} + 0,202 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,016 u_{1,(t-1)} + 0,041 u_{2,(t-1)} + 0,153 u_{3,(t-1)} + e_{4,t}$$

Model yang terbentuk untuk IHK di setiap lokasi menunjukkan bahwa pengaruh IHK di suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut dengan waktu yang berbeda. IHK di Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Pontianak sendiri pada satu bulan sebelumnya serta dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan, Banjarmasin, dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Samarinda, Banjarmasin, dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya. Berdasarkan model GSTAR-GLS (1_1) pengaruh IHK kota dengan jarak lokasi yang terdekat memberikan kontribusi yang lebih besar pengaruhnya hal ini terlihat dari koefisien pada model.

Hasil perhitungan *restricted* model dengan GSTAR-GLS (1_1) bobot *invers* jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.96.

Tabel 4.96. Estimasi parameter dari model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* pada data residual IHK empat kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,241	0,0825	-2,92	0,0042
	ϕ_{11}^1	1	0,350	0,0947	3,70	0,0003
	ω_1^1	1	0,060	0,0073	8,20	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,156	0,0063	2,48	0,0144
	ω_1^2	1	0,071	0,0762	9,28	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,248	0,0683	3,62	0,0004
	ω_1^3	1	0,064	0,0075	8,58	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,196	0,0667	2,94	0,00094
	ω_1^4	1	0,055	0,0076	7,30	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.96 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model *restricted* GSTAR-GLS (1₁) bobot invers jarak (Tipe I) dengan deteksi *outlier* pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,156 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,350 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,248 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,196 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,383 & 0,304 & 0,312 \\ 0,214 & 0 & 0,350 & 0,436 \\ 0,079 & 0,163 & 0 & 0,758 \\ 0,078 & 0,195 & 0,727 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,064 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,055 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0,134 & 0,107 & 0,109 \\ 0 & 0,156 & 0 & 0 \\ 0,020 & 0,040 & 0 & 0,188 \\ 0,015 & 0,038 & 0,0145 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,074 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,069 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,241 u_{1,(t-1)} + 0,134 u_{2,(t-1)} + 0,107 u_{3,(t-1)} + 0,109 u_{4,(t-1)} + 0,067 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,156 u_{2,(t-1)} + 0,074 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,020 u_{1,(t-1)} + 0,040 u_{2,(t-1)} + 0,188 u_{4,(t-1)} + 0,069 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,015 u_{1,(t-1)} + 0,038 u_{2,(t-1)} + 0,145 u_{3,(t-1)} + 0,059 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. Bobot invers jarak (Tipe II)

a). Full Model

Hasil penghitungan dengan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) menggunakan bobot invers jarak (Tipe II) ditunjukkan pada Tabel 4.97.

Tabel 4.97. Estimasi Parameter *Full Model* dari model GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot invers jarak (Tipe II) pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,249	0,084	-2,96	0,0037
	ϕ_{11}^1	1	0,327	0,108	3,03	0,0030
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,194	0,088	2,18	0,0308
	ϕ_{21}^1	1	-0,076	0,119	-0,64	0,5234
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,030	0,089	-0,34	0,7352
	ϕ_{31}^1	1	0,228	0,103	2,20	0,0294
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,079	0,095	-0,83	0,4117
	ϕ_{41}^1	1	0,223	0,099	2,25	0,0263

Estimasi parameter pada Tabel 4.97. selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) menggunakan bobot invers jarak (Tipe II) pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,249 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,194 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,30 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,079 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,327 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,076 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,228 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,223 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,249 & 0,131 & 0,095 & 0,101 \\ -0,011 & 0,194 & -0,029 & -0,036 \\ 0,010 & 0,036 & -0,030 & 0,182 \\ 0,010 & 0,042 & 0,171 & -0,079 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK dapat dituliskan dalam bentuk persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,249 u_{1,(t-1)} + 0,131 u_{2,(t-1)} + 0,095 u_{3,(t-1)} + 0,101 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,011 u_{1,(t-1)} + 0,194 u_{2,(t-1)} - 0,029 u_{3,(t-1)} - 0,036 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,010 u_{1,(t-1)} + 0,036 u_{2,(t-1)} - 0,030 u_{3,(t-1)} + 0,182 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,010 u_{1,(t-1)} + 0,042 u_{2,(t-1)} + 0,171 u_{3,(t-1)} - 0,079 u_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Pemodelan dengan deteksi *outlier* juga dilakukan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot invers jarak (Tipe II). Hasil estimasi parameter dapat ditunjukkan pada Tabel 4.98.

Tabel 4.98. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi *Outlier* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,242	0,0823	-2,94	0,0039
	ϕ_{11}^1	1	0,322	0,0970	3,33	0,0011
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,20	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,170	0,008	2,05	0,0426
	ϕ_{21}^1	1	-0,049	0,103	-0,48	0,6353
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,029	0,086	-0,34	0,7334
	ϕ_{31}^1	1	0,232	0,098	2,38	0,0190
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,55	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,074	0,093	-0,80	0,4258
	ϕ_{41}^1	1	0,223	0,096	2,32	0,0217
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,29	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.98 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi *outlier* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,242 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,170 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,029 & -0,074 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,322 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,049 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,232 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,223 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,242 & 0,129 & 0,093 & 0,100 \\ -0,007 & 0,170 & -0,019 & -0,023 \\ 0,011 & 0,037 & -0,029 & 0,185 \\ 0,010 & 0,042 & 0,171 & -0,074 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,242 u_{1,(t-1)} + 0,129 u_{2,(t-1)} + 0,093 u_{3,(t-1)} + 0,100 u_{4,(t-1)} + 0,060 X + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,007 u_{1,(t-1)} + 0,170 u_{2,(t-1)} - 0,019 u_{3,(t-1)} - 0,023 u_{4,(t-1)} + 0,071 X + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,011 u_{1,(t-1)} + 0,037 u_{2,(t-1)} - 0,029 u_{3,(t-1)} + 0,185 u_{4,(t-1)} + 0,065 X + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,010 u_{1,(t-1)} + 0,042 u_{2,(t-1)} + 0,171 u_{3,(t-1)} - 0,074 u_{4,(t-1)} + 0,056 X + e_{4,t}$$

b). *Restricted Model*

Estimasi parameter pada pemodelan GSTAR dengan bobot invers jarak (Tipe II) dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ tidak semua parameter yang dihasilkan merupakan parameter yang signifikan. Hasil penghitungan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) menggunakan bobot invers jarak (Tipe II) dapat dilihat pada Tabel 4.99.

Tabel 4.99. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Invers Jarak (Tipe II) pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,243	0,084	-2,90	0,0043
	ϕ_{11}^1	1	0,363	0,101	3,61	0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,176	0,071	2,46	0,0153
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,252	0,074	3,41	0,0009
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,202	0,069	2,93	0,0040

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.99 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks model GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*) bobot invers jarak (Tipe II) sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,243 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,176 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,364 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,252 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,202 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,243 & 0,146 & 0,105 & 0,112 \\ 0 & 0,176 & 0 & 0 \\ 0,011 & 0,040 & 0 & 0,201 \\ 0,009 & 0,038 & 0,155 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK pada persamaan matriks diatas dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak
 $u_{1,t} = -0,243 u_{1,(t-1)} + 0,146 u_{2,(t-1)} + 0,129 u_{3,(t-1)} + 0,138 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin
 $u_{2,t} = 0,176 u_{2,(t-1)} + e_{2,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda
 $u_{3,t} = 0,011 u_{1,(t-1)} + 0,040 u_{2,(t-1)} + 0,201 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan
 $u_{4,t} = 0,009 u_{1,(t-1)} + 0,038 u_{2,(t-1)} + 0,155 u_{3,(t-1)} + e_{4,t}$

Model GSTAR-GLS (1₁) yang terbentuk untuk masing-masing lokasi menunjukkan bahwa IHK di setiap lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut dan IHK lokasi lain dengan waktu yang berbeda. IHK di Kota Pontianak dipengaruhi oleh IHK Kota Pontianak pada satu bulan sebelumnya serta dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya namun tidak dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan, Samarinda, dan Pontianak. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh

IHK Kota Balikpapan, Banjarmasin, dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya. Sedangkan IHK Kota Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Samarinda, Banjarmasin dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya.

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak tempuh transportasi darat dengan deteksi *outlier* yang *restricted* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.100.

Tabel 4.100. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Invers Jarak (Tipe II) dengan Deteksi *Outlier* yang *Restricted* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,239	0,0822	-2,91	0,0042
	ϕ_{11}^1	1	0,343	0,09746	3,33	0,0004
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,19	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,152	0,063	2,43	0,0163
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,28	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,237	0,067	3,52	0,0006
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,57	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,190	0,065	2,90	0,0044
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,31	<0,0001

Bentuk persamaan matriks yang dihasilkan dari hasil estimasi parameter pada Tabel 4.100 untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak tempuh transportasi darat dengan deteksi *outlier* adalah:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,239 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,152 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,343 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,237 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,190 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,401 & 0,289 & 0,310 \\ 0,151 & 0 & 0,379 & 0,470 \\ 0,045 & 0,158 & 0 & 0,797 \\ 0,045 & 0,188 & 0,766 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,239 & 0,138 & 0,099 & 0,106 \\ 0 & 0,152 & -0,019 & -0,023 \\ 0,011 & 0,037 & 0 & 0,189 \\ 0,009 & 0,036 & 0,145 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot invers jarak (Tipe II) dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,239 u_{1,(t-1)} + 0,138 u_{2,(t-1)} + 0,099 u_{3,(t-1)} + 0,106 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,152 u_{2,(t-1)} + 0,071 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,011 u_{1,(t-1)} + 0,037 u_{2,(t-1)} + 0,189 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,009 u_{1,(t-1)} + 0,036 u_{2,(t-1)} + 0,145 u_{3,(t-1)} + 0,056 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

C. Pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan menerapkan bobot normalisasi korelasi silang mengasumsikan bahwa keterkaitan IHK antar lokasi lebih dipengaruhi oleh tinggi rendahnya korelasi yang dimiliki dari IHK pada suatu lokasi dengan IHK lokasi lainnya. Perhitungan bobot normalisasi korelasi silang diperoleh melalui normalisasi dari nilai-nilai korelasi antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Dikarenakan model yang digunakan adalah model GSTAR-GLS (1_1) maka korelasi silang yang digunakan adalah korelasi silang pada lag 1. Matriks bobot normalisasi korelasi silang yang digunakan untuk mengestimasi atau menaksir parameter model GSTAR-GLS (1_1) untuk lag 1 dituliskan pada matriks sebagai berikut.

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0,208 & 0,356 & 0,436 \\ 0,044 & 0 & 0,469 & 0,487 \\ 0,329 & 0,228 & 0 & 0,443 \\ 0,219 & 0,293 & 0,488 & 0 \end{bmatrix}$$

a. Full Model

Hasil estimasi untuk seluruh parameter pada model GSTAR-GLS (1_1) pada pemodelan data residual $u_{i,t}$ IHK dapat kita lihat pada Tabel 4.101.

Tabel 4.101. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,238	0,096	-2,45	0,0155
	ϕ_{11}^1	1	0,324	0,118	2,72	0,0073
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,207	0,089	2,32	0,0218
	ϕ_{21}^1	1	-0,063	0,114	-0,56	0,5798
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,078	0,091	-0,86	0,3930
	ϕ_{31}^1	1	0,320	0,113	2,83	0,0054
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,102	0,091	-1,12	0,2638
	ϕ_{41}^1	1	0,273	0,109	2,51	0,0134

Berdasarkan keseluruhan parameter pada Tabel 4.101. maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,238 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,207 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,078 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,102 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,324 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,063 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,320 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,273 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,208 & 0,356 & 0,436 \\ 0,044 & 0 & 0,469 & 0,487 \\ 0,329 & 0,228 & 0 & 0,443 \\ 0,219 & 0,293 & 0,488 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,238 & 0,067 & 0,115 & 0,141 \\ -0,003 & 0,207 & -0,030 & -0,031 \\ 0,105 & 0,073 & -0,078 & 0,142 \\ 0,060 & 0,080 & 0,133 & -0,102 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) menggunakan bobot normalisasi korelasi silang untuk data $u_{i,t}$ IHK untuk tiap lokasi dapat dituliskan dengan persamaan berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,238 u_{1,(t-1)} + 0,067 u_{2,(t-1)} + 0,115 u_{3,(t-1)} + 0,141 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,003 u_{1,(t-1)} + 0,207 u_{2,(t-1)} - 0,030 u_{3,(t-1)} - 0,031 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,105 u_{1,(t-1)} + 0,073 u_{2,(t-1)} - 0,078 u_{3,(t-1)} + 0,142 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,060 u_{1,(t-1)} + 0,080 u_{2,(t-1)} + 0,133 u_{3,(t-1)} - 0,102 u_{4,(t-1)} + e_{4,t}$$

Pemodelan dengan deteksi *outlier* juga dilakukan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot normalisasi korelasi silang. Hasil estimasi parameter seperti terlihat pada Tabel 4.102.

Tabel 4.102. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Silang dengan Deteksi *Outlier* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	<i>t-value</i>	<i>p-value</i>
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,235	0,095	-2,48	0,0145
	ϕ_{11}^1	1	0,311	0,108	3,33	0,0048
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,16	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,176	0,083	2,13	0,0354
	ϕ_{21}^1	1	-0,040	0,099	-0,41	0,6849
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,078	0,088	-0,89	0,3767
	ϕ_{31}^1	1	0,311	0,106	2,92	0,0041
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,57	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,101	0,090	-1,12	0,2664
	ϕ_{41}^1	1	0,265	0,103	2,57	0,0114
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,30	<0,0001

Berdasarkan parameter-parameter pada Tabel 4.102, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,235 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,176 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,078 & -0,101 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,311 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,040 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,311 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,265 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,208 & 0,356 & 0,436 \\ 0,044 & 0 & 0,469 & 0,487 \\ 0,329 & 0,228 & 0 & 0,443 \\ 0,219 & 0,293 & 0,488 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,235 & 0,065 & 0,111 & 0,135 \\ -0,002 & 0,176 & -0,019 & -0,019 \\ 0,102 & 0,071 & -0,078 & 0,138 \\ 0,058 & 0,078 & 0,129 & -0,101 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,235 u_{1,(t-1)} + 0,065 u_{2,(t-1)} + 0,111 u_{3,(t-1)} + 0,135 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,002 u_{1,(t-1)} + 0,176 u_{2,(t-1)} - 0,019 u_{3,(t-1)} - 0,019 u_{4,(t-1)} + 0,071 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,102 u_{1,(t-1)} + 0,071 u_{2,(t-1)} - 0,078 u_{3,(t-1)} + 0,138 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,058 u_{1,(t-1)} + 0,078 u_{2,(t-1)} + 0,129 u_{3,(t-1)} - 0,101 u_{4,(t-1)} + 0,056 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. *Restricted Model*

Hasil estimasi parameter pada pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan bobot normalisasi korelasi silang menunjukkan bahwa tidak semua parameter signifikan. Oleh karena itu, pemodelan GSTAR-GLS (1_1) menggunakan bobot normalisasi korelasi silang selanjutnya dilakukan dengan parameter yang signifikan saja sehingga didapatkan model yang *restricted*. Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) yang *restricted* ditunjukkan pada Tabel 4.103.

Tabel 4.103. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,241	0,094	-2,51	0,0132
	ϕ_{11}^1	1	0,371	0,111	3,53	0,0011
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,196	0,074	2,64	0,0092
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,298	0,084	3,53	0,0006
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,234	0,079	2,97	0,0035

Estimasi parameter pada Tabel 4.103 selanjutnya digunakan untuk membentuk persamaan matriks model *restricted* GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,196 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,371 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,298 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,208 & 0,356 & 0,436 \\ 0,044 & 0 & 0,469 & 0,487 \\ 0,329 & 0,228 & 0 & 0,443 \\ 0,219 & 0,293 & 0,488 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0,077 & 0,132 & 0,162 \\ 0 & 0,196 & 0 & 0 \\ 0,098 & 0,068 & 0 & 0,132 \\ 0,051 & 0,069 & 0,114 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*) bobot normalisasi korelasi silang untuk $u_{i,t}$ IHK dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak
 $u_{1,t} = -0,241 u_{1,(t-1)} + 0,077 u_{2,(t-1)} + 0,132 u_{3,(t-1)} + 0,162 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin
 $u_{2,t} = 0,196 u_{2,(t-1)} + e_{2,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda
 $u_{3,t} = 0,098 u_{1,(t-1)} + 0,068 u_{2,(t-1)} + 0,132 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan
 $u_{4,t} = 0,051 u_{1,(t-1)} + 0,069 u_{2,(t-1)} + 0,114 u_{3,(t-1)} + e_{4,t}$

Persamaan yang terbentuk pada pemodelan GSTAR-GLS (1₁) (*restricted model*) bobot normalisasi korelasi silang pada masing-masing lokasi menunjukkan bahwa IHK di suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut dengan waktu yang berbeda dan IHK kota lain pada waktu yang berbeda. IHK Kota Pontianak dipengaruhi IHK Kota Pontianak pada satu bulan sebelumnya dan dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK Kota Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota

Balikpapan, Pontianak, dan Banjarmasin pada satu bulan sebelumnya. IHK Kota Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Samarinda, Banjarmasin dan Pontianak pada satu bulan sebelumnya.

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1_1) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.104.

Tabel 4.104. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1_1) Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan Deteksi *Outlier* yang *Restricted* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,241	0,094	-2,56	0,0117
	ϕ_{11}^1	1	0,340	0,105	3,23	0,0016
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,16	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,163	0,063	2,56	0,0118
	ω_1^2	1	0,071	0,076	9,28	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,267	0,074	3,57	0,0005
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,58	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,209	0,073	2,88	0,0047
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,31	<0,0001

Persamaan matriks yang terbentuk dengan menggunakan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.104 untuk model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* adalah:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,163 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,340 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,267 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,209 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,241 & 0,071 & 0,121 & 0,148 \\ 0 & 0,163 & 0 & 0 \\ 0,088 & 0,061 & 0 & 0,118 \\ 0,046 & 0,061 & 0,102 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1_1) (*restricted model*) bobot normalisasi korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data residual IHK di Kalimantan dapat dituliskan dalam persamaan untuk setiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,241 u_{1,(t-1)} + 0,071 u_{2,(t-1)} + 0,121 u_{3,(t-1)} + 0,148 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,163 u_{2,(t-1)} + 0,071 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,088 u_{1,(t-1)} + 0,061 u_{2,(t-1)} + 0,118 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR- GLS (1_1) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,046 u_{1,(t-1)} + 0,061 u_{2,(t-1)} + 0,102 u_{3,(t-1)} + 0,056 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

D. Pemodelan GSTAR-GLS (1_1) dengan Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang

Hasil perhitungan normalisasi inferensia parsial korelasi silang antar lokasi pada lag 1, $r_{ij}(1)$, dapat dilihat pada Tabel 4.105.

Tabel 4.105. Estimasi Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi $u_{i,t}$ IHK dengan Selang Kepercayaan 95% untuk Lag 1

Parameter	Estimasi	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$P_1(12)$	0,010	-0,163	0,183	tidak valid
$P_1(13)$	0,168	-0,005	0,341	tidak valid
$P_1(14)$	0,085	-0,088	0,258	tidak valid
$P_1(21)$	0,081	-0,092	0,254	tidak valid
$P_1(23)$	0,117	-0,056	0,289	tidak valid
$P_1(24)$	0,114	-0,059	0,287	tidak valid
$P_1(31)$	0,139	-0,034	0,312	tidak valid
$P_1(32)$	0,107	-0,066	0,280	tidak valid
$P_1(34)$	0,190	0,018	0,363	valid
$P_1(41)$	0,170	-0,003	0,343	tidak valid
$P_1(42)$	0,111	-0,062	0,284	tidak valid
$P_1(43)$	0,227	0,054	0,399	valid

Hasil inferensia parsial korelasi silang antar lokasi pada Tabel 4.105 menunjukkan bahwa terdapat data yang valid dan tidak valid. Hasil inferensia korelasi silang lag 1 pada IHK Kota Pontianak dan Banjarmasin terdapat data yang tidak valid sehingga bobot yang digunakan untuk kedua kota adalah bobot seragam. Hasil inferensia parsial korelasi silang pada data IHK Kota Samarinda dan Balikpapan terdapat satu data yang valid sehingga bobot yang digunakan adalah bobot biner untuk lokasi yang valid terhadap kedua kota. Berdasarkan hasil normalisasi inferensia parsial korelasi silang untuk masing-masing lokasi maka bobot lokasi yang digunakan pada lag 1 adalah sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

a. Full Model

Hasil penghitungan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang seperti terlihat pada Tabel 4.106.

Tabel 4.106. Estimasi Parameter *Full Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) dengan Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,340	0,111	-3,08	0,0025
	ϕ_{11}^1	1	0,361	0,138	2,62	0,0098
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,184	0,088	2,10	0,0380
	ϕ_{21}^1	1	-0,128	0,120	-1,06	0,2891
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,007	0,090	-0,08	0,93443
	ϕ_{31}^1	1	0,144	0,090	1,61	0,1095
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,102	0,090	-1,12	0,2631
	ϕ_{41}^1	1	0,192	0,090	2,14	0,0346

Berdasarkan parameter-parameter pada Tabel 4.106, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot normalisasi inferensia korelasi silang dapat didefinisikan pada persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,340 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,184 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,007 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,102 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,361 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,128 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,144 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,192 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,340 & 0,119 & 0,119 & 0,119 \\ -0,042 & 0,184 & -0,042 & -0,042 \\ 0 & 0 & -0,007 & 0,144 \\ 0 & 0 & 0,192 & -0,102 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) dengan menggunakan bobot normalisasi inferensia korelasi silang untuk data residual $u_{i,t}$ IHK pada persamaan matriks diatas dapat dituliskan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak
 $u_{1,t} = -0,340 u_{1,(t-1)} + 0,119 u_{2,(t-1)} - 0,119 u_{3,(t-1)} - 0,119 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin
 $u_{2,t} = -0,042 u_{1,(t-1)} + 0,184 u_{2,(t-1)} - 0,042 u_{3,(t-1)} - 0,042 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda
 $u_{3,t} = -0,007 u_{3,(t-1)} + 0,144 u_{4,(t-1)} + e_{3,t}$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan
 $u_{4,t} = 0,192 u_{3,(t-1)} - 0,102 u_{4,(t-1)} + e_{4,t}$

Persamaan model GSTAR-GLS (1₁) bobot lokasi normalisasi inferensia korelasi silang yang terbentuk untuk IHK di setiap lokasi menunjukkan bahwa pengaruh IHK di suatu lokasi dipengaruhi oleh IHK di lokasi tersebut atau dari lokasi lain dengan waktu yang berbeda. IHK Kota Pontianak Banjarmasin dipengaruhi oleh IHK tersebut pada 1 sebelumnya dan IHK kota lainnya pada 1 bulan sebelumnya. IHK Kota Samarinda dipengaruhi oleh IHK Kota Samarinda pada 1 bulan sebelumnya dan dipengaruhi oleh IHK Balikpapan pada 1 bulan sebelumnya. IHK Kota Balikpapan dipengaruhi oleh IHK Kota Balikpapan pada 1 bulan sebelumnya dan dipengaruhi oleh IHK Samarinda pada 1 bulan sebelumnya.

Pemodelan dengan deteksi *outlier* juga dilakukan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang seperti terlihat pada Tabel 4.107.

Tabel 4.107. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi *Outlier* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,327	0,108	-3,02	0,0031
	ϕ_{11}^1	1	0,371	0,127	1,44	0,0042
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,13	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,165	0,082	2,01	0,0470
	ϕ_{21}^1	1	-0,071	0,007	9,26	0,4688
	ω_1^2	1	0,071	0,007	9,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{30}^1	1	-0,00	0,085	-0,00	0,9995
	ϕ_{31}^1	1	0,165	0,088	1,90	0,0598
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,58	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{40}^1	1	-0,089	0,089	-0,99	0,3258
	ϕ_{41}^1	1	0,201	0,086	2,31	0,0223
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,29	<0,0001

Hasil estimasi parameter pada Tabel 4.107 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks untuk model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,327 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,165 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,091 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,371 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,165 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,201 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,327 & 0,122 & 0,122 & 0,122 \\ -0,023 & 0,165 & -0,023 & -0,023 \\ 0 & 0 & 0 & 0,165 \\ 0 & 0 & 0,201 & -0,089 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* untuk data residual $u_{i,t}$ IHK pada persamaan matriks diatas dapat dituliskan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,327 u_{1,(t-1)} + 0,122 u_{2,(t-1)} - 0,122 u_{3,(t-1)} - 0,122 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = -0,023 u_{1,(t-1)} + 0,165 u_{2,(t-1)} - 0,023 u_{3,(t-1)} - 0,023 u_{4,(t-1)} + 0,071 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,165 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,201 u_{3,(t-1)} - 0,091 u_{4,(t-1)} + 0,056 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

b. *Restricted Model*

Hasil estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang yang signifikan ($\alpha = 0,10$) selanjutnya digunakan untuk membuat model GSTAR-GLS (1₁) yang *restricted*. Hasil penghitungan estimasi parameter model GSTAR-GLS (1₁) yang *restricted* dapat kita lihat pada Tabel 4.108.

Tabel 4.108. Estimasi Parameter *Restricted Model* dari Model GSTAR-GLS (1₁) dengan Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang pada $u_{i,t}$ IHK

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,234	0,119	-1,97	0,0511
	ϕ_{11}^1	1	0,316	0,142	2,21	0,0286
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,142	0,073	1,93	0,0554
Samarinda	-	-	-	-	-	-
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,161	0,068	2,37	0,0192

Estimasi parameter pada Tabel 4.108 selanjutnya digunakan untuk menyusun persamaan matriks untuk model *restricted* GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia korelasi silang parsial sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,234 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,142 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,316 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,142 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,161 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,234 & 0,104 & 0,104 & 0,104 \\ 0 & 0,142 & 0,047 & 0,047 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,161 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-GLS (1₁) untuk $u_{i,t}$ IHK pada persamaan dapat dituliskan untuk tiap lokasi sebagai berikut.

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,234 u_{1,(t-1)} + 0,104 u_{3,(t-1)} + 0,104 u_{3,(t-1)} + 0,104 u_{4,(t-1)} + e_{1,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,142 u_{2,(t-1)} + 0,047 u_{3,(t-1)} + 0,047 u_{4,(t-1)} + e_{2,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = e_{3,t}$$

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{3,t} = 0,161 u_{3,(t-1)} + e_{3,t}$$

Pemodelan dengan deteksi *outlier* juga dilakukan dalam pemodelan GSTAR-GLS (1₁) dengan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang. Hasil estimasi parameter dapat ditunjukkan pada Tabel 4.109.

Tabel 4.109. Estimasi Parameter dari Model GSTAR-GLS (1₁) Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan Deteksi *Outlier* pada Data Residual IHK Empat Kota di Kalimantan.

Lokasi	Parameter	DF	Estimasi	SE	t-value	p-value
Pontianak	ϕ_{10}^1	1	-0,326	0,108	-3,02	0,0031
	ϕ_{11}^1	1	0,391	0,123	3,16	0,0019
	ω_1^1	1	0,060	0,007	8,13	<0,0001
Banjarmasin	ϕ_{20}^1	1	0,133	0,061	2,01	0,0315
	ω_1^2	1	0,071	0,007	9,26	<0,0001
Samarinda	ϕ_{31}^1	1	0,197	0,060	3,28	0,0013
	ω_1^3	1	0,065	0,008	8,61	<0,0001
Balikpapan	ϕ_{41}^1	1	0,160	0,058	2,71	0,0070
	ω_1^4	1	0,056	0,008	7,31	<0,0001

Persamaan matriks yang disusun menggunakan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.109 untuk model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan deteksi *outlier* adalah:

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,326 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,133 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,391 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,197 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,160 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$\begin{bmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \\ u_{3,t} \\ u_{4,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,326 & 0,129 & 0,129 & 0,129 \\ 0 & 0,133 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,197 \\ 0 & 0 & 0,160 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1,t-1} \\ u_{2,t-1} \\ u_{3,t-1} \\ u_{4,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,071 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,065 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,056 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{1,t}^{(T=34)} \\ I_{2,t}^{(T=34)} \\ I_{3,t}^{(T=34)} \\ I_{4,t}^{(T=34)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \\ e_{3,t} \\ e_{4,t} \end{bmatrix}$$

Persamaan model GSTAR-GLS (1₁) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang untuk data residual $u_{i,t}$ IHK untuk setiap lokasi adalah:

- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Pontianak

$$u_{1,t} = -0,326 u_{1,(t-1)} + 0,129 u_{2,(t-1)} - 0,029 u_{3,(t-1)} - 0,129 u_{4,(t-1)} + 0,060 I_{1,t}^{(T=34)} + e_{1,t}$$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Banjarmasin

$$u_{2,t} = 0,133 u_{2,(t-1)} + 0,071 I_{2,t}^{(T=34)} + e_{2,t}$$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Samarinda

$$u_{3,t} = 0,197 u_{4,(t-1)} + 0,065 I_{3,t}^{(T=34)} + e_{3,t}$$
- Model GSTAR-GLS (1₁) di Kota Balikpapan

$$u_{4,t} = 0,160 u_{3,(t-1)} + 0,056 I_{4,t}^{(T=34)} + e_{4,t}$$

4.5.2.3. Diagnostic Checking dan Peramalan dengan Model GSTAR-GLS (1₁)

Diagnostic Checking pada pemodelan GSTAR-GLS (1₁) untuk pengujian asumsi residual *white noise* belum dilakukan karena akan dilakukan pada tahap berikutnya. Namun demikian model GSTAR-GLS (1₁) dengan masing-masing bobot lokasi yang diperoleh tetap digunakan untuk peramalan tahap kedua. Hasil peramalan tahap kedua akan digunakan pada tahapan selanjutnya.

4.5.3. Pemodelan GSTARX

Pemodelan GSTARX merupakan kombinasi dari hasil peramalan tahap pertama dengan menggunakan fungsi transfer multi input dan peramalan tahap kedua dengan menggunakan model GSTAR-GLS (1_1). Formula penghitungan pemodelan GSTARX adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{i,t} = \hat{y}_{i,t} + \hat{u}_{i,t}$$

dengan:

- $\hat{Y}_{i,t}$ adalah hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i dari model GSTARX
- $\hat{y}_{i,t}$ adalah hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i pada tahap pertama,
- $\hat{u}_{i,t}$ adalah hasil ramalan ke- t di lokasi ke- i pada tahap kedua.

4.5.4. Diagnostic Checking Model GSTARX

Pada tahap ini pengujian asumsi residual *white noise* dilakukan untuk memenuhi asumsi model GSTARX sehingga model dianggap layak. Pengujian tersebut dilakukan dengan cara memodelkan ulang *residual* dari model GSTARX dan melakukan pengecekan letak nilai AIC terkecil. Hasil penghitungan nilai AIC residual pada pemodelan GSTARX (*full model*) pada data IHK empat kota di Kalimantan dapat dilihat pada Tabel 4.110.

Tabel 4.110. Nilai AIC Residual Model GSTARX (*full model*) berdasarkan jenis bobot lokasi pada data IHK empat kota di Kalimantan

Bobot	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-52,6271	-52,4990	-52,3422
	AR (1)	-52,5937	-52,3159	-52,1564
Invers Jarak (Tipe I)	AR (0)	-52,3506	-52,2433	-52,1077
	AR (1)	-52,3394	-52,0859	-52,19320
Invers Jarak (Tipe II)	AR (0)	-52,4747	-52,3631	-52,2299
	AR (1)	-52,4638	-52,1951	-52,0487
Normalisasi Korelasi Silang (NKS)	AR (0)	-39,8254	-39,5204	-39,4952
	AR (1)	-39,6505	-39,4059	-39,3379
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi	AR (0)	-39,8124	-39,5377	-39,4989
Silang (NIPKS)	AR (1)	-39,6704	-39,4279	-39,3336

Nilai AIC terkecil pada *full model* GSTARX untuk kelima macam bobot terletak pada lag AR(0) dan MA(0). Penghitungan nilai AIC juga dilakukan pada *restricted* model GSTARX, *full model* GSTARX dengan deteksi *outlier* dan *restricted* model GSTARX dengan deteksi *outlier* seperti terlihat pada Lampiran 4. Hasil penghitungan menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil pada ketiga model untuk beberapa bobot lokasi terletak pada lag AR(0) dan MA(0). Hal ini berarti asumsi residual *white noise* telah terpenuhi untuk semua model sehingga layak digunakan untuk peramalan.

4.5.5. Pemilihan Model Terbaik pada Model GSTARX.

Setelah memperoleh hasil pemodelan GSTARX dan pengujian kelayakan model selanjutnya dilakukan penghitungan akurasi peramalan data *in sample* dan *out-sample*. Jumlah data *in-sample* yang digunakan sebanyak 132 observasi sedangkan data *out-sample* sebanyak 12 observasi. Akurasi hasil peramalan data *in-sample* dan *out-sample* pada pemodelan GSTARX didasarkan pada nilai RMSE terkecil. Hasil penghitungan RMSE *in-sample* untuk *full model* dapat kita lihat pada Tabel 4.111.

Tabel 4.111. Nilai RMSE *In-sample* Hasil Pemodelan GSTARX (*Full Model*) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	
GSTARX (<i>tanpa deteksi outlier</i>)	Seragam	0,7016	0,6871	0,7423	0,7031	0,7085
	Invers Jarak (Tipe I)	0,7015	0,6850	0,7342	0,6978	0,7047
	Invers Jarak (Tipe II)	0,7027	0,6853	0,7360	0,6978	0,7054
	NKS	0,7099	0,6854	0,7388	0,7007	0,7087
	NIPKS	0,7105	0,6874	0,7387	0,6979	0,7086
GSTARX (<i>Deteksi outlier</i>)	Seragam	0,6233	0,5772	0,6569	0,6330	0,6226
	Invers Jarak (Tipe I)	0,6284	0,5799	0,6538	0,6327	0,6237
	Invers Jarak (Tipe II)	0,6294	0,5800	0,6556	0,6325	0,6244
	NKS	0,6368	0,5800	0,6584	0,6352	0,6276
	NIPKS	0,6368	0,5807	0,6563	0,6317	0,6264

Nilai RMSE *in-sample* pada Tabel 4.111. menunjukkan bahwa Model GSTARX (*full model*) bobot *invers* jarak (tipe I) merupakan model terbaik dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan tanpa deteksi *outlier* karena memiliki nilai RMSE terkecil secara total. Sedangkan Model GSTARX (*full model*) bobot seragam merupakan model yang terbaik dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan dengan deteksi *outlier*. Pemodelan dengan menyertakan deteksi *outlier* memberikan hasil peramalan yang lebih akurat. Hal ini terlihat dari nilai RMSE *in-sample* yang lebih kecil bila dibandingkan dengan model GSTARX tanpa deteksi *outlier*.

Pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan dilakukan untuk mendapatkan model GSTARX yang *restricted*. Hasil penghitungan RMSE untuk model GSTARX berdasarkan bobot lokasi masing-masing kota untuk model yang *restricted* pada data *in-sample* IHK empat kota di Kalimantan dapat kita lihat pada Tabel 4.112.

Tabel 4.112. Nilai RMSE *In-sample* Hasil Pemodelan GSTARX (*Restricted Model*) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	
GSTARX (<i>tanpa deteksi outlier</i>)	Seragam	0,7005	0,6837	0,7407	0,7006	0,7064
	Invers Jarak (Tipe I)	0,7542	0,6829	0,7332	0,6964	0,7167
	Invers Jarak (Tipe II)	0,7015	0,6828	0,7345	0,6958	0,7037
	NKS	0,7099	0,6835	0,7383	0,6982	0,7074
	NIPKS	0,7107	0,6823	0,7590	0,6938	0,7115
GSTARX (<i>deteksi outlier</i>)	Seragam	0,7456	0,5816	0,6619	0,6378	0,6567
	Invers Jarak (Tipe I)	0,6277	0,5783	0,6536	0,6311	0,6227
	Invers Jarak (Tipe II)	0,6287	0,5783	0,6549	0,6306	0,6231
	NKS	0,6365	0,5785	0,6581	0,6321	0,6263
	NIPKS	0,6361	0,5782	0,6539	0,6288	0,6243

Nilai RMSE *in-sample* pada Tabel 4.112. menunjukkan bahwa Model GSTARX (*restricted model*) bobot *invers* jarak (tipe II) merupakan model terbaik dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan tanpa deteksi *outlier* karena memiliki nilai RMSE terkecil secara total khususnya untuk peramalan IHK Kota

Banjarmasin dan Balikpapan. IHK Kota Samarinda diramalkan dengan baik model GSTARX (*full model*) bobot invers jarak (tipe I). IHK Kota Pontianak diramalkan dengan baik oleh Model GSTARX bobot seragam.

Model GSTARX (*restricted model*) bobot invers jarak (tipe I) merupakan model yang terbaik secara rata-rata dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan dengan deteksi *outlier*. IHK Kota Banjarmasin dan Balikpapan secara baik diramalkan dengan bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang sedangkan IHK Kota Pontianak dan Samarinda diramalkan dengan baik menggunakan model GSTARX bobot *invers* jarak (tipe I).

Perbandingan ketepatan ramalan untuk masing-masing model GSTARX dengan beberapa bobot lokasi juga dilakukan dengan penghitungan nilai RMSE pada data *out-sample*. Hasil penghitungan RMSE untuk data *out-sample* dengan menggunakan model GSTARX (*full model*) dilakukan dengan tanpa deteksi *outlier* dan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.113.

Tabel 4.113. Nilai RMSE Data *Out-sample* Hasil Pemodelan GSTARX (*Full Model*) pada Data IHK empat Kota di Kalimantan

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	
GSTARX (tanpa deteksi outlier)	Seragam	0,9992	2,0291	2,8673	1,5659	1,8654
	Invers Jarak (Tipe I)	0,9988	2,0286	2,8685	1,5661	1,8655
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0007	2,0303	2,8706	1,5636	1,8663
	NKS	0,9981	2,0295	2,8673	1,5675	1,8656
	NIPKS	0,9955	2,0287	2,8689	1,5718	1,8662
GSTARX (deteksi outlier)	Seragam	0,9997	2,0287	2,8673	1,5658	1,8654
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0012	2,0302	2,8706	1,5637	1,8664
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0008	2,0301	2,8706	1,5636	1,8663
	NKS	0,9983	2,0289	2,8673	1,5674	1,8655
	NIPKS	0,9967	2,0286	2,8687	1,5715	1,8664

Nilai RMSE data *out-sample* pada Tabel 4.113. menunjukkan bahwa Model GSTARX (*full model*) bobot seragam secara umum merupakan model terbaik dalam pemodelan data *out-sample* IHK empat kota di Kalimantan tanpa

deteksi *outlier* ataupun dengan deteksi *outlier* khususnya untuk pemodelan IHK Kota Samarinda, IHK Kota Pontianak dan Kota Banjarmasin dengan baik dilakukan pemodelan GSTARX (*full model*) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang. Sedangkan Model GSTARX (*full model*) bobot invers jarak (tipe II) merupakan model yang terbaik dalam pemodelan data *out-sample* IHK Kota Balikpapan baik tanpa maupun dengan deteksi *outlier*.

Pemodelan dengan menggunakan parameter yang signifikan dilakukan untuk mendapatkan model GSTARX yang *restricted* untuk data *out-sample* IHK empat kota di Kalimantan. Hasil penghitungan RMSE untuk model GSTARX berdasarkan bobot lokasi masing-masing kota untuk model yang *restricted* pada data *out-sample* IHK empat kota di Kalimantan dapat kita lihat pada Tabel 4.114.

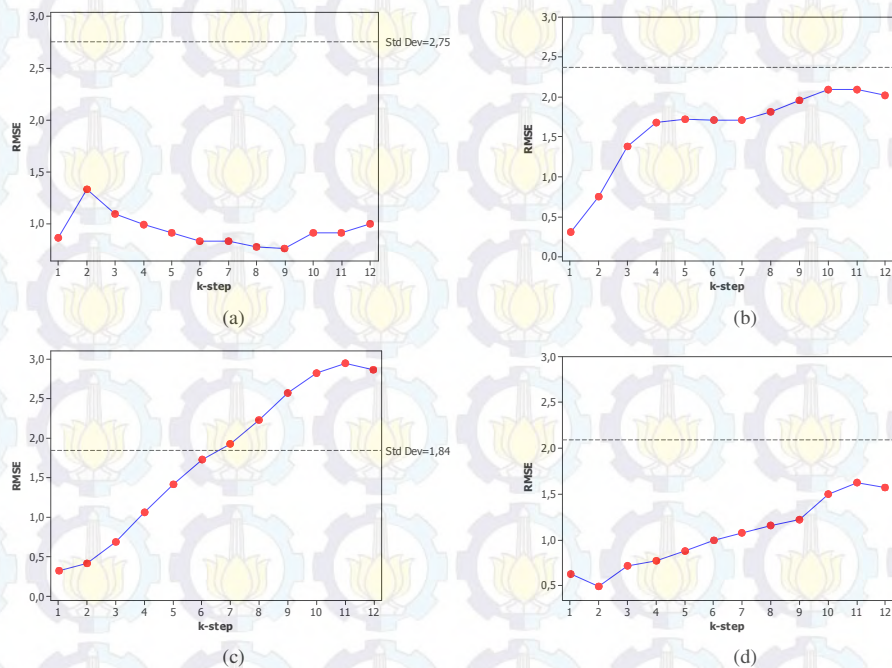
Tabel 4.114. Nilai RMSE *Out-sample* Hasil Pemodelan GSTARX (*Restricted Model*) pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Bajarmasin	Samarinda	Balikpapan	
GSTARX (tanpa deteksi outlier)	Seragam	1,0005	2,0304	2,8686	1,5644	1,8659
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0017	2,0312	2,8706	1,5633	1,8667
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0065	2,0360	2,8707	1,5627	1,8690
	NKS	1,0047	2,0302	2,8720	1,5673	1,8685
	NIPKS	1,0115	2,0267	2,8711	1,5653	1,8687
GSTARX (deteksi outlier)	Seragam	1,0005	2,0212	2,8680	1,5637	1,8633
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0008	2,0301	2,8706	1,5636	1,8663
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0019	2,0307	2,8706	1,5635	1,8667
	NKS	1,0017	2,0312	2,8706	1,5633	1,8667
	NIPKS	0,9957	2,0283	2,8685	1,5683	1,8652

Berdasarkan Tabel 4.114. menunjukkan bahwa secara umum model GSTARX (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier* merupakan model terbaik dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan tanpa ataupun dengan deteksi *outlier* karena memiliki nilai RMSE terkecil secara total.

Dengan menggunakan nilai RMSE *out-sample* yang minimum pada Tabel 4.113. dan Tabel 4.114 menunjukkan bahwa secara umum model terbaik untuk

pemodelan IHK empat kota di Kalimantan adalah model GSTARX (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier* memiliki rata-rata nilai RMSE sebesar 1,8633. IHK Kota Pontianak cukup baik diramalkan dengan model GSTARX (*full model*) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang tanpa deteksi *outlier* dengan nilai RMSE sebesar 0,9955. IHK Kota Banjarmasin cukup baik diramalkan dengan model GSTARX (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier* dengan nilai RMSE sebesar 2,0212. IHK Kota Balikpapan diramalkan dengan baik menggunakan model GSTARX (*restricted model*) bobot invers jarak (tipe II) dengan nilai RMSE sebesar 1,5627. Sedangkan IHK Kota Samarinda kurang mampu dengan baik dimodelkan dengan model GSTARX karena Nilai RMSE yang diperoleh diatas standar deviasi data *out-sample* IHK Kota Samarinda.

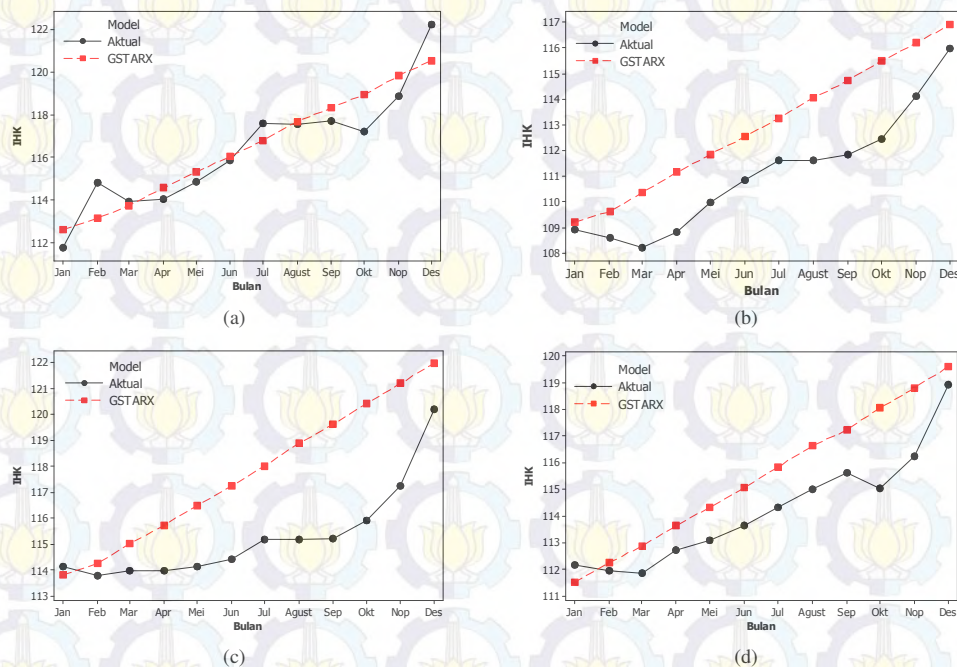


Gambar 4.79. Nilai RMSE *out-sample k-step* untuk data IHK dengan model GSTARX: (a). Pontianak, (b). Banjarmasin, (c). Samarinda, dan (d). Balikpapan

Untuk melihat sampai ke *k-step* ke berapa model ini bisa memprediksi dengan baik data IHK di tiap lokasi dapat dilakukan dengan membandingkan nilai RMSE *k-step* dengan standar deviasi nilai RMSE model GSTARX terbaik pada data *out-sample*. Model GSTARX menghasilkan ramalan yang cukup baik pada

data *out-sample* untuk *k-step* jika RMSE *k-step* berada di bawah standar deviasi sedangkan jika nilai RMSE *k-step* berada di atas standar deviasi, maka model tidak begitu baik dalam meramalkan data *out-sample* untuk *k-step*. Berdasarkan Gambar 4.79. dapat diketahui bahwa ramalan *out-sample* untuk pemodelan GSTARX telah mampu meramalkan dengan baik untuk IHK kota Pontianak, Banjarmasin, dan Balikpapan. Namun demikian pemodelan GSTARX belum mampu meramalkan dengan baik untuk IHK Kota Samarinda, karena sebagian nilai RMSE diatas standar deviasi data *out-sample*.

Hasil peramalan untuk data *out-sample* dengan menggunakan model GSTARX terbaik dapat dilihat pada Gambar 4.80. sebagai berikut:

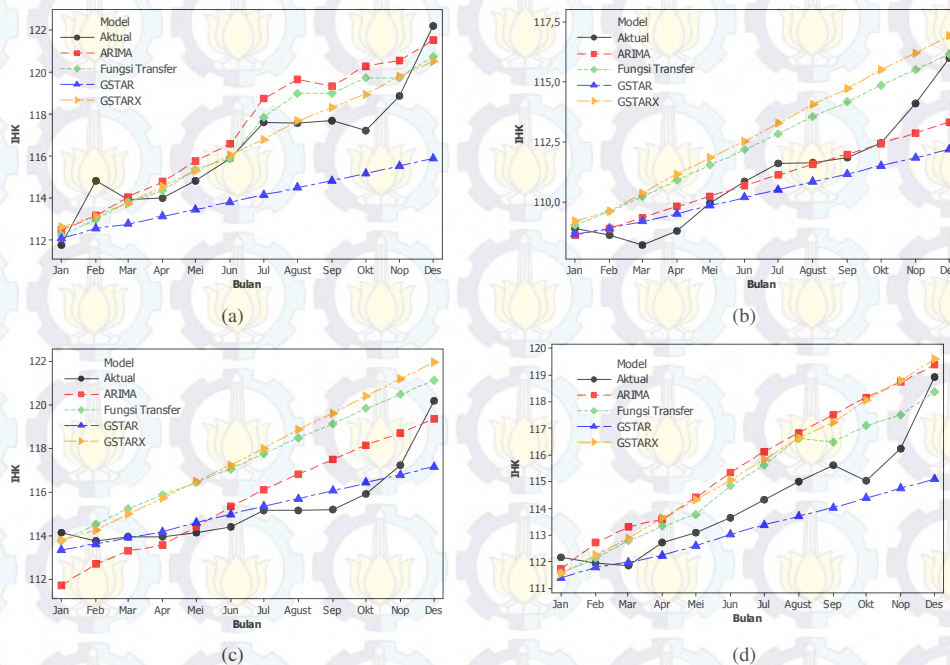


Gambar 4.80. Perbandingan IHK aktual dan hasil ramalan pemodelan GSTARX data *out-sample* IHK empat kota di Kalimantan: (a). Pontianak, (b). Banjarmasin, (c). Samarinda, dan (d). Balikpapan

Hasil model GSTARX dengan bobot lokasi yang terbaik pada Gambar 4.80. menunjukkan bahwa hasil ramalan IHK empat kota telah mampu meramalkan dengan baik. Hal ini terlihat dari hasil ramalan yang mendekati nilai aktualnya, kecuali untuk peramalan IHK Kota Samarinda yang cenderung menjauh dari nilai aktual.

4.6. Perbandingan Hasil Pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR dan GSTARX.

Perbandingan hasil pemodelan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan pemodelan GSTARX dapat dilakukan untuk melihat akurasi masing-masing model. Hasil ramalan dengan ketiga metode dapat kita lihat dari plot *time series* antara data aktual dengan hasil ramalan ketiga model pada masing-masing lokasi pada data *out-sample* seperti terlihat pada Gambar 4.81.



Gambar 4.81. Perbandingan IHK aktual dan hasil ramalan pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR dan model GSTARX: (a). Pontianak, (b). Banjarmasin (c). Samarinda dan (d). Balikpapan

Perbandingan akurasi model pada pemodelan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX dengan beberapa bobot lokasi dilakukan dengan menggunakan nilai RMSE terkecil pada data *out-sample*. Hasil perbandingan data *out-sample* didasarkan pada nilai RMSE terkecil dengan pemodelan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX beberapa bobot lokasi menunjukkan bahwa secara total hasil RMSE terkecil dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan adalah model GSTAR (*restricted model*) bobot seragam dengan nilai RMSE rata-rata sebesar 1,6766. Nilai RMSE terkecil dalam pemodelan IHK Kota Pontianak tanpa deteksi *outlier* adalah model GSTARX (*full model*) bobot

normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan nilai RMSE sebesar 0,9955. Nilai RMSE terkecil dalam pemodelan IHK Kota Banjarmasin tanpa deteksi *outlier* adalah model ARIMA yaitu sebesar 0,8950. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Samarinda dan Balikpapan adalah model GSTAR (*full model*) bobot normalisasi korelasi silang yaitu masing-masing sebesar 0,9872 dan 1,4100.

Tabel 4.115. Nilai RMSE Data *Out-sample* Hasil Pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR, dan GSTARX dengan Beberapa Bobot lokasi Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan Tanpa Deteksi *Outlier*.

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Bajarmasin	Samarinda	Balikpapan	
ARIMA	-	1,4858	0,8950*	3,4292	2,8323	2,1606
Fungsi Transfer	-	1,1307	2,0265	3,3725	1,5660	2,0239
GSTAR (<i>Full Model</i>)	Seragam	2,8835	1,4763	0,9896	1,4667	1,7040
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9375	1,5252	0,9972	1,4975	1,7394
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9409	1,5671	1,0248	1,4507	1,7459
	NKS	2,8844	1,5408	0,9872*	1,4100*	1,7056
	NIPKS	2,8661	1,4373	1,0039	1,5243	1,7079
GSTAR (<i>Restricted model</i>)	Seragam	2,8267	1,4164	0,9913	1,4721	1,6766
	Invers Jarak (Tipe I)	2,8551	1,4185	1,0006	1,5306	1,7012
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9616	1,4187	1,0292	1,4838	1,7233
	NKS	2,9018	1,4176	0,9924	1,4908	1,7007
	NIPKS	2,8631	1,4191	1,0061	1,5404	1,7072
GSTARX (<i>Full Model</i>)	Seragam	0,9992	2,0291	2,8673	1,5659	1,8654
	Invers Jarak (Tipe I)	0,9988	2,0286	2,8685	1,5661	1,8655
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0007	2,0303	2,8706	1,5636	1,8663
	NKS	0,9981	2,0295	2,8673	1,5675	1,8656
	NIPKS	0,9955*	2,0287	2,8689	1,5718	1,8662
GSTARX (<i>Restricted model</i>)	Seragam	1,0005	2,0304	2,8686	1,5644	1,8659
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0017	2,0312	2,8706	1,5633	1,8667
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0065	2,0360	2,8707	1,5627	1,8690
	NKS	1,0047	2,0302	2,8720	1,5673	1,8685
	NIPKS	1,0115	2,0267	2,8711	1,5653	1,8687

*) nilai RMSE terkecil.

Sedangkan hasil perbandingan nilai RMSE data *out-sample* pemodelan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX beberapa bobot lokasi dengan deteksi *outlier* dapat ditunjukkan pada Tabel 4.116.

Tabel 4.116. Nilai RMSE Data *Out-sample* Hasil Pemodelan ARIMA, Fungsi Transfer, GSTAR, dan GSTARX dengan Beberapa Bobot lokasi Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan Dengan Deteksi *Outlier*.

Model	Bobot	Kota				RMSE Total
		Pontianak	Bajarmasin	Samarinda	Balikpapan	
ARIMA	-	1,4219	0,9751*	2,5045	1,6964	1,6495
Fungsi Transfer	-	1,1947	1,6334	2,5580	1,1050*	1,6228*
GSTAR (Full Model)	Seragam	2,8914	1,4785	0,9932	1,4751	1,7095
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9344	1,5342	1,0234	1,4471	1,7348
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9434	1,5637	1,0231	1,4469	1,7443
	NKS	2,8907	1,5387	0,9905*	1,4829	1,7257
	NIPKS	2,8681	1,4923	1,0022	1,5197	1,7206
GSTAR (Restricted model)	Seragam	2,8345	1,6782	1,0195	1,5170	1,7623
	Invers Jarak (Tipe I)	2,9919	1,4183	1,0259	1,4768	1,7282
	Invers Jarak (Tipe II)	2,9532	1,4186	1,0283	1,4829	1,7208
	NKS	2,8216	1,4177	0,9915	1,4896	1,6801
	NIPKS	2,8617	1,4190	1,0053	1,5395	1,7064
GSTARX (Full Model)	Seragam	0,9997	2,0287	2,8673	1,5658	1,8654
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0012	2,0302	2,8706	1,5637	1,8664
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0008	2,0301	2,8706	1,5636	1,8663
	NKS	0,9983	2,0289	2,8673	1,5674	1,8655
	NIPKS	0,9967	2,0286	2,8687	1,5715	1,8664
GSTARX (Restricted model)	Seragam	1,0005	2,0212	2,8680	1,5637	1,8633
	Invers Jarak (Tipe I)	1,0008	2,0301	2,8706	1,5636	1,8663
	Invers Jarak (Tipe II)	1,0019	2,0307	2,8706	1,5635	1,8667
	NKS	1,0017	2,0312	2,8706	1,5633	1,8667
	NIPKS	0,9957*	2,0283	2,8685	1,5683	1,8652

*) nilai RMSE terkecil.

Perbandingan nilai RMSE data *out-sample* hasil pemodelan ARIMA, fungsi transfer, GSTAR dan GSTARX beberapa bobot lokasi pada Tabel 4.116. menunjukkan bahwa hasil RMSE terkecil dalam pemodelan data IHK empat kota

di Kalimantan dengan deteksi *outlier* adalah model fungsi transfer dengan nilai rata-rata RMSE sebesar 1,6228. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Pontianak dengan deteksi *outlier* adalah model GSTARX (*restricted model*) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan nilai RMSE sebesar 0,9955. Nilai RMSE terkecil dalam pemodelan IHK Kota Banjarmasin adalah model ARIMA yaitu sebesar 0,9751. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Samarinda adalah model GSTAR (*full model*) bobot normalisasi korelasi silang dengan nilai RMSE sebesar 0,9905. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Balikpapan adalah model fungsi transfer dengan nilai RMSE sebesar 1,1050.

Dengan menggunakan nilai RMSE yang minimum pada Tabel 4.115. dan Tabel 4.116. dapat diketahui bahwa secara umum hasil RMSE terkecil dalam pemodelan data IHK empat kota di Kalimantan adalah model fungsi transfer deteksi *outlier* dengan nilai rata-rata RMSE sebesar 1,6228. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Pontianak dengan adalah model GSTARX (*full model*) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang tanpa dengan deteksi *outlier* yaitu sebesar 0,9957. Nilai RMSE terkecil dalam pemodelan IHK Kota Banjarmasin adalah model ARIMA tanpa deteksi *outlier* yaitu sebesar 0,8950. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Samarinda adalah model GSTAR (*full model*) bobot normalisasi korelasi silang dengan nilai RMSE sebesar 0,9905. Nilai RMSE terkecil untuk pemodelan IHK Kota Balikpapan adalah model fungsi transfer dengan deteksi *outlier* yaitu sebesar 1,1050.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

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

- Dalam pemodelan fungsi transfer menunjukkan bahwa IHK Kota Pontianak dipengaruhi oleh *outflow* pada bulan sebelumnya sedangkan IHK Kota Banjarmasin, Samarinda dan Balikpapan dipengaruhi oleh data *inflow* pada bulan berjalan.
- Dengan menggunakan nilai AIC yang terkecil dan skema MPCCF diperoleh orde model GSTAR untuk pemodelan IHK empat kota di Kalimantan dan model GSTAR pada pemodelan tahap kedua GSTARX untuk pemodelan IHK empat kota di Kalimantan adalah model GSTAR (1₁).
- Data IHK antar lokasi saling berkorelasi sehingga metode estimasi parameter yang digunakan pada model GSTAR dan pemodelan tahap kedua GSTARX menggunakan metode GLS sehingga selanjutnya model yang terbentuk adalah model GSTAR-GLS (1₁) untuk peramalan IHK empat kota di Kalimantan.
- Hasil identifikasi data *time series* IHK empat kota di Kalimantan menemukan adanya data *outlier* sehingga dalam pemodelan GSTAR maupun GSTARX untuk IHK empat kota di Kalimantan dilakukan dengan menyertakan data *outlier* dalam pemodelan.
- Model terbaik dalam pemodelan GSTARX data IHK empat kota di Kalimantan secara rata-rata adalah Model GSTARX (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier*. IHK Kota Pontianak cukup akurat dimodelkan Model GSTARX (*full model*) bobot normalisasi inferensia korelasi silang parsial tanpa deteksi *outlier*. IHK Kota Banjarmasin cukup baik dimodelkan dengan model GSTARX (*restricted model*) bobot seragam dengan deteksi *outlier*. IHK Kota

Balikpapan cukup akurat dimodelkan dengan model GSTARX (*restricted model*) bobot invers jarak tipe II yaitu jarak tempuh riil menggunakan transportasi darat. Sedangkan Kota Samarinda kurang akurat dimodelkan dengan model GSTARX hasil RMSE diatas nilai standar deviasi.

- f. Perbandingan hasil pemodelan dengan ARIMA, fungsi transfer, model GSTAR dan GSTARX dengan beberapa bobot lokasi menghasilkan model terbaik pada data *out-sample* untuk pemodelan IHK Kota Pontianak menggunakan model GSTARX (*full model*) bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang tanpa deteksi *outlier*, IHK Kota Banjarmasin menggunakan model ARIMA tanpa deteksi *outlier*, pmodelan IHK Kota Samarinda menggunakan model GSTAR bobot normalisasi korelasi silang tanpa deteksi *outlier* dan pemodelan IHK Kota Balikpapan menggunakan model fungsi transfer dengan deteksi *outlier*.

5.2. Saran

Pada penelitian ini, saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya berdasarkan hasil analisis dan pembahasan adalah perlu penambahan variabel eksogen lainnya yang mendukung dalam pemodelan pemodelan fungsi transfer. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan memasukkan orde MA pada model GSTARX, yang selanjutnya dapat disebut dengan model GSTARIMAX. Bagi pemerintah khususnya BPS, kajian pemodelan IHK yang melibatkan keterkaitan lokasi dan waktu (*spatio temporal*) dapat digunakan untuk peramalan IHK setiap kota dengan menggunakan data *time series*.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data IHK Kota Inflasi di Kalimantan: Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan.

No	Tahun	Bln	Data IHK				Data IHK Penyesuaian Tahun Dasar 2012			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
1	2003	1	286,93	261,38	275,50	278,6	48,84	46,91	47,40	47,99
2	2003	2	289,68	261,87	275,83	276,35	49,30	47,00	47,45	47,60
3	2003	3	288,11	260,74	278,62	278,61	49,04	46,79	47,93	47,99
4	2003	4	287,46	259,95	279,26	278,49	48,93	46,65	48,04	47,97
5	2003	5	289,43	259,58	280,43	278,91	49,26	46,59	48,24	48,04
6	2003	6	288,27	258,99	281,05	281,13	49,07	46,48	48,35	48,42
7	2003	7	291,32	261,57	281,98	280,15	49,59	46,95	48,51	48,26
8	2003	8	290,42	261,15	284,45	281,87	49,43	46,87	48,94	48,55
9	2003	9	291,63	267,12	285,39	288,89	49,64	47,94	49,10	49,76
10	2003	10	292,20	271,76	285,74	288,7	49,74	48,78	49,16	49,72
11	2003	11	296,54	275,63	289,98	290,21	50,48	49,47	49,89	49,98
12	2003	12	299,45	278,56	294,44	294,72	50,97	50,00	50,65	50,76
13	2004	1	109,74	111,38	111,90	113,54	51,28	49,88	50,87	50,91
14	2004	2	110,30	110,57	111,97	113,28	51,54	49,52	50,90	50,79
15	2004	3	110,46	109,55	111,60	114,44	51,62	49,06	50,73	51,31
16	2004	4	110,81	111,21	111,99	115,20	51,78	49,81	50,91	51,65
17	2004	5	111,74	111,91	112,75	116,83	52,22	50,12	51,26	52,38
18	2004	6	112,23	113,20	114,33	116,67	52,45	50,70	51,98	52,30
19	2004	7	112,66	113,99	114,67	116,61	52,65	51,05	52,13	52,28
20	2004	8	113,06	116,01	114,94	118,21	52,84	51,96	52,26	52,99
21	2004	9	113,94	116,60	115,59	117,81	53,25	52,22	52,55	52,81
22	2004	10	114,39	117,54	115,95	119,53	53,46	52,64	52,72	53,58
23	2004	11	114,51	118,69	116,39	119,99	53,51	53,16	52,92	53,79
24	2004	12	115,69	120,05	117,71	121,8	54,06	53,77	53,52	54,60
25	2005	1	117,18	120,79	118,88	123,98	54,76	54,10	54,05	55,58
26	2005	2	116,70	119,31	119,89	123,84	54,54	53,44	54,50	55,52
27	2005	3	118,51	121,11	121,57	126,53	55,38	54,25	55,27	56,72
28	2005	4	119,35	120,97	122,11	127,02	55,77	54,18	55,51	56,94
29	2005	5	119,06	121,21	123,27	127,95	55,64	54,29	56,04	57,36
30	2005	6	120,13	121,34	123,89	128,56	56,14	54,35	56,32	57,63
31	2005	7	120,66	122,69	123,79	129,05	56,39	54,95	56,27	57,85
32	2005	8	121,32	123,62	124,14	129,75	56,70	55,37	56,43	58,17
33	2005	9	121,72	124,55	125,28	130,87	56,89	55,79	56,95	58,67
34	2005	10	130,45	134,58	134,53	139,22	60,96	60,28	61,15	62,41
35	2005	11	131,05	136,64	137,32	141,58	61,24	61,20	62,42	63,47
36	2005	12	132,38	135,58	137,30	142,85	61,86	60,72	62,41	64,04

No	Tahun	Bln	Data IHK				Data IHK Penyesuaian Tahun Dasar 2012			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
37	2006	1	134,19	137,15	138,18	144,37	62,71	61,43	62,81	64,72
38	2006	2	135,11	137,86	138,75	145,29	63,14	61,74	63,07	65,13
39	2006	3	135,28	137,36	139,26	146,47	63,23	61,52	63,30	65,66
40	2006	4	135,79	140,09	140,81	146,39	63,47	62,75	64,01	65,63
41	2006	5	136,14	143,48	140,78	146,72	63,63	64,26	63,99	65,78
42	2006	6	136,60	145,81	141,87	149,25	63,85	65,31	64,49	66,91
43	2006	7	138,48	146,15	143,08	150,61	64,73	65,46	65,03	67,52
44	2006	8	138,12	145,90	145,10	149,36	64,56	65,34	65,95	66,96
45	2006	9	138,95	145,95	145,33	149,16	64,95	65,36	66,06	66,87
46	2006	10	140,31	147,75	146,09	149,19	65,58	66,17	66,40	66,89
47	2006	11	139,87	150,78	145,84	149,99	65,38	67,52	66,29	67,25
48	2006	12	140,74	150,54	146,22	150,73	65,79	67,42	66,46	67,58
49	2007	1	142,93	152,84	149,02	152,14	66,81	68,45	67,73	68,21
50	2007	2	144,52	153,59	148,94	151,59	67,55	68,78	67,69	67,97
51	2007	3	144,34	155,49	148,73	151,95	67,47	69,64	67,60	68,13
52	2007	4	144,57	155,05	148,18	152,19	67,58	69,44	67,35	68,24
53	2007	5	145,73	155,33	150,08	152,38	68,12	69,57	68,21	68,32
54	2007	6	145,99	154,46	149,51	152,54	68,24	69,18	67,95	68,39
55	2007	7	147,28	155,08	150,95	153,85	68,84	69,45	68,60	68,98
56	2007	8	147,25	155,50	153,66	156,79	68,83	69,64	69,84	70,30
57	2007	9	149,08	158,47	156,75	159,46	69,68	70,97	71,24	71,50
58	2007	10	151,60	159,67	158,20	159,54	70,86	71,51	71,91	71,53
59	2007	11	151,96	160,40	158,46	159,6	71,03	71,84	72,02	71,56
60	2007	12	152,79	162,25	159,65	161,69	71,42	72,67	72,56	72,50
61	2008	1	155,24	166,94	163,65	163,52	72,56	74,77	74,38	73,32
62	2008	2	156,44	167,56	163,65	165,26	73,12	75,04	74,38	74,09
63	2008	3	159,23	168,93	165,99	167,76	74,43	75,66	75,45	75,21
64	2008	4	159,64	168,63	166,91	168,96	74,62	75,52	75,86	75,75
65	2008	5	162,27	169,62	170,38	169,72	75,85	75,97	77,44	76,10
66	2008	6	111,24	110,41	113,57	110,64	77,57	77,85	80,01	78,29
67	2008	7	112,84	111,65	114,97	112,49	78,69	78,72	80,99	79,59
68	2008	8	113,01	111,51	115,57	113,49	78,81	78,62	81,42	80,30
69	2008	9	114,81	112,87	116,93	113,98	80,06	79,58	82,38	80,65
70	2008	10	115,09	114,44	118,13	115,07	80,25	80,69	83,22	81,42
71	2008	11	114,52	115,00	116,63	114,9	79,85	81,08	82,17	81,30
72	2008	12	114,90	114,96	116,86	114,43	80,11	81,06	82,33	80,97
73	2009	1	116,01	114,82	116,34	113,82	80,89	80,96	81,97	80,54
74	2009	2	117,34	114,78	118,23	114,06	81,82	80,94	83,30	80,71
75	2009	3	116,89	115,30	118,60	114,46	81,51	81,30	83,56	80,99
76	2009	4	116,59	115,08	118,90	114,61	81,30	81,15	83,76	81,09
77	2009	5	116,69	115,28	118,81	114,69	81,37	81,28	83,70	81,15

No	Tahun	Bln	Data IHK				Data IHK Penyesuaian Tahun Dasar 2012			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
78	2009	6	117,48	115,69	119,10	114,81	81,93	81,58	83,90	81,23
79	2009	7	119,00	115,99	118,88	116,15	82,98	81,79	83,75	82,18
80	2009	8	119,90	116,62	119,81	116,92	83,61	82,23	84,40	82,73
81	2009	9	121,61	117,74	121,25	117,74	84,81	83,02	85,41	83,30
82	2009	10	121,01	118,51	121,40	117,98	84,39	83,56	85,52	83,47
83	2009	11	119,75	119,09	121,29	118,18	83,52	83,97	85,44	83,61
84	2009	12	120,54	119,40	121,60	118,55	84,07	84,19	85,66	83,87
85	2010	1	122,02	120,11	122,33	119,82	85,10	84,68	86,18	84,77
86	2010	2	122,75	120,27	123,26	120,82	85,61	84,79	86,83	85,47
87	2010	3	123,56	121,19	124,12	121,57	86,18	85,44	87,44	86,00
88	2010	4	123,69	122,51	124,34	121,89	86,27	86,37	87,60	86,23
89	2010	5	123,34	123,80	124,50	122,04	86,03	87,28	87,71	86,33
90	2010	6	123,60	124,67	125,04	122,5	86,21	87,89	88,09	86,66
91	2010	7	127,17	127,03	127,52	125,91	88,70	89,55	89,83	89,07
92	2010	8	128,25	127,48	128,06	127,07	89,46	89,86	90,21	89,89
93	2010	9	129,47	128,24	129,14	127,57	90,31	90,40	90,97	90,24
94	2010	10	129,27	127,89	128,49	126,44	90,17	90,16	90,51	89,43
95	2010	11	129,64	128,72	129,51	126,39	90,43	90,74	91,23	89,40
96	2010	12	130,81	130,22	130,11	127,3	91,25	91,80	91,65	90,04
97	2011	1	132,17	129,78	133,30	129,33	92,19	91,49	93,89	91,47
98	2011	2	133,62	130,82	133,33	129,91	93,21	92,22	93,91	91,89
99	2011	3	132,67	130,83	133,72	130,33	92,55	92,23	94,18	92,18
100	2011	4	132,90	130,53	134,23	130,92	92,70	92,02	94,54	92,59
101	2011	5	132,13	131,20	133,85	131,31	92,17	92,49	94,27	92,87
102	2011	6	133,19	131,84	135,31	133,13	92,90	92,94	95,30	94,16
103	2011	7	134,02	131,88	135,91	135,51	93,48	92,97	95,72	95,85
104	2011	8	136,41	133,90	137,79	135,86	95,14	94,39	97,04	96,10
105	2011	9	137,61	134,13	138,51	135,76	95,98	94,55	97,55	96,03
106	2011	10	135,32	133,33	137,47	135,56	94,39	93,99	96,82	95,89
107	2011	11	135,67	133,96	137,43	135,16	94,63	94,43	96,79	95,60
108	2011	12	137,23	135,40	138,22	135,51	95,72	95,44	97,34	95,85
109	2012	1	138,52	139,35	140,06	138,14	96,62	98,23	98,63	97,71
110	2012	2	140,87	138,92	140,62	138,02	98,26	97,92	99,03	97,62
111	2012	3	140,25	138,72	141,16	138,37	97,83	97,78	99,40	97,86
112	2012	4	140,80	138,70	140,81	139,11	98,21	97,77	99,16	98,38
113	2012	5	142,11	138,30	140,44	139,17	99,13	97,49	98,90	98,42
114	2012	6	142,29	139,11	141,31	139,52	99,25	98,07	99,51	98,67
115	2012	7	144,33	140,32	142,13	141,58	100,67	98,92	100,09	100,13
116	2012	8	146,25	141,30	145,38	144,19	102,01	99,61	102,38	101,97
117	2012	9	145,62	141,02	144,57	143,46	101,57	99,41	101,81	101,45
118	2012	10	143,36	140,98	143,73	142,94	100,00	99,38	101,22	101,08

No	Tahun	Bln	Data IHK				Data IHK Penyesuaian Tahun Dasar 2012			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
119	2012	11	144,74	142,26	144,26	142,83	100,96	100,29	101,59	101,00
120	2012	12	146,31	143,47	144,87	144,2	102,05	101,14	102,02	101,97
121	2013	1	146,32	145,11	147,90	145,77	102,06	102,29	104,15	103,08
122	2013	2	147,84	145,73	148,90	146,56	103,12	102,73	104,86	103,64
123	2013	3	149,35	146,00	149,08	147,84	104,17	102,93	104,98	104,54
124	2013	4	149,78	146,06	149,39	148	104,48	102,97	105,20	104,66
125	2013	5	151,87	145,12	148,74	148,23	105,94	102,31	104,74	104,82
126	2013	6	152,20	145,71	150,69	149,33	106,17	102,73	106,11	105,60
127	2013	7	157,32	148,97	156,87	154,93	109,74	105,03	110,46	109,56
128	2013	8	159,63	151,93	160,35	156,95	111,35	107,12	112,92	110,98
129	2013	9	158,43	151,02	159,27	154,86	110,52	106,48	112,16	109,51
130	2013	10	159,59	150,69	159,33	155,04	111,32	106,24	112,20	109,64
131	2013	11	158,23	151,62	159,50	154,52	110,38	106,90	112,33	109,27
132	2013	12	160,18	153,49	159,89	156,54	111,74	108,22	112,60	110,70
133	2014	1	111,78	108,91	114,14	112,16	111,78	108,91	114,14	112,16
134	2014	2	114,83	108,61	113,78	111,96	114,83	108,61	113,78	111,96
135	2014	3	113,94	108,22	113,97	111,85	113,94	108,22	113,97	111,85
136	2014	4	114,03	108,81	113,98	112,73	114,03	108,81	113,98	112,73
137	2014	5	114,85	109,97	114,15	113,09	114,85	109,97	114,15	113,09
138	2014	6	115,88	110,84	114,42	113,64	115,88	110,84	114,42	113,64
139	2014	7	117,61	111,61	115,18	114,34	117,61	111,61	115,18	114,34
140	2014	8	117,57	111,63	115,17	115,02	117,57	111,63	115,17	115,02
141	2014	9	117,72	111,83	115,22	115,61	117,72	111,83	115,22	115,61
142	2014	10	117,22	112,46	115,91	115,05	117,22	112,46	115,91	115,05
143	2014	11	118,87	114,11	117,24	116,23	118,87	114,11	117,24	116,23
144	2014	12	122,22	115,97	120,19	118,92	122,22	115,97	120,19	118,92

Lampiran 2. Data IHK *inflow* dan *outflow* di Kalimantan: Pontianak, Banjarmasin, Samarinda, dan Balikpapan (milyar rupiah).

No	Tahun	Bln	<i>Inflow</i>				<i>Outflow</i>			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
1	2003	1	276,40	363,62	402,92	223,72	205,32	141,15	315,83	156,74
2	2003	2	241,86	270,54	240,44	146,99	180,71	212,60	222,46	161,46
3	2003	3	217,60	294,69	235,17	160,71	100,37	135,47	252,97	175,19
4	2003	4	194,68	320,11	269,04	168,71	129,87	248,02	360,67	256,29
5	2003	5	199,95	287,87	238,50	161,64	214,20	221,98	327,03	227,78
6	2003	6	210,31	298,60	252,83	182,93	253,04	275,95	412,26	246,77
7	2003	7	261,32	340,72	327,15	191,13	186,84	192,19	379,27	230,96
8	2003	8	233,22	278,51	259,57	142,59	282,44	306,25	405,49	264,85
9	2003	9	249,37	322,23	318,95	178,28	261,09	300,27	440,37	264,84
10	2003	10	258,69	360,79	308,15	177,13	262,23	273,84	448,35	243,11
11	2003	11	117,67	185,44	188,60	100,04	460,57	470,12	864,58	460,07
12	2003	12	477,14	539,70	580,60	340,24	349,95	336,39	535,02	390,78
13	2004	1	276,62	424,83	425,58	211,22	334,92	196,72	383,76	201,02
14	2004	2	300,34	346,50	289,01	176,90	223,23	218,34	281,10	194,42
15	2004	3	257,03	341,30	304,85	167,41	181,54	174,01	393,19	211,82
16	2004	4	254,49	345,00	284,73	172,49	296,51	333,05	376,72	278,90
17	2004	5	196,03	322,93	260,32	175,88	202,12	186,56	336,28	213,48
18	2004	6	254,23	349,28	325,51	205,94	426,75	440,53	599,26	327,58
19	2004	7	300,20	431,47	316,35	213,93	306,23	355,51	478,06	284,94
20	2004	8	278,36	359,51	293,81	200,08	180,44	239,98	405,29	263,33
21	2004	9	297,33	382,30	305,17	200,22	397,87	388,44	445,29	334,48
22	2004	10	295,72	374,09	289,24	190,98	375,11	397,12	528,11	332,05
23	2004	11	385,77	532,45	506,56	298,44	438,66	456,00	762,95	456,62
24	2004	12	336,10	430,91	367,74	229,31	333,82	394,15	658,58	406,14
25	2005	1	317,26	438,59	402,46	241,18	256,62	162,64	299,82	179,25
26	2005	2	262,26	408,21	295,22	205,45	279,88	319,69	355,46	235,38
27	2005	3	296,38	448,59	318,50	213,17	183,82	278,53	386,51	263,04
28	2005	4	259,46	379,94	277,97	202,80	321,00	350,12	421,72	295,07
29	2005	5	265,90	400,60	308,35	199,54	201,52	271,90	393,81	230,01
30	2005	6	274,59	373,10	296,53	183,80	421,59	514,06	470,69	318,84
31	2005	7	388,62	568,58	410,24	247,43	433,22	513,19	645,99	334,55
32	2005	8	330,65	441,49	387,23	237,33	214,73	335,46	464,63	289,63
33	2005	9	299,46	458,44	337,71	210,52	454,17	523,43	605,32	366,78
34	2005	10	260,32	439,96	317,30	194,20	713,24	789,37	1.040,97	686,32
35	2005	11	547,95	777,76	606,36	403,86	287,20	225,15	366,78	171,97
36	2005	12	363,30	447,87	423,46	242,30	551,12	572,53	792,35	629,05
37	2006	1	421,61	557,99	545,53	303,47	424,16	293,05	387,06	239,88
38	2006	2	392,87	484,35	382,97	254,91	327,61	319,13	370,71	231,70
39	2006	3	313,74	455,90	379,27	221,34	300,36	366,04	452,97	314,66

No	Tahun	Bln	Inflow				Outflow			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
40	2006	4	325,70	392,92	363,32	232,53	371,69	385,05	498,34	280,81
41	2006	5	344,51	436,38	147,44	225,66	425,97	337,53	315,76	285,57
42	2006	6	306,61	450,21	116,17	210,38	583,09	594,94	352,96	341,79
43	2006	7	368,39	521,75	119,57	223,63	437,03	411,49	277,49	275,39
44	2006	8	423,48	580,29	140,60	257,20	318,26	339,66	260,79	261,92
45	2006	9	432,74	584,20	125,90	239,80	496,86	421,08	395,88	354,78
46	2006	10	411,82	448,76	208,68	274,40	679,83	463,33	792,06	580,89
47	2006	11	560,14	740,49	238,98	371,70	424,84	377,15	288,67	303,31
48	2006	12	129,13	89,22	11,27	50,22	675,46	421,35	848,77	523,49
49	2007	1	309,81	399,52	442,46	171,29	193,31	19,61	95,47	7,47
50	2007	2	264,67	332,02	148,91	32,89	186,07	9,55	74,40	58,74
51	2007	3	30,26	176,85	124,74	60,34	44,43	43,59	194,71	152,65
52	2007	4	27,40	117,23	112,14	48,65	78,94	123,43	245,16	167,91
53	2007	5	31,74	125,74	88,53	50,74	80,94	79,90	248,55	240,14
54	2007	6	40,85	110,43	84,25	44,92	291,88	227,11	341,88	203,78
55	2007	7	36,03	292,69	38,61	44,62	37,35	136,96	125,18	161,51
56	2007	8	45,05	124,31	28,59	39,43	129,60	78,75	222,44	200,61
57	2007	9	41,46	120,32	34,54	38,18	271,00	138,65	372,48	254,00
58	2007	10	55,10	426,93	344,73	254,12	456,51	380,33	716,39	396,46
59	2007	11	285,76	150,69	44,11	45,24	163,40	42,63	153,21	205,12
60	2007	12	31,78	99,15	28,09	31,60	753,65	527,86	1.182,64	869,78
61	2008	1	359,07	446,83	369,71	151,41	167,89	10,08	7,80	7,51
62	2008	2	47,49	221,82	228,39	150,98	75,88	9,71	72,89	94,00
63	2008	3	48,88	152,98	37,24	29,27	64,57	66,89	128,89	175,12
64	2008	4	59,83	113,25	41,32	32,92	198,65	109,05	182,66	257,03
65	2008	5	50,60	80,30	29,27	27,56	213,98	137,93	343,40	282,25
66	2008	6	51,29	63,11	30,86	34,89	342,63	274,23	275,81	402,35
67	2008	7	55,43	201,60	26,45	36,35	289,79	112,70	274,81	199,10
68	2008	8	50,21	62,85	31,43	45,78	111,50	9,22	169,68	275,55
69	2008	9	58,34	74,83	51,11	43,95	732,65	553,93	1.105,48	956,18
70	2008	10	432,00	665,44	382,97	351,82	8,56	9,50	4,92	41,75
71	2008	11	53,21	226,40	31,95	39,67	158,71	32,59	191,62	336,83
72	2008	12	48,27	66,24	19,02	44,88	713,82	444,32	1.106,64	904,10
73	2009	1	278,80	646,02	629,88	155,40	75,25	9,75	29,79	7,67
74	2009	2	301,01	267,19	20,64	25,39	7,74	65,38	24,90	21,04
75	2009	3	41,20	174,01	57,40	19,48	82,11	89,08	5,25	186,06
76	2009	4	39,25	265,50	33,16	79,51	139,21	165,40	261,75	343,85
77	2009	5	34,68	245,21	28,00	21,73	178,20	104,24	105,04	191,07
78	2009	6	33,71	55,52	20,37	18,70	319,42	217,41	264,76	404,57
79	2009	7	39,15	223,43	15,65	21,71	166,15	8,22	234,21	234,42
80	2009	8	29,11	279,73	27,03	32,45	145,59	16,18	207,75	316,38

No	Tahun	Bln	Inflow				Outflow			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
81	2009	9	36,72	92,45	211,87	43,26	610,80	370,72	927,24	745,79
82	2009	10	378,44	574,88	275,14	257,25	53,41	4,26	3,74	90,73
83	2009	11	40,23	37,24	30,54	36,78	459,55	2,24	483,26	290,09
84	2009	12	54,56	28,90	31,52	31,95	644,61	284,18	991,89	996,91
85	2010	1	337,41	304,88	230,12	167,55	86,22	1,69	6,56	4,95
86	2010	2	43,52	18,28	152,61	31,63	188,36	1,23	23,20	68,84
87	2010	3	47,40	291,65	32,75	33,71	147,49	118,30	143,19	191,24
88	2010	4	41,39	275,11	31,64	32,95	294,19	234,34	316,59	262,13
89	2010	5	36,11	146,15	26,94	21,63	343,68	397,79	326,46	264,11
90	2010	6	41,48	220,64	25,61	21,71	382,51	246,61	241,33	221,92
91	2010	7	52,87	412,93	41,32	30,68	196,88	199,32	346,11	321,78
92	2010	8	61,96	459,64	78,72	60,06	504,43	718,80	679,37	640,15
93	2010	9	322,21	600,54	334,23	270,13	501,76	511,41	751,52	495,49
94	2010	10	58,39	440,99	166,86	39,66	276,20	368,38	345,00	146,32
95	2010	11	144,37	720,35	272,93	117,51	1.264,21	890,95	1.523,38	1.161,91
96	2010	12	108,98	506,61	189,94	93,27	1.703,12	1.322,37	2.712,91	1.999,50
97	2011	1	36,66	130,94	56,13	26,78	429,42	42,66	78,73	55,89
98	2011	2	33,60	182,06	86,15	37,25	140,57	217,58	150,53	32,81
99	2011	3	259,14	499,12	199,75	127,91	155,30	331,32	476,87	232,27
100	2011	4	90,98	248,62	136,32	91,02	534,68	349,56	544,82	318,61
101	2011	5	217,30	364,15	164,93	94,66	271,63	338,02	543,81	307,20
102	2011	6	140,00	364,71	122,12	106,55	445,46	441,30	504,06	345,06
103	2011	7	189,01	420,86	133,52	73,17	435,86	448,01	576,96	372,87
104	2011	8	120,68	268,38	125,72	108,95	1.039,53	1.334,57	1.720,63	1.133,13
105	2011	9	891,46	1.200,08	730,36	650,27	146,16	92,18	167,25	90,89
106	2011	10	295,89	453,69	187,79	104,95	216,85	396,74	553,60	316,88
107	2011	11	324,59	557,92	221,92	157,36	524,45	385,87	679,50	432,45
108	2011	12	190,01	308,83	104,89	90,18	1.031,99	758,38	1.532,27	1.034,98
109	2012	1	554,21	1.017,10	529,89	283,53	427,27	78,01	83,72	57,55
110	2012	2	378,74	609,00	257,72	242,96	188,70	251,83	263,09	184,33
111	2012	3	275,41	502,20	213,84	136,67	228,49	418,87	498,97	372,35
112	2012	4	296,27	501,01	223,34	151,20	463,11	320,12	507,21	442,28
113	2012	5	199,65	532,54	252,62	166,42	437,63	425,22	744,25	400,30
114	2012	6	155,92	436,09	210,96	102,90	427,52	617,60	684,16	486,42
115	2012	7	282,39	776,53	287,64	128,56	806,33	547,93	739,65	767,12
116	2012	8	398,40	875,59	751,08	363,30	1.088,65	1.271,43	1.886,47	1.098,93
117	2012	9	410,19	819,92	306,07	273,76	44,79	261,36	263,76	156,29
118	2012	10	110,60	443,27	181,75	66,34	518,34	475,96	748,42	576,54
119	2012	11	259,15	642,89	185,16	185,96	300,09	392,40	1.029,37	380,77
120	2012	12	74,69	303,14	173,30	109,85	1.245,59	892,20	1.752,89	1.180,67
121	2013	1	803,26	1.104,06	586,80	471,55	189,10	51,97	198,59	73,03

No	Tahun	Bln	Inflow				Outflow			
			Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan	Pontianak	Banjarmasin	Samarinda	Balikpapan
122	2013	2	291,50	743,87	266,87	325,03	107,68	247,67	316,76	177,15
123	2013	3	304,61	600,19	249,41	261,09	227,01	434,46	715,86	359,53
124	2013	4	407,20	641,22	186,00	258,46	273,33	322,46	746,25	370,65
125	2013	5	210,38	601,64	211,09	224,15	315,74	489,79	698,89	505,41
126	2013	6	232,54	540,57	187,97	240,49	376,03	560,90	742,10	464,23
127	2013	7	111,54	598,21	206,86	198,73	1.300,63	1.171,43	1.790,32	1.127,59
128	2013	8	1.045,02	1.444,27	939,28	960,39	533,07	717,69	1.053,54	696,33
129	2013	9	182,96	587,77	245,28	274,55	219,03	318,62	673,86	290,56
130	2013	10	218,41	697,82	243,11	251,77	544,42	503,10	878,73	538,89
131	2013	11	173,62	591,75	215,58	255,17	404,44	633,14	1.111,16	550,50
132	2013	12	52,93	355,91	143,96	156,52	1.524,87	1.032,21	2.188,74	1.408,06
133	2014	1	276,40	363,62	402,92	223,72	205,32	141,15	315,83	156,74
134	2014	2	241,86	270,54	240,44	146,99	180,71	212,60	222,46	161,46
135	2014	3	217,60	294,69	235,17	160,71	100,37	135,47	252,97	175,19
136	2014	4	194,68	320,11	269,04	168,71	129,87	248,02	360,67	256,29
137	2014	5	199,95	287,87	238,50	161,64	214,20	221,98	327,03	227,78
138	2014	6	210,31	298,60	252,83	182,93	253,04	275,95	412,26	246,77
139	2014	7	261,32	340,72	327,15	191,13	186,84	192,19	379,27	230,96
140	2014	8	233,22	278,51	259,57	142,59	282,44	306,25	405,49	264,85
141	2014	9	249,37	322,23	318,95	178,28	261,09	300,27	440,37	264,84
142	2014	10	258,69	360,79	308,15	177,13	262,23	273,84	448,35	243,11
143	2014	11	117,67	185,44	188,60	100,04	460,57	470,12	864,58	460,07
144	2014	12	477,14	539,70	580,60	340,24	349,95	336,39	535,02	390,78

Lampiran 3. Penghitungan Nilai AIC residual model GSTAR

a. Nilai AIC Residual Model GSTAR-GLS (1_1) (*Restricted Model*) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-39,53108	-39,26695	-39,16725
	AR (1)	-39,37549	-39,17839	-39,06482
Invers Jarak (Tipe I)	AR (0)	-39,43392	-39,22899	-39,13008
	AR (1)	-39,32763	-39,13635	-39,04389
Invers Jarak (Tipe II)	AR (0)	-39,47719	-39,19278	-39,10232
	AR (1)	-39,32956	-39,13279	-39,04565
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-39,51276	-39,20809	-39,11239
	AR (1)	-39,34322	-39,16836	-39,06493
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-39,38438	-39,17092	-39,07786
	AR (1)	-39,33204	-39,18787	-39,08588

b. Nilai AIC Residual Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Deteksi *Outlier* (*Full Model*) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-40,07597	-39,75450	-39,68576
	AR (1)	-39,90239	-39,69387	-39,67042
Invers Jarak (Tipe I)	AR (0)	-40,01215	-39,71630	-39,65196
	AR (1)	-39,86824	-39,61993	-39,65066
Invers Jarak (Tipe II)	AR (0)	-40,02087	-39,72698	-39,65884
	AR (1)	-39,88064	-39,62999	-39,65190
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-41,25731	-40,72742	-40,33683
	AR (1)	-40,95640	-40,21807	-39,82703
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-39,89931	-39,68570	-39,59800
	AR (1)	-39,89170	-39,69530	-39,72387

- b. Nilai AIC Residual Model GSTAR-GLS (1_1) dengan Deteksi *Outlier* (*Restricted Model*) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-40,04559	-39,77819	-39,6999
	AR (1)	-39,90846	-39,68659	-39,67781
Invers Jarak (Tipe I)	AR (0)	-39,94219	-39,67266	-39,60322
	AR (1)	-39,87087	-39,69978	-39,69584
Invers Jarak (Tipe II)	AR (0)	-39,98868	-39,71618	-39,64253
	AR (1)	-39,88256	-39,66079	-39,70514
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-39,99933	-39,76330	-39,67902
	AR (1)	-39,88716	-39,66146	-39,68721
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-39,88953	-39,68075	-39,59022
	AR (1)	-39,90322	-39,70947	-39,74786

Lampiran 4. Penghitungan Nilai AIC residual model GSTARX

- a. Nilai AIC Residual Model GSTARX (*Restricted Model*) Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-39,7965	-39,5101	-39,4782
	AR (1)	-39,6407	-39,3842	-39,3205
Invers Jarak (Tipe I)	AR (0)	-39,5432	-39,2598	-39,2249
	AR (1)	-39,4005	-39,1673	-39,1044
Invers Jarak (Tipe II)	AR (0)	-39,8197	-39,5143	-39,4885
	AR (1)	-39,6533	-39,3741	-39,3135
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-39,7978	-39,4918	-39,4613
	AR (1)	-39,6279	-39,3819	-39,3161
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-39,6504	-39,4566	-39,4304
	AR (1)	-39,5974	-39,3672	-39,2768

- b. Nilai AIC Residual Model GSTARX (*Full model*) dengan Deteksi Outlier Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi Pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-40,4774	-40,2035	-40,2007
	AR (1)	-40,3266	-40,0456	-40,0433
Invers Jarak (Jarak imajiner)	AR (0)	-40,5279	-40,2338	-40,2323
	AR (1)	-40,3646	-40,058	-40,0835
Invers Jarak (Jarak tempuh)	AR (0)	-40,5155	-40,2200	-40,2106
	AR (1)	-40,3563	-40,0311	-40,0477
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-40,5134	-40,2281	-40,2329
	AR (1)	-40,3584	-40,0766	-40,0861
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-40,4837	-40,2164	-40,2038
	AR (1)	-40,3528	-40,0537	-40,0579

c. Nilai AIC Residual Model GSTARX (*restricted model*) Dengan Deteksi *Outlier*
Berdasarkan Jenis Bobot Lokasi pada Data IHK Empat Kota di Kalimantan

Bobot Lokasi	Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)
Seragam	AR (0)	-39,4254	-39,4127	-39,2667
	AR (1)	-39,2844	-39,2419	-39,0708
Invers Jarak (Jarak imajiner)	AR (0)	-40,5158	-40,2301	-40,2392
	AR (1)	-40,3645	-40,0440	-40,0785
Invers Jarak (Jarak tempuh)	AR (0)	-40,5135	-40,2251	-40,2368
	AR (1)	-40,3643	-40,0353	-40,0709
Normalisasi Korelasi Silang	AR (0)	-40,5173	-40,2485	-40,2465
	AR (1)	-40,3773	-40,0822	-40,1008
Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang	AR (0)	-40,4914	-40,2289	-40,2283
	AR (1)	-40,3672	-40,0605	-40,0588

Lampiran 5. Macro SAS untuk Pengolahan ARIMA dan Fungsi Transfer

a. Macro SAS untuk Pengolahan ARIMA

```
data work.arimaihk;
infile 'F:\GSTARX\IHK KALIMANTAN\ARIMA\3_samarinda.txt'
dlim='09'x;
input ihkSMD s34;
ihkSMD1=Log(ihkSMD);
;
/*.....pemodelan ARIMA tanpa deteksi outlier-----*/
proc arima data=work.arimaihk;
identify var=ihkSMD1(1) stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
estimate p=(3,20) method=cls plot;
run;
forecast lead=12 out=hasil;
run;
outlier maxnum=15 alpha=0.05;
run;

/*.....pemodelan ARIMA deteksi outlier-----*/
data work.arimaihk;
set work.arimaihk;
if _n_>=34 then s34=1;
else s34=0;
if _n_>=127 then s127=1;
else s127=0;
if _n_>=66 then s66=1;
else s66=0;

proc arima data=work.arimaihk;
identify var=ihkSMD1(1) crosscorr=(s34(1) s127(1) s66(1)) nlag=12 noprint;
run;
estimate p=(3,20) input=(s34 s127 s66) plot;
run;
forecast lead=12 out=ramalan ;
run;

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

proc export data=work.ramalan
outfile='F:\GSTARX\IHK KALIMANTAN\ARIMA\ihk\kalimantanoutlier.xls'
dbms=excel
replace;
sheet="IHKsamarinda";
run;
```


b. Macro SAS untuk Pengolahan Fungsi Transfer

```

data work.ftihk;
infile "F:\GSTARX\IHK Kalimantan\Fungsi Transfer Outlier\FTbanjarmasin.txt"
dlim='09';
input ihkBJM inflowBJM outflowBJM s34;
ihkBJM1=log(ihkBJM);
inflowBJM1=log(inflowBJM);
outflowBJM1=log(outflowBJM);
;
proc arima data=ftihk;
identify var=inflowBJM1(1) stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
estimate p=2 q=(12) noconstant method=cls plot;
run;
identify var=outflowBJM1(1) stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
estimate p=2 q=(10,12) noconstant method=cls plot;
run;
identify var=ihkBJM1(1) crosscorr=(inflowBJM1(1) outflowBJM1(1)) stationarity=(ADF) nlag=25;
run;

estimate input=(0$(0)/(0)inflowBJM1 ) method=cls plot;
run;
estimate input=(4$(0)/(0)outflowBJM1 ) method=cls plot;
run;
estimate input=( 0$(0)/(0)inflowBJM1) method=cls plot;
run;
forecast lead=12 out=ramalan1;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
run;

proc univariate data=work.ramalan1 normal;
var residual;
run;

/*.....pemodelan fungsi transfer deteksi outlier-----*/
data work.ftihk;
set work.ftihk;
if _n_>=34 then s34=1;
else s34=0;
if _n_>=109 then s109=1;
else s109=0;
if _n_>=26 then s26=1;
else s26=0;
if _n_>=66 then s66=1;
else s66=0;

proc arima data=work.ftihk;
identify var=ihkBJM1(1) crosscorr=(inflowBJM1(1) outflowBJM1(1) s34(1) s109(1) s26(1) s66(1) ) nlag=12
noprint;
run;
estimate input=(0$(0)/(0)inflowBJM1 s34) plot;
run;
forecast lead=12 out=ramalan2 ;
run;

proc univariate data=work.ramalan2 normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan2
outfile='F:\GSTARX\IHK Kalimantan\Fungsi Transfer Outlier\Fungsi Transfer Outlier.xls'
dbms=excel
replace;
sheet='FT Banjarmasin Outlier';
run;

```


Lampiran 6. Output Pemodelan ARIMA

a. Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	-0.0003571	0.00007480	-4.77	<.0001	0
AR1,1	0.21632	0.08775	2.47	0.0150	12
AR1,2	0.23134	0.09098	2.54	0.0122	23
Constant Estimate			-0.0002		
Variance Estimate			2.888E-7		
Std Error Estimate			0.000537		
AIC			-1597.79		
SBC			-1589.17		
Number of Residuals			131		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.21	4	0.8770	-0.040	0.004	0.070	0.016	-0.038	0.026
12	8.57	10	0.5736	0.134	-0.158	-0.025	-0.087	-0.000	-0.031
18	9.62	16	0.8859	0.002	-0.059	0.015	-0.025	0.007	0.051
24	13.25	22	0.9259	-0.051	-0.072	-0.097	-0.022	-0.008	0.072

Outlier Details				
Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	-0.0038785	119.21	<.0001
91	Shift	-0.0012289	12.04	0.0005
26	Additive	0.0007076	8.77	0.0031
127	Shift	-0.0010311	9.27	0.0023
66	Shift	-0.0009639	9.35	0.0022

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	-0.0003316	0.00006415	-5.17	<.0001	0	ihkPONTI1	0
AR1,1	0.36004	0.08844	4.07	<.0001	12	ihkPONTI1	0
AR1,2	0.19133	0.09579	2.00	0.0479	23	ihkPONTI1	0
NUM1	-0.0039113	0.0003730	-10.49	<.0001	0	s34	0
Constant Estimate				-0.00015			
Variance Estimate				1.572E-7			
Std Error Estimate				0.000397			
AIC				-1676.5			
SBC				-1665			
Number of Residuals				131			
* AIC and SBC do not include log determinant.							

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.75	4	0.6013	-0.061	-0.039	0.104	-0.013	0.051	0.038
12	10.55	10	0.3940	0.087	-0.098	-0.166	-0.086	0.047	-0.020
18	13.25	16	0.6546	0.027	-0.075	-0.032	-0.079	0.047	0.045
24	17.42	22	0.7397	-0.076	-0.045	-0.133	-0.024	-0.013	-0.014

Tests for Normality			
Test	---Statistic---	-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W 0.984521	Pr < W	0.1436
Kolmogorov-Smirnov	D 0.062023	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.093922	Pr > W-Sq	0.1374
Anderson-Darling	A-Sq 0.633602	Pr > A-Sq	0.0974

b. Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.46850	0.04759	9.85	<.0001	0
MA1,1	0.21771	0.08634	2.52	0.0129	2

Constant Estimate	0.468504
Variance Estimate	0.48076
Std Error Estimate	0.693368
AIC	277.8036
SBC	283.554
Number of Residuals	131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.15	5	0.5286	0.123	0.008	-0.114	-0.037	-0.017	0.026
12	6.25	11	0.8563	0.056	-0.050	-0.066	-0.056	0.020	0.035
18	10.66	17	0.8739	0.049	-0.072	-0.096	-0.082	-0.056	0.051
24	18.87	23	0.7089	0.002	-0.028	-0.093	-0.019	0.141	0.146

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	3.77844	45.55	<.0001
109	Shift	2.13060	14.48	0.0001
61	Shift	1.67689	8.97	0.0027
128	Additive	1.10042	8.36	0.0038
127	Shift	1.58769	8.71	0.0032

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.43878	0.04320	10.16	<.0001	0	ihkBJM	0
MA1,1	0.18963	0.08743	2.17	0.0319	2	ihkBJM	0
NUM1	3.85636	0.59751	6.45	<.0001	0	s34	0

Constant Estimate	0.438777
Variance Estimate	0.36572
Std Error Estimate	0.604748
AIC	242.9559
SBC	251.5815
Number of Residuals	131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.84	5	0.2332	0.115	0.001	-0.186	-0.009	0.037	0.034
12	8.33	11	0.6839	-0.020	-0.017	-0.069	-0.033	0.050	0.036
18	19.07	17	0.3246	0.008	-0.085	-0.177	-0.094	-0.080	0.131
24	29.99	23	0.1497	0.118	0.113	-0.063	0.010	0.099	0.167

Tests for Normality

Test		--Statistic--		-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W	0.953479	Pr < W	0.0002
Kolmogorov-Smirnov	D	0.062229	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.134058	Pr > W-Sq	0.0403
Anderson-Darling	A-Sq	1.074737	Pr > A-Sq	0.0081

c. Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0066667	0.0005809	11.48	<.0001	0
AR1,1	-0.18755	0.08446	-2.22	0.0281	3
AR1,2	-0.26817	0.09501	-2.82	0.0055	20

Constant Estimate	0.009705
Variance Estimate	0.000088
Std Error Estimate	0.009405
AIC	-847.902
SBC	-839.277

Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.17	4	0.1868	0.156	-0.097	0.049	-0.031	0.056	0.073
12	8.10	10	0.6192	0.028	0.006	0.003	-0.026	0.070	0.083
18	16.65	16	0.4087	-0.097	-0.118	-0.091	-0.055	-0.022	-0.146
24	20.53	22	0.5496	0.033	0.024	-0.014	0.054	0.139	0.009

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.05880	83.04	<.0001
127	Shift	0.02960	22.32	<.0001
66	Shift	0.02817	21.62	<.0001
61	Shift	0.01807	9.16	0.0025
71	Shift	-0.01751	8.81	0.0030

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0057312	0.0003858	14.85	<.0001	0	ihkSMD1	0
AR1,1	-0.30362	0.08353	-3.63	0.0004	3	ihkSMD1	0
AR1,2	-0.26510	0.09513	-2.79	0.0062	20	ihkSMD1	0
NUM1	0.06011	0.0061780	9.73	<.0001	0	s34	0
NUM2	0.03035	0.0063611	4.77	<.0001	0	s127	0
NUM3	0.03144	0.0061660	5.10	<.0001	0	s66	0

Constant Estimate	0.008991
Variance Estimate	0.000043
Std Error Estimate	0.006576
AIC	-938.761
SBC	-921.509

Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.53	4	0.4740	-0.037	-0.022	0.015	0.044	0.145	0.024
12	15.32	10	0.1208	0.101	0.009	-0.008	-0.207	0.031	0.166
18	25.97	16	0.0545	-0.104	-0.037	-0.174	-0.037	0.093	-0.135
24	29.32	22	0.1361	0.065	0.018	0.040	-0.080	0.035	0.085

Tests for Normality

Test	Statistic	p Value
Shapiro-Wilk	W 0.984654	Pr < W 0.1481
Kolmogorov-Smirnov	D 0.068238	Pr > D 0.1382
Cramer-von Mises	W-Sq 0.119004	Pr > W-Sq 0.0649
Anderson-Darling	A-Sq 0.746102	Pr > A-Sq 0.0506

d. Kota Balikpapan

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0064700	0.0005344	12.11	<.0001	0
AR1,1	-0.25101	0.09234	-2.72	0.0075	16
AR1,2	-0.25423	0.09365	-2.71	0.0075	20

Constant Estimate 0.009739
Variance Estimate 0.000078
Std Error Estimate 0.008842
AIC -864.085
SBC -855.46
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.72	4	0.1514	0.120	-0.084	-0.085	-0.070	0.119	0.039
12	11.62	10	0.3114	0.067	-0.059	-0.027	-0.099	0.017	0.122
18	13.99	16	0.5996	-0.053	-0.032	-0.093	0.012	-0.038	0.041
24	15.68	22	0.8317	0.026	0.010	-0.029	-0.005	0.071	0.061

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.04799	47.15	<.0001
127	Shift	0.02692	14.67	0.0001
9	Additive	0.01542	9.88	0.0017
94	Shift	-0.02048	10.14	0.0015
66	Shift	0.01809	8.60	0.0034

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0058867	0.0004664	12.62	<.0001	0	ihkBPP1	0
AR1,1	-0.20823	0.09289	-2.24	0.0267	16	ihkBPP1	0
AR1,2	-0.21616	0.09565	-2.26	0.0255	20	ihkBPP1	0
NUM1	0.05007	0.0070365	7.12	<.0001	0	s34	0
NUM2	0.02829	0.0073237	3.86	0.0002	0	s127	0

Constant Estimate 0.008385
Variance Estimate 0.000052
Std Error Estimate 0.007228
AIC -914.929
SBC -900.553
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.87	4	0.2087	0.066	-0.090	-0.099	-0.030	0.111	0.087
12	13.99	10	0.1736	-0.004	-0.102	-0.164	-0.034	0.037	0.129
18	18.84	16	0.2770	-0.014	-0.064	-0.141	0.006	-0.069	0.057
24	27.85	22	0.1808	0.058	0.020	-0.029	-0.119	0.062	0.182

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.98423	Pr < W 0.1343
Kolmogorov-Smirnov	D	0.068734	Pr > D 0.1317
Cramer-von Mises	W-Sq	0.109695	Pr > W-Sq 0.0861
Anderson-Darling	A-Sq	0.650263	Pr > A-Sq 0.0905

Lampiran 7. Output Pemodelan Fungsi Transfer

a. Kota Pontianak

1. Model ARIMA data input inflow dan outflow Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	-0.28699	0.08907	-3.22	0.0016	12
AR1,1	-0.70482	0.08469	-8.32	<.0001	1
AR1,2	-0.32680	0.08450	-3.87	0.0002	2

Variance Estimate 0.503642
 Std Error Estimate 0.709677
 AIC 284.8754
 SBC 293.501
 Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.79303	0.05111	15.52	<.0001	1
AR1,1	0.52046	0.07299	7.13	<.0001	12

Variance Estimate 0.47772
 Std Error Estimate 0.691173
 AIC 302.1637
 SBC 308.0894
 Number of Residuals 143

* AIC and SBC do not include log determinant.

2. Model Fungsi Transfer Data Input Inflow Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0063334	0.0008229	7.70	<.0001	0	ihkPonti1	0
NUM1	0.0012385	0.0009106	1.36	0.1762	0	inponti1	0

Constant Estimate 0.006333
 Variance Estimate 0.000089
 Std Error Estimate 0.009417
 AIC -848.543
 SBC -842.792
 Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.39	6	0.8806	-0.031	-0.065	-0.020	-0.073	0.033	0.074
12	18.64	12	0.0975	0.108	-0.155	-0.107	-0.113	0.021	0.229
18	22.74	18	0.2008	-0.008	-0.114	-0.061	-0.041	0.077	0.053
24	37.95	24	0.0351	0.016	-0.110	-0.155	-0.076	0.195	0.122

3. Model Fungsi Transfer Data Input Outflow Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0062841	0.0008149	7.71	<.0001	0	ihkPonti1	0
NUM1	0.0019452	0.0007752	2.51	0.0133	0	outponti1	1

Constant Estimate 0.006284
Variance Estimate 0.000086
Std Error Estimate 0.009292
AIC -845.536
SBC -839.8
Number of Residuals 130
* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.08	6	0.7986	-0.022	-0.046	-0.050	-0.073	0.051	0.097
12	18.39	12	0.1043	0.109	-0.164	-0.131	-0.095	0.027	0.203
18	24.51	18	0.1390	0.027	-0.111	-0.109	-0.033	0.083	0.088
24	37.81	24	0.0362	-0.019	-0.101	-0.178	-0.038	0.162	0.118

4. Model Fungsi Transfer Data Input Outflow (*White Noise*) Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0062248	0.0010132	6.14	<.0001	0	ihkPonti1	0
AR1,1	0.23702	0.09337	2.54	0.0123	12	ihkPonti1	0
NUM1	0.0017256	0.0008351	2.07	0.0408	0	outponti1	1

Constant Estimate 0.004749
Variance Estimate 0.000083
Std Error Estimate 0.009101
AIC -849.955
SBC -841.352
Number of Residuals 130
* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.66	5	0.9851	-0.033	0.000	0.003	-0.028	0.004	0.054
12	8.19	11	0.6962	0.126	-0.149	-0.086	-0.087	-0.011	-0.020
18	10.63	17	0.8751	0.011	-0.075	-0.076	-0.020	0.040	0.052
24	19.92	23	0.6465	-0.051	-0.082	-0.156	-0.005	0.140	0.075

Tests for Normality

Test	Statistic	p Value
Shapiro-Wilk	W 0.823709	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.101483	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.321944	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 2.414165	Pr > A-Sq <0.0050

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.06180	88.61	<.0001
127	Shift	0.02464	13.80	0.0002
91	Shift	0.02102	13.40	0.0003
66	Shift	0.01703	9.05	0.0026
63	Shift	0.01592	8.02	0.0046

5. Model Fungsi Transfer Data Input Outflow (*White Noise dan Berdistribusi Normal*) Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0057048	0.0009666	5.90	<.0001	0	ihkPonti1	0
AR1,1	0.40623	0.09357	4.34	<.0001	12	ihkPonti1	0
NUM1	0.0013583	0.0006722	2.02	0.0454	0	outponti1	1
NUM2	0.06220	0.0065640	9.48	<.0001	0	s34	0

Constant Estimate 0.003387
 Variance Estimate 0.00005
 Std Error Estimate 0.007069
 AIC -914.673
 SBC -903.203
 Number of Residuals 130
 * AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.12	5	0.5325	-0.065	-0.024	0.096	-0.068	0.102	0.036
12	16.10	11	0.1373	0.109	-0.095	-0.239	-0.075	0.030	-0.018
18	21.40	17	0.2089	0.038	-0.090	-0.088	-0.090	0.079	0.059
24	28.12	23	0.2113	-0.076	-0.048	-0.159	-0.004	0.096	-0.011

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.977668	Pr < W 0.0305
Kolmogorov-Smirnov	D 0.066091	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.102766	Pr > W-Sq 0.1032
Anderson-Darling	A-Sq 0.755148	Pr > A-Sq 0.0484

b. Kota Banjarmasin

1. Model ARIMA data input *inflow* dan *outflow* Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	-0.32773	0.08048	-4.07	<.0001	12
AR1,1	-0.81999	0.07102	-11.55	<.0001	1
AR1,2	-0.54967	0.07064	-7.78	<.0001	2

Variance Estimate 0.28481
 Std Error Estimate 0.533676
 AIC 229.1861
 SBC 238.0746
 Number of Residuals 143
 * AIC and SBC do not include log determinant.

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.19943	0.07984	2.50	0.0138	10
MA1,2	-0.43296	0.07990	-5.42	<.0001	12
AR1,1	-0.66739	0.07925	-8.42	<.0001	1
AR1,2	-0.45502	0.07999	-5.69	<.0001	2

Variance Estimate 1.062926
 Std Error Estimate 1.030983
 AIC 383.6939
 SBC 395.1947
 Number of Residuals 131
 * AIC and SBC do not include log determinant.

2. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0063816	0.0008690	7.34	<.0001	0	ihkBJM1	0
NUM1	0.0025211	0.0010574	2.38	0.0186	0	inBJM1	0

Constant Estimate 0.006382
 Variance Estimate 0.000099
 Std Error Estimate 0.009946
 AIC -834.236
 SBC -828.485
 Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.
Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	6.14	6	0.4081	0.135	-0.096	-0.060	-0.095	-0.069	0.020	
12	8.92	12	0.7099	0.119	-0.054	-0.017	0.001	0.035	0.033	
18	10.78	18	0.9034	0.072	0.011	-0.008	-0.057	-0.003	0.061	
24	22.12	24	0.5720	-0.069	-0.060	-0.110	-0.007	0.181	0.132	

3. Model Fungsi Transfer Data Input *Outflow* Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0066317	0.0009048	7.33	<.0001	0	ihkBJM1	0
NUM1	0.0003411	0.0005983	0.57	0.5696	0	outBJM1	4

Constant Estimate 0.006632
Variance Estimate 0.000104
Std Error Estimate 0.010196
AIC -802.378
SBC -796.69
Number of Residuals 127

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	6.00	6	0.4229	0.104	-0.125	-0.082	-0.059	-0.082	0.046	
12	9.42	12	0.6670	0.141	-0.040	-0.035	-0.030	0.015	0.030	
18	10.75	18	0.9045	0.070	-0.005	-0.008	-0.031	-0.011	0.055	
24	20.60	24	0.6619	-0.045	-0.050	-0.120	0.004	0.144	0.152	

4. Deteksi Outlier Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* Kota Banjarmasin

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.07113	70.29	<.0001
109	Additive	0.01384	5.58	0.0182
26	Additive	-0.01345	5.27	0.0217
66	Shift	0.01867	5.56	0.0184
61	Shift	0.01831	5.73	0.0167

5. Model Fungsi Transfer Data Input *Outflow* (White Noise dan Berdistribusi Normal) Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0058345	0.0006786	8.60	<.0001	0	ihkBJM1	0
NUM1	0.0025543	0.0008226	3.11	0.0023	0	inBJM1	0
NUM2	0.07168	0.0077666	9.23	<.0001	0	s34	0

Constant Estimate 0.005834
Variance Estimate 0.00006
Std Error Estimate 0.007737
AIC -899.053
SBC -890.428
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.20	6	0.1626	0.140	-0.061	-0.179	-0.105	0.016	-0.031
12	10.78	12	0.5479	-0.044	-0.011	0.012	0.024	0.086	-0.026
18	17.11	18	0.5154	0.014	-0.071	-0.062	-0.133	-0.078	0.095
24	25.55	24	0.3766	0.071	0.129	-0.062	-0.014	0.094	0.134

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.980693	Pr < W 0.0592
Kolmogorov-Smirnov	D 0.070182	Pr > D 0.1128
Cramer-von Mises	W-Sq 0.107285	Pr > W-Sq 0.0916
Anderson-Darling	A-Sq 0.724122	Pr > A-Sq 0.0598

c. Kota Samarinda

1. Model ARIMA data input *inflow* dan *outflow* Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.72209	0.04305	16.77	<.0001	1
MA1,2	-0.32803	0.04515	-7.27	<.0001	12
AR1,1	-0.17082	0.08613	-1.98	0.0493	2

Variance Estimate 0.499779

Std Error Estimate 0.70695

AIC 309.6012

SBC 318.4897

Number of Residuals 143

* AIC and SBC do not include log determinant.

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.86064	0.04569	18.84	<.0001	1
MA2,1	-0.66044	0.08247	-8.01	<.0001	12
AR1,1	0.37688	0.10212	3.69	0.0003	24

Variance Estimate 0.718425

Std Error Estimate 0.8476

AIC 331.4061

SBC 340.0317

Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

2. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0066211	0.0008423	7.86	<.0001	0	IHK	0
NUM1	0.0020774	0.0008603	2.41	0.0171	0	inflow	0

Constant Estimate 0.006621

Variance Estimate 0.000093

Std Error Estimate 0.00964

AIC -842.404

SBC -836.654

Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	12.70	6	0.0481	0.160	-0.077	-0.189	-0.061	0.072	0.130
12	13.28	12	0.3491	0.045	0.012	-0.018	-0.014	0.028	-0.025
18	19.54	18	0.3594	-0.007	-0.110	-0.120	-0.075	0.054	-0.079
24	33.95	24	0.0856	0.024	-0.224	0.006	0.062	0.189	-0.012

3. Model Fungsi Transfer Data Input *Outflow* Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0066493	0.0008710	7.63	<.0001	0	IHK	0
NUM1	0.0009229	0.0005952	1.55	0.1235	0	outflow	3

Constant Estimate 0.006649
Variance Estimate 0.000097
Std Error Estimate 0.009854
AIC -817.447
SBC -811.743
Number of Residuals 128

* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter Estimates

Variable Parameter	IHK MU	outflow NUM1
IHK	MU 1.000	-0.004
outflow	NUM1 -0.004	1.000

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	13.33	6	0.0381	0.178	-0.146	-0.172	-0.033	0.066	0.110
12	15.10	12	0.2360	0.060	0.014	-0.035	-0.048	0.029	0.066
18	22.08	18	0.2286	-0.077	-0.153	-0.078	-0.050	0.047	-0.086
24	36.60	24	0.0479	0.029	-0.210	-0.053	0.062	0.194	0.062

4. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow (white noise)* Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0066439	0.0006982	9.52	<.0001	0	IHK	0
AR1,1	-0.19274	0.08704	-2.21	0.0286	3	IHK	0
NUM1	0.0018620	0.0008114	2.29	0.0234	0	inflow	0

Constant Estimate 0.007924
Variance Estimate 0.00009
Std Error Estimate 0.0095
AIC -845.267
SBC -836.642
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.31	5	0.3791	0.148	-0.040	0.019	-0.025	0.066	0.101
12	6.02	11	0.8723	0.039	0.032	-0.000	-0.012	0.009	-0.046
18	13.91	17	0.6732	-0.030	-0.104	-0.150	-0.079	-0.009	-0.108
24	25.18	23	0.3409	0.023	-0.195	-0.018	0.071	0.164	-0.017

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.796251	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.142178	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.763078	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 4.5002	Pr > A-Sq <0.0050

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.06298	86.59	<.0001
127	Shift	0.03145	22.40	<.0001
66	Shift	0.02873	18.69	<.0001
73	Additive	-0.01498	10.51	0.0012
97	Additive	0.01322	8.70	0.0032

5. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* (white noise dan berdistribusi normal) Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0056743	0.0004325	13.12	<.0001	0	IHK	0
AR1,1	-0.34270	0.08541	-4.01	0.0001	3	IHK	0
NUM1	0.0017524	0.0005257	3.33	0.0011	0	inflow	0
NUM2	0.06349	0.0061967	10.25	<.0001	0	s34	0
NUM3	0.03177	0.0061789	5.14	<.0001	0	s127	0
NUM4	0.03209	0.0062255	5.15	<.0001	0	s66	0

Constant Estimate	0.007619
Variance Estimate	0.000042
Std Error Estimate	0.006487
AIC	-942.321
SBC	-925.07
Number of Residuals	131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.83	5	0.2334	-0.070	0.100	0.020	0.018	0.180	0.044
12	12.49	11	0.3280	0.144	-0.040	-0.012	-0.131	0.004	0.013
18	24.18	17	0.1147	-0.022	-0.049	-0.232	-0.058	0.069	-0.112
24	34.66	23	0.0561	0.104	-0.218	0.043	-0.044	0.063	0.024

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.984399	Pr < W 0.1397
Kolmogorov-Smirnov	D 0.058473	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq 0.106075	Pr > W-Sq 0.0944
Anderson-Darling	A-Sq 0.712769	Pr > A-Sq 0.0645

d. Kota Balikpapan

1. Model ARIMA data input *inflow* dan *outflow* Kota Balikpapan

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	-0.21628	0.08042	-2.69	0.0080	12
MA1,2	-0.31773	0.08385	-3.79	0.0002	23
AR1,1	-0.70206	0.07726	-9.09	<.0001	1
AR1,2	-0.41293	0.07810	-5.29	<.0001	2

Variance Estimate 0.330587
Std Error Estimate 0.574967
AIC 251.4749
SBC 263.3263
Number of Residuals 143
* AIC and SBC do not include log determinant.

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.91377	0.03581	25.52	<.0001	1
AR1,1	0.79324	0.05785	13.71	<.0001	12

Variance Estimate 0.394607
Std Error Estimate 0.628177
AIC 251.9341
SBC 257.6845
Number of Residuals 131
* AIC and SBC do not include log determinant.

2. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* Kota Balikpapan

Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable
MU	0.0063850	0.0008015	7.97	<.0001	0	IHK
NUM1	0.0016723	0.0009849	1.70	0.0919	0	Inflow

Constant Estimate 0.006385
Variance Estimate 0.000084
Std Error Estimate 0.009173
AIC -855.418
SBC -849.668
Number of Residuals 131
* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.04	6	0.3176	0.136	-0.106	-0.051	-0.071	0.109	0.048
12	13.78	12	0.3149	0.085	-0.068	-0.064	-0.106	0.018	0.138
18	24.40	18	0.1422	-0.077	-0.016	-0.138	-0.192	-0.038	0.082
24	31.25	24	0.1467	-0.010	-0.166	-0.062	0.004	0.078	0.075

3. Model Fungsi Transfer Data Input *Outflow* Kota Balikpapan

Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable
MU	0.0064857	0.0008050	8.06	<.0001	0	IHK
NUM1	0.0006803	0.0006200	1.10	0.2746	0	Outflow

Constant Estimate 0.006486
Variance Estimate 0.000084
Std Error Estimate 0.009178
AIC -848.725
SBC -842.99
Number of Residuals 130
* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	9.48	6	0.1481	0.161	-0.119	-0.101	-0.064	0.107	0.068
12	17.87	12	0.1198	0.121	-0.087	-0.103	-0.093	0.027	0.129
18	30.43	18	0.0334	-0.054	-0.044	-0.152	-0.208	-0.037	0.104
24	39.90	24	0.0219	-0.006	-0.185	-0.085	0.024	0.101	0.088

4. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* (*white noise*) Kota Balikpapan

Parameter	Estimate	Conditional Standard Error	Least Squares t Value	Estimation Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0063850	0.0008015	7.97	<.0001	0	IHK	0
NUM1	0.0016723	0.0009849	1.70	0.0919	0	Inflow	0

Constant Estimate 0.006385
Variance Estimate 0.000084
Std Error Estimate 0.009173
AIC -855.418
SBC -849.668
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	7.04	6	0.3176	0.136	-0.106	-0.051	-0.071	0.109	0.048
12	13.78	12	0.3149	0.085	-0.068	-0.064	-0.106	0.018	0.138
18	24.40	18	0.1422	-0.077	-0.016	-0.138	-0.192	-0.038	0.082
24	31.25	24	0.1467	-0.010	-0.166	-0.062	0.004	0.078	0.075

Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.858524	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.127295	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.48132	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	2.878483	Pr > A-Sq	<0.0050

Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
34	Shift	0.05555	58.96	<.0001
127	Shift	0.03075	18.53	<.0001
66	Shift	0.02159	9.81	0.0017
91	Shift	0.02047	8.84	0.0029
9	Shift	0.01786	7.03	0.0080

5. Model Fungsi Transfer Data Input *Inflow* (*berdistribusi normal*) Kota Balikpapan

Parameter	Estimate	Conditional Standard Error	Least Squares t Value	Estimation Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0055422	0.0006233	8.89	<.0001	0	IHK	0
NUM1	0.0017298	0.0007576	2.28	0.0241	0	Inflow	0
NUM2	0.05639	0.0070801	7.97	<.0001	0	s34	0
NUM3	0.03160	0.0070813	4.46	<.0001	0	s127	0
NUM4	0.02242	0.0070821	3.17	0.0019	0	s66	0

Constant Estimate 0.005542
Variance Estimate 0.00005
Std Error Estimate 0.007052
AIC -921.388
SBC -907.012
Number of Residuals 131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	10.48	6	0.1058	0.062	-0.119	-0.087	-0.097	0.124	0.161
12	28.82	12	0.0042	0.081	-0.078	-0.234	-0.104	0.071	0.210
18	39.45	18	0.0025	-0.026	-0.069	-0.168	-0.137	-0.058	0.120
24	48.26	24	0.0023	-0.001	-0.114	-0.059	-0.062	0.064	0.174

Tests for Normality

Test	--Statistic---	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.982069	Pr < W 0.0815
Kolmogorov-Smirnov	D 0.071307	Pr > D 0.0989
Cramer-von Mises	W-Sq 0.143021	Pr > W-Sq 0.0300
Anderson-Darling	A-Sq 0.850188	Pr > A-Sq 0.0287

6. Model Fungsi Tranfer Data Input *Inflow* (white noise dan *berdistribusi normal*) Kota Balikpapan

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0054062	0.0005530	9.78	<.0001	0	IHK	0
MA1,1	0.24512	0.09403	2.61	0.0103	9	IHK	0
AR1,1	0.20605	0.09437	2.18	0.0309	12	IHK	0
NUM1	0.0012699	0.0007106	1.79	0.0764	0	Inflow	0
NUM2	0.05942	0.0063866	9.30	<.0001	0	s34	0
NUM3	0.02885	0.0066566	4.33	<.0001	0	s127	0
NUM4	0.02648	0.0063861	4.15	<.0001	0	s66	0
NUM5	0.01670	0.0063752	2.62	0.0099	0	s91	0

Constant Estimate	0.004292
Variance Estimate	0.000043
Std Error Estimate	0.00657
AIC	-937.095
SBC	-914.093
Number of Residuals	131

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.80	4	0.4332	0.021	-0.084	0.019	-0.045	0.110	0.076
12	5.40	10	0.8629	0.044	-0.058	-0.022	-0.069	-0.006	-0.023
18	11.49	16	0.7780	-0.027	0.006	-0.102	-0.076	-0.120	0.093
24	15.36	22	0.8461	0.017	-0.107	-0.006	-0.035	0.052	0.093

Tests for Normality

Test	--Statistic---	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.980987	Pr < W 0.0634
Kolmogorov-Smirnov	D 0.075455	Pr > D 0.0675
Cramer-von Mises	W-Sq 0.149325	Pr > W-Sq 0.0241
Anderson-Darling	A-Sq 0.861498	Pr > A-Sq 0.0263

Lampiran 8. Macro SAS dan Output Pemodelan GSTAR data IHK

1. Identifikasi Orde GSTAR

a. Program SAS untuk identifikasi orde

```
data work.inflasi;  
infile "F:\GSTARX\IHK KALIMANTAN\GSTAR IHK\IHK Kalimantan.txt"  
dlm='09'x;  
input Y1 Y2 Y3 Y4;  
  
proc varmax data=work.inflasi;  
model Y1 Y2 Y3 Y4/p=1 lagmax=14 minic=(type=aicc p=6 q=6) dfest  
noint printall;  
output lead=12 out=hasil;  
run;
```

b. Program SAS untuk Estimasi Parameter

```
data work.gstarins;  
infile "F:\GSTARX\IHK Kalimantan\GSTAR IHK\seragamihk.txt"  
dlm='09'x;  
input y1 y2 y3 y4 y11 y21 y31 y41 wy11 wy21 wy31 wy41 I34  
;  
  
/*Estimasi Tanpa Deteksi Outlier*/  
proc syslin data=gstarins sur out=b;  
y1t: model y1=y11 wy11 / noint;  
output p=yhat1 r=yresid1;  
y2t: model y2=y21 wy21 / noint;  
output p=yhat2 r=yresid2;  
y3t: model y3=y31 wy31 / noint;  
output p=yhat3 r=yresid3;  
y4t: model y4=y41 wy41 / noint;  
output p=yhat4 r=yresid4;  
run;  
proc print data=a;  
run;  
proc varmax data=work.b;  
model yresid1 yresid2 yresid3 yresid4/p=1 lagmax=10 dfest noint printall;  
run;  
  
/*Estimasi Dengan Deteksi Outlier*/  
proc syslin data=gstarins sur out=b;  
y1t: model y1=y11 wy11 I34 / noint;  
output p=yhat1 r=yresid1;  
y2t: model y2=y21 wy21 I34 / noint;  
output p=yhat2 r=yresid2;  
y3t: model y3=y31 wy31 I34 / noint;  
output p=yhat3 r=yresid3;  
y4t: model y4=y41 wy41 I34 / noint;  
output p=yhat4 r=yresid4;  
run;  
proc print data=b;  
run;  
proc varmax data=work.b;  
model yresid1 yresid2 yresid3 yresid4/p=1 lagmax=10 dfest noint printall;  
run;  
  
proc export data=work.a  
outfile='F:\GSTARX\IHK Kalimantan\GSTAR IHK\GSTAR IHK.xls'  
dbms=excel  
replace;  
sheet='seragam';  
run;
```


c. Output Plot MCCF belum stasioner

Schematic Representation of Cross Correlations															
Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y2		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y3		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++
Y4		++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++	++++

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

d. Output Plot MCCF stasioner

Schematic Representation of Cross Correlations															
Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1		++++	..+	.-.											
Y2		++++													
Y3		++++	..+	.-.											
Y4		++++	..+												

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

e. Output Plot MPCCF stasioner

Schematic Representation of Partial Cross Correlations														
Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Y1		-.+												
Y2				+										
Y3				..-										
Y4		..+												

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

f. Output Nilai Minimum AIC

Minimum Information Criterion							
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5	MA 6
AR 0	-39.1714	-39.06376	-38.9475	-38.92544	-38.82036	-38.79788	-38.48192
AR 1	-39.36998	-39.13495	-39.10465	-39.04717	-38.94698	-38.85009	-38.47069
AR 2	-39.26329	-39.09859	-38.96652	-38.90803	-38.79638	-38.58104	-38.16023
AR 3	-39.26274	-39.0652	-38.86395	-38.65949	-38.49907	-38.26404	-37.87539
AR 4	-39.19891	-38.93608	-38.76307	-38.51086	-38.20888	-37.93078	-37.51224
AR 5	-39.00353	-38.72936	-38.52908	-38.24936	-37.90416	-37.59471	-37.16544
AR 6	-38.69504	-38.28675	-38.04402	-37.72382	-37.31961	-36.93786	-36.47897

2. Estimasi Parameter Model GSTAR

A. Bobot Seragam

- Bobot Seragam (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.13389	0.085611	-1.56	0.1203
	wy11	1	0.555768	0.103347	5.38	<.0001
Y2	y21	1	0.324532	0.090487	3.59	0.0005
	wy21	1	0.122283	0.112837	1.08	0.2805
Y3	y31	1	0.001548	0.087513	0.02	0.9859
	wy31	1	0.534506	0.113187	4.72	<.0001
Y4	y41	1	0.018407	0.090173	0.20	0.8386
	wy41	1	0.461302	0.106073	4.35	<.0001

- Bobot Seragam (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.421379	0.075011	5.62	<.0001
Y2	y21	1	0.401622	0.070925	5.66	<.0001
Y3	wy31	1	0.520643	0.076419	6.81	<.0001
Y4	wy41	1	0.463523	0.072457	6.40	<.0001

- Bobot Seragam dengan deteksi outlier (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.13193	0.084337	-1.56	0.1202
	wy11	1	0.523934	0.096880	5.41	<.0001
	I34	1	0.065304	0.008666	7.54	<.0001
Y2	y21	1	0.287398	0.086283	3.33	0.0011
	wy21	1	0.125449	0.102546	1.22	0.2234
	I34	1	0.074233	0.008915	8.33	<.0001
Y3	y31	1	-0.00375	0.086117	-0.04	0.9654
	wy31	1	0.508201	0.106255	4.78	<.0001
	I34	1	0.068145	0.008695	7.84	<.0001
Y4	y41	1	0.012344	0.089389	0.14	0.8904
	wy41	1	0.440235	0.101041	4.36	<.0001
	I34	1	0.058607	0.008699	6.74	<.0001

- Bobot Seragam dengan deteksi outlier (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.397836	0.066751	5.96	<.0001
	I34	1	0.065917	0.008651	7.62	<.0001
Y2	y21	1	0.372643	0.061612	6.05	<.0001
	I34	1	0.074429	0.009007	8.26	<.0001
Y3	wy31	1	0.495717	0.067506	7.34	<.0001
	I34	1	0.068186	0.008661	7.87	<.0001
Y4	wy41	1	0.442331	0.066506	6.65	<.0001
	I34	1	0.058704	0.008712	6.74	<.0001

B. Bobot Invers Jarak Tipe I

- Bobot invers jarak tipe I (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.20079	0.086473	-2.32	0.0218
	wy11	1	0.567666	0.106841	5.31	<.0001
Y2	y21	1	0.258953	0.088901	2.91	0.0042
	wy21	1	0.144597	0.112005	1.29	0.1990
Y3	y31	1	0.071092	0.088974	0.80	0.4257
	wy31	1	0.397856	0.102671	3.88	0.0002
Y4	y41	1	0.089556	0.096143	0.93	0.3533
	wy41	1	0.332391	0.098701	3.37	0.0010

- Bobot invers jarak tipe I (*Restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.331624	0.070178	4.73	<.0001
Y2	y21	1	0.317057	0.066710	4.75	<.0001
Y3	wy31	1	0.399734	0.067820	5.89	<.0001
Y4	wy41	1	0.350312	0.063334	5.53	<.0001

- Bobot invers jarak tipe I dengan outlier (*Full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.18752	0.085826	-2.18	0.0307
	wy11	1	0.543619	0.099478	5.46	<.0001
	I34	1	0.065214	0.008666	7.53	<.0001
Y2	y21	1	0.235872	0.085355	2.76	0.0066
	wy21	1	0.153475	0.101499	1.51	0.1330
	I34	1	0.073885	0.008892	8.31	<.0001
Y3	y31	1	0.066550	0.087406	0.76	0.4478
	wy31	1	0.390679	0.099063	3.94	0.0001
	I34	1	0.067276	0.008710	7.72	<.0001
Y4	y41	1	0.085994	0.094979	0.91	0.3670
	wy41	1	0.325570	0.096319	3.38	0.0010
	I34	1	0.058621	0.008661	6.77	<.0001

- Bobot invers jarak tipe I dengan outlier (*Restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.18438	0.085483	-2.16	0.0329
	wy11	1	0.497732	0.097218	5.12	<.0001
	I34	1	0.065571	0.008664	7.57	<.0001
Y2	wy21	1	0.327133	0.068846	4.75	<.0001
	I34	1	0.074383	0.008934	8.33	<.0001
Y3	wy31	1	0.407917	0.064334	6.34	<.0001
	I34	1	0.067737	0.008680	7.80	<.0001
Y4	wy41	1	0.354821	0.061764	5.74	<.0001
	I34	1	0.059161	0.008675	6.82	<.0001

C. Bobot Invers Jarak Tipe II

- Bobot invers jarak tipe II (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.20641	0.086464	-2.39	0.0184
	wy11	1	0.578336	0.107317	5.39	<.0001
Y2	y21	1	0.244425	0.087622	2.79	0.0061
	wy21	1	0.171678	0.111068	1.55	0.1246
Y3	y31	1	0.087402	0.088189	0.99	0.3235
	wy31	1	0.387474	0.100587	3.85	0.0002
Y4	y41	1	0.089300	0.095972	0.93	0.3539
	wy41	1	0.340368	0.097475	3.49	0.0007

- Bobot invers invers jarak tipe II (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.21612	0.085133	-2.54	0.0123
	wy11	1	0.508798	0.100693	5.05	<.0001
Y2	y21	1	0.310755	0.066277	4.69	<.0001
Y3	wy31	1	0.386633	0.066767	5.79	<.0001
Y4	wy41	1	0.341237	0.062202	5.49	<.0001

- Bobot invers invers jarak tipe II dengan outlier (*Full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.19301	0.085892	-2.25	0.0263
	wy11	1	0.551035	0.099761	5.52	<.0001
	I34	1	0.065171	0.008666	7.52	<.0001
Y2	y21	1	0.222782	0.084162	2.65	0.0091
	wy21	1	0.175182	0.100597	1.74	0.0840
	I34	1	0.073816	0.008880	8.31	<.0001
Y3	y31	1	0.081415	0.086525	0.94	0.3485
	wy31	1	0.378312	0.097196	3.89	0.0002
	I34	1	0.067241	0.008721	7.71	<.0001
Y4	y41	1	0.084341	0.094797	0.89	0.3753
	wy41	1	0.332073	0.095368	3.48	0.0007
	I34	1	0.058252	0.008642	6.74	<.0001

- Bobot invers jarak tipe II dengan outlier (*Restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.20150	0.084952	-2.37	0.0192
	wy11	1	0.503518	0.096722	5.21	<.0001
	I34	1	0.065576	0.008663	7.57	<.0001
Y2	y21	1	0.313004	0.059154	5.29	<.0001
	I34	1	0.074496	0.008995	8.28	<.0001
Y3	wy31	1	0.393470	0.061022	6.45	<.0001
	I34	1	0.067852	0.008693	7.81	<.0001
Y4	wy41	1	0.345326	0.058589	5.89	<.0001
	I34	1	0.058892	0.008647	6.81	<.0001

D. Bobot Normalisasi Korelasi Silang

- Bobot normalisasi korelasi silang (*full model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.19949	0.100216	-1.99	0.0486
	wy11	1	0.579930	0.116600	4.97	<.0001
Y2	y21	1	0.279252	0.088500	3.16	0.0020
	wy21	1	0.154212	0.108966	1.42	0.1594
Y3	y31	1	0.028340	0.090168	0.31	0.7538
	wy31	1	0.484143	0.108216	4.47	<.0001
Y4	y41	1	0.017945	0.091426	0.20	0.8447
	wy41	1	0.442730	0.104221	4.25	<.0001

- Bobot normalisasi korelasi silang (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.20320	0.097697	-2.08	0.0395
	wy11	1	0.537045	0.108636	4.94	<.0001
Y2	y21	1	0.357932	0.068826	5.20	<.0001
Y3	wy31	1	0.461404	0.072814	6.34	<.0001
Y4	wy41	1	0.411600	0.069316	5.94	<.0001

- Bobot normalisasi korelasi silang outlier (*full model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.18876	0.099159	-1.90	0.0592
	wy11	1	0.546997	0.109824	4.98	<.0001
	I34	1	0.065737	0.008777	7.49	<.0001
Y2	y21	1	0.252468	0.084851	2.98	0.0035
	wy21	1	0.154108	0.099136	1.55	0.1225
	I34	1	0.073747	0.008883	8.30	<.0001
Y3	y31	1	0.016712	0.088644	0.19	0.8508
	wy31	1	0.472588	0.104070	4.54	<.0001
	I34	1	0.067541	0.008674	7.79	<.0001
Y4	y41	1	0.013968	0.090766	0.15	0.8779
	wy41	1	0.425677	0.100004	4.26	<.0001
	I34	1	0.058895	0.008652	6.81	<.0001

- Bobot normalisasi korelasi silang outlier (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.356395	0.064659	5.51	<.0001
	I34	1	0.066505	0.008758	7.59	<.0001
Y2	y21	1	0.351203	0.060516	5.80	<.0001
	I34	1	0.074190	0.008995	8.25	<.0001
Y3	wy31	1	0.468546	0.064994	7.21	<.0001
	I34	1	0.067720	0.008635	7.84	<.0001
Y4	wy41	1	0.415075	0.063939	6.49	<.0001
	I34	1	0.059094	0.008657	6.83	<.0001

E. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang

- Bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang (*full model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	-0.01215	0.081508	-0.15	0.8818
	wy11	1	0.269916	0.078118	3.46	0.0007
Y2	y21	1	0.268114	0.089693	2.99	0.0033
	wy21	1	0.037633	0.111400	0.34	0.7360
Y3	y31	1	-0.01660	0.093172	-0.18	0.8589
	wy31	1	0.397410	0.113056	3.52	0.0006
Y4	y41	1	0.055571	0.090453	0.61	0.5401
	wy41	1	0.260612	0.088552	2.94	0.0039

- Bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang (*Restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.252596	0.063795	3.96	0.0001
Y2	y21	1	0.289533	0.065212	4.44	<.0001
Y3	wy31	1	0.369624	0.067242	5.50	<.0001
Y4	wy41	1	0.298172	0.057458	5.19	<.0001

- Bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan outlier (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	y11	1	0.012728	0.077871	0.16	0.8704
	wy11	1	0.263725	0.075056	3.51	0.0006
	I34	1	0.066852	0.008973	7.45	<.0001
Y2	y21	1	0.244156	0.085745	2.85	0.0051
	wy21	1	0.087085	0.102525	0.85	0.3972
	I34	1	0.074437	0.008902	8.36	<.0001
Y3	y31	1	-0.00520	0.092087	-0.06	0.9550
	wy31	1	0.406894	0.108859	3.74	0.0003
	I34	1	0.068605	0.008760	7.83	<.0001
Y4	y41	1	0.061161	0.089183	0.69	0.4941
	wy41	1	0.271603	0.086502	3.14	0.0021
	I34	1	0.059005	0.008653	6.82	<.0001

- Bobot normalisasi inferensia parsial korelasi silang dengan outlier (*Restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Y1	wy11	1	0.257422	0.059002	4.36	<.0001
	I34	1	0.066941	0.008989	7.45	<.0001
Y2	y21	1	0.295103	0.058540	5.04	<.0001
	I34	1	0.074639	0.008994	8.30	<.0001
Y3	wy31	1	0.378542	0.061803	6.12	<.0001
	I34	1	0.068729	0.008724	7.88	<.0001
Y4	wy41	1	0.302684	0.054540	5.55	<.0001
	I34	1	0.059276	0.008686	6.82	<.0001

Lampiran 9. Macro SAS dan Output Pemodelan GSTARX data IHK

9.1. Pemodelan Tahap Satu dengan Model Fungsi Transfer

A. Macro SAS untuk pengolahan model fungsi transfer

```
data work.ftihkinflow;
infile "F:\GSTARX\IHK Kalimantan\GSTAR FT NO\FTsamarinda.txt"
dlim='09'x;
input ihkSMD inSMD outSMD;
ihksmd1=log(ihkSMD);
inSMD1=log(inSMD);
outSMD1=log(outSMD);
;
proc arima data=ftihkinflow;
/*Proses Identifikasi dan estimasi deret input*/
identify var=inSMD1(1) stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
estimate p=(2) q=(1,12) noconstant plot method=cls;
run;
identify var=outSMD1(1) stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
estimate p=(24) q=(1,12) noconstant plot method=cls;
run;

/*prewhitening input dan output serta CCF*/
identify var=ihksmd1(1) crosscorr=(inSMD1(1) outSMD1(1))stationarity=(ADF) nlag=24;
run;
/*Proses Estimasi Fungsi Transfer dan asumsi WN*/
estimate input=(0$(0)/(0)inSMD1) plot;
run;
```

B. Output pengolahan model fungsi transfer

a. Kota Pontianak

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0062841	0.0008149	7.71	<.0001	0	ihkPonti1	0
NUM1	0.0019452	0.0007752	2.51	0.0133	0	outponti1	1

b. Kota Banjarmasin

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0063816	0.0008690	7.34	<.0001	0	ihkBJM1	0
NUM1	0.0025211	0.0010574	2.38	0.0186	0	inBJM1	0

c. Kota Samarinda

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0066211	0.0008423	7.86	<.0001	0	ihksmd1	0
NUM1	0.0020774	0.0008603	2.41	0.0171	0	inSMD1	0

d. Kota Balikpapan

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
MU	0.0063850	0.0008015	7.97	<.0001	0	IHK	0
NUM1	0.0016723	0.0009849	1.70	0.0919	0	Inflow	0

9.2. Pemodelan Tahap Kedua dengan GSTAR

A. Macro SAS untuk pengolahan GSTAR

a. Program SAS untuk identifikasi orde waktu

```
data work.ihk;
infile "F:\GSTARX\IHK KALIMANTAN\GSTAR FT NO\residualtransfer.txt"
dlim='09'x;
input u1 u2 u3 u4 I34;

proc varmax data=work.ihk;
model u1 u2 u3 u4/p=1 lagmax=14 minic=(type=aicc p=6 q=6) dfctest noint
printall;
output lead=12 out=hasil;
run;
```

b. Program SAS untuk Estimasi Parameter

```
data work.gstarins;
infile "F:\GSTARX\IHK Kalimantan\GSTAR IHK\seragamihk.txt"
dlim='09'x;
input u1 u2 u3 u4 u11 u21 u31 u41 wu11 wu21 wu31 wu41 I34
;
/*Estimasi Tanpa Deteksi Outlier*/
proc syslin data=gstarins sur out=b;
u1t: model u1=u11 wu11 / noint;
output p=uhat1 r=uresid1;
u2t: model u2=u21 wu21 / noint;
output p=uhat2 r=uresid2;
u3t: model u3=u31 wu31 / noint;
output p=uhat3 r=uresid3;
u4t: model u4=u41 wu41 / noint;
output p=uhat4 r=uresid4;
run;
proc print data=b;
run;

/*Estimasi Dengan Deteksi Outlier*/
proc syslin data=gstarins sur out=b;
u1t: model u1=u11 wu11 I34 / noint;
output p=uhat1 r=uresid1;
u2t: model u2=u21 wu21 I34 / noint;
output p=uhat2 r=uresid2;
u3t: model u3=u31 wu31 I34 / noint;
output p=uhat3 r=uresid3;
u4t: model u4=u41 wu41 I34 / noint;
output p=uhat4 r=uresid4;
run;
proc print data=b;
run;
```

B. Output Identifikasi Model GSTAR

a. Output Plot MCCF stasioner

Schematic Representation of Cross Correlations															
Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
u1	++++														
u2	++++														
u3	++++	...+													
u4	++++	..+						..++							

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

b. Output Plot MPCCF stasioner

Schematic Representation of Partial Cross Correlations														
Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
u1	-.+													
u2			+..											
u3														
u4														

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

c. Output Plot Minimum AIC

Minimum Information Criterion							
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5	MA 6
AR 0	-39.63113	-39.52969	-39.39611	-39.37566	-39.2455	-39.11865	-38.82001
AR 1	-39.63172	-39.37718	-39.24005	-39.19332	-39.03535	-38.92574	-38.60914
AR 2	-39.53844	-39.26093	-39.12169	-39.03125	-38.87946	-38.62102	-38.28197
AR 3	-39.48478	-39.16267	-38.97378	-38.80667	-38.66177	-38.42261	-38.04139
AR 4	-39.33827	-39.03824	-38.8788	-38.6535	-38.36667	-38.15124	-37.70631
AR 5	-39.11126	-38.83228	-38.64499	-38.34207	-38.07747	-37.83482	-37.47026
AR 6	-38.79232	-38.38403	-38.15286	-37.80844	-37.5042	-37.22384	-36.82892

C. Output Estmiasi Parameter Model GSTAR

a. Bobot Seragam

1. Seragam (*full model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.21376	0.087684	-2.44	0.0161
	wu11	1	0.311356	0.108441	2.87	0.0048
u2	u21	1	0.239991	0.089685	2.68	0.0084
	wu21	1	-0.12845	0.119016	-1.08	0.2825
u3	u31	1	-0.09677	0.088373	-1.10	0.2755
	wu31	1	0.324955	0.119178	2.73	0.0073
u4	u41	1	-0.08821	0.090335	-0.98	0.3307
	wu41	1	0.245498	0.112531	2.18	0.0310

2. Bobot Seragam (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.20769	0.086681	-2.40	0.0180
	wu11	1	0.366540	0.103000	3.56	0.0005
u2	u21	1	0.201387	0.076507	2.63	0.0095
u3	wu31	1	0.301238	0.089619	3.36	0.0010
u4	wu41	1	0.232291	0.084421	2.75	0.0068

3. Bobot Seragam dengan deteksi *outlier*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.21240	0.084550	-2.51	0.0132
	wu11	1	0.308526	0.098126	3.14	0.0021
	I34	1	0.060358	0.007298	8.27	<.0001
u2	u21	1	0.207394	0.082885	2.50	0.0136
	wu21	1	-0.09627	0.103316	-0.93	0.3532
	I34	1	0.070989	0.007649	9.28	<.0001
u3	u31	1	-0.08914	0.086109	-1.04	0.3025
	wu31	1	0.314643	0.109287	2.88	0.0047
	I34	1	0.064653	0.007601	8.51	<.0001
u4	u41	1	-0.08540	0.089320	-0.96	0.3408
	wu41	1	0.241216	0.105520	2.29	0.0239
	I34	1	0.055430	0.007677	7.22	<.0001

4. Bobot Seragam deteksi *outlier (restricted model)*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.21556	0.084210	-2.56	0.0116
	wu11	1	0.340082	0.096062	3.54	0.0006
	I34	1	0.060289	0.007297	8.26	<.0001
u2	u21	1	0.163766	0.064472	2.54	0.0123
	I34	1	0.070936	0.007621	9.31	<.0001
u3	wu31	1	0.264229	0.077901	3.39	0.0009
	I34	1	0.064436	0.007569	8.51	<.0001
u4	wu41	1	0.202139	0.076691	2.64	0.0094
	I34	1	0.055298	0.007648	7.23	<.0001

b. Bobot Inver Jarak Tipe I

1. Bobot Invers Jarak Tipe I (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.25030	0.084483	-2.96	0.0036
	wu11	1	0.336369	0.107904	3.12	0.0023
u2	u21	1	0.198087	0.088630	2.23	0.0271
	wu21	1	-0.07409	0.119252	-0.62	0.5355
u3	u31	1	-0.04422	0.090271	-0.49	0.6251
	wu31	1	0.254819	0.106182	2.40	0.0178
u4	u41	1	-0.06895	0.095240	-0.72	0.4704
	wu41	1	0.223368	0.100921	2.21	0.0286

2. Bobot Invers Jarak Tipe I (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24418	0.084071	-2.90	0.0043
	wu11	1	0.374021	0.100824	3.71	0.0003
u2	u21	1	0.181822	0.071813	2.53	0.0125
u3	wu31	1	0.266084	0.075382	3.53	0.0006
u4	wu41	1	0.211527	0.070715	2.99	0.0033

3. Bobot Invers Jarak Tipe I dengan deteksi *outlier*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24282	0.082588	-2.94	0.0039
	wu11	1	0.328258	0.097006	3.38	0.0009
	I34	1	0.059858	0.007298	8.20	<.0001
u2	u21	1	0.173843	0.082836	2.10	0.0378
	wu21	1	-0.05142	0.103047	-0.50	0.6187
	I34	1	0.070929	0.007662	9.26	<.0001
u3	u31	1	-0.04521	0.087147	-0.52	0.6048
	wu31	1	0.256597	0.100010	2.57	0.0114
	I34	1	0.064622	0.007541	8.57	<.0001
u4	u41	1	-0.06661	0.093200	-0.71	0.4761
	wu41	1	0.221125	0.097355	2.27	0.0248
	I34	1	0.055691	0.007652	7.28	<.0001

4. Bobot Invers Jarak Tipe I deteksi *outlier* (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24050	0.082488	-2.92	0.0042
	wu11	1	0.350226	0.094672	3.70	0.0003
	I34	1	0.059819	0.007298	8.20	<.0001
u2	u21	1	0.155850	0.062834	2.48	0.0144
	I34	1	0.070844	0.007631	9.28	<.0001
u3	wu31	1	0.247702	0.068350	3.62	0.0004
	I34	1	0.064505	0.007514	8.58	<.0001
u4	wu41	1	0.196280	0.066661	2.94	0.0038
	I34	1	0.055607	0.007622	7.30	<.0001

c. Bobot Inver Jarak Tipe II

1. Bobot Invers Jarak Tipe II (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24922	0.084192	-2.96	0.0037
	wu11	1	0.326886	0.107995	3.03	0.0030
u2	u21	1	0.193807	0.088757	2.18	0.0308
	wu21	1	-0.07624	0.119138	-0.64	0.5234
u3	u31	1	-0.03030	0.089404	-0.34	0.7352
	wu31	1	0.228072	0.103546	2.20	0.0294
u4	u41	1	-0.07860	0.095432	-0.82	0.4117
	wu41	1	0.223345	0.099392	2.25	0.0263

2. Bobot Invers Jarak Tipe II (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24348	0.083841	-2.90	0.0043
	wu11	1	0.363998	0.100735	3.61	0.0004
u2	u21	1	0.175541	0.071451	2.46	0.0153
u3	wu31	1	0.252497	0.074040	3.41	0.0009
u4	wu41	1	0.202292	0.069106	2.93	0.0040

3. Bobot Invers Jarak Tipe II dengan deteksi *outlier*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24175	0.082328	-2.94	0.0039
	wu11	1	0.322856	0.097002	3.33	0.0011
	I34	1	0.059871	0.007303	8.20	<.0001
u2	u21	1	0.169971	0.082985	2.05	0.0426
	wu21	1	-0.04893	0.102923	-0.48	0.6353
	I34	1	0.070928	0.007662	9.26	<.0001
u3	u31	1	-0.02940	0.086119	-0.34	0.7334
	wu31	1	0.232188	0.097702	2.38	0.0190
	I34	1	0.064624	0.007558	8.55	<.0001
u4	u41	1	-0.07454	0.093306	-0.80	0.4258
	wu41	1	0.223161	0.096032	2.32	0.0217
	I34	1	0.055703	0.007643	7.29	<.0001

4. Bobot Invers Jarak Tipe II deteksi *outlier* (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.23955	0.082246	-2.91	0.0042
	wu11	1	0.343415	0.094649	3.63	0.0004
	I34	1	0.059834	0.007303	8.19	<.0001
u2	u21	1	0.152613	0.062691	2.43	0.0163
	I34	1	0.070847	0.007631	9.28	<.0001
u3	wu31	1	0.237300	0.067447	3.52	0.0006
	I34	1	0.064525	0.007528	8.57	<.0001
u4	wu41	1	0.189657	0.065351	2.90	0.0044
	I34	1	0.055621	0.007614	7.31	<.0001

d. Bobot Normalisasi Korelasi Silang

1. Bobot Normalisasi Korelasi Silang (*full model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.23784	0.096955	-2.45	0.0155
	wu11	1	0.324208	0.118990	2.72	0.0073
u2	u21	1	0.207471	0.089335	2.32	0.0218
	wu21	1	-0.06325	0.113937	-0.56	0.5798
u3	u31	1	-0.07831	0.091366	-0.86	0.3930
	wu31	1	0.320217	0.113204	2.83	0.0054
u4	u41	1	-0.10231	0.091154	-1.12	0.2638
	wu41	1	0.273771	0.109170	2.51	0.0134

2. Bobot Normalisasi Korelasi Silang (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24103	0.095921	-2.51	0.0132
	wu11	1	0.371104	0.111298	3.33	0.0011
u2	u21	1	0.196676	0.074401	2.64	0.0092
u3	wu31	1	0.298468	0.084528	3.53	0.0006
u4	wu41	1	0.234505	0.078922	2.97	0.0035

3. Bobot Normalisasi Korelasi Silang dengan deteksi *outlier*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.23469	0.094702	-2.48	0.0145
	wu11	1	0.311003	0.108323	2.87	0.0048
	I34	1	0.060220	0.007384	8.16	<.0001
u2	u21	1	0.176386	0.082950	2.13	0.0354
	wu21	1	-0.04041	0.099375	-0.41	0.6849
	I34	1	0.070904	0.007660	9.26	<.0001
u3	u31	1	-0.07805	0.087977	-0.89	0.3767
	wu31	1	0.311025	0.106531	2.92	0.0041
	I34	1	0.064923	0.007574	8.57	<.0001
u4	u41	1	-0.10075	0.090251	-1.12	0.2664
	wu41	1	0.264908	0.103146	2.57	0.0114
	I34	1	0.055937	0.007664	7.30	<.0001

4. Bobot Normalisasi Korelasi Silang deteksi *outlier (restricted model)*

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.24064	0.094046	-2.56	0.0117
	wu11	1	0.340324	0.105243	3.23	0.0016
	I34	1	0.060178	0.007383	8.15	<.0001
u2	u21	1	0.163198	0.063860	2.56	0.0118
	I34	1	0.070837	0.007631	9.28	<.0001
u3	wu31	1	0.267696	0.074925	3.57	0.0005
	I34	1	0.064732	0.007544	8.58	<.0001
u4	wu41	1	0.209243	0.072760	2.88	0.0047
	I34	1	0.055791	0.007634	7.31	<.0001

e. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang

1. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang (*full model*)

The SYSLIN Procedure
Seemingly Unrelated Regression Estimation

Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.34078	0.110720	-3.08	0.0025
	wu11	1	0.361491	0.137938	2.62	0.0098
u2	u21	1	0.184063	0.087806	2.10	0.0380
	wu21	1	-0.12795	0.120207	-1.06	0.2891
u3	u31	1	-0.00745	0.090266	-0.08	0.9343
	wu31	1	0.144549	0.089689	1.61	0.1095
u4	u41	1	-0.10168	0.090460	-1.12	0.2631
	wu41	1	0.192058	0.089947	2.14	0.0346

2. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.23471	0.119205	-1.97	0.0511
	wu11	1	0.316205	0.142819	2.21	0.0286
u2	u21	1	0.142332	0.073643	1.93	0.0554
u4	wu41	1	0.161612	0.068131	2.37	0.0192

3. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang dengan deteksi *outlier*

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.32754	0.108474	-3.02	0.0031
	wu11	1	0.371696	0.127459	2.92	0.0042
	I34	1	0.059973	0.007375	8.13	<.0001
u2	u21	1	0.165055	0.082298	2.01	0.0470
	wu21	1	-0.07611	0.104749	-0.73	0.4688
	I34	1	0.070911	0.007660	9.26	<.0001
u3	u31	1	-0.00005	0.085262	-0.00	0.9995
	wu31	1	0.165246	0.087028	1.90	0.0598
	I34	1	0.064670	0.007536	8.58	<.0001
u4	u41	1	-0.08788	0.089095	-0.99	0.3258
	wu41	1	0.201102	0.086929	2.31	0.0223
	I34	1	0.055572	0.007625	7.29	<.0001

4. Bobot Normalisasi Inferensia Parsial Korelasi Silang deteksi *outlier* (*restricted model*)

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Dependent Variable	Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
u1	u11	1	-0.32646	0.108237	-3.02	0.0031
	wu11	1	0.391370	0.123684	3.16	0.0019
	I34	1	0.059956	0.007375	8.13	<.0001
u2	u21	1	0.133455	0.061378	2.17	0.0315
	I34	1	0.070867	0.007631	9.29	<.0001
u3	wy31	1	0.197762	0.060233	3.28	0.0013
	I34	1	0.064604	0.007506	8.61	<.0001
u4	wy41	1	0.160341	0.058485	2.74	0.0070
	I34	1	0.055519	0.007595	7.31	<.0001

Lampiran 10. Hasil Ramalan Data *Out-sample* IHK Empat Kota di Kalimantan

A. Pemodelaan ARIMA

1. Kota Pontianak

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	111,78	112,68	0,90022	112,48	0,70462
2	114,83	113,30	1,25773	113,18	1,26875
3	113,94	114,15	1,03374	114,06	1,03843
4	114,03	114,97	1,01165	114,78	0,97380
5	114,85	115,86	1,01113	115,78	0,96462
6	115,88	116,82	1,00021	116,58	0,92642
7	117,61	118,59	0,99803	118,75	0,95956
8	117,57	119,37	1,12926	119,68	1,16669
9	117,72	119,21	1,17525	119,34	1,22607
10	117,22	120,21	1,46241	120,30	1,51661
11	118,87	120,83	1,51443	120,58	1,53491
12	122,22	121,70	1,45784	121,53	1,48288

2. Kota Banjarmasin

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	108,91	108,68	0,2270	108,64	0,2656
2	108,61	108,98	0,3089	108,93	0,2937
3	108,22	109,45	0,7546	109,37	0,7049
4	108,81	109,92	0,8575	109,81	0,7881
5	109,97	110,39	0,7895	110,25	0,7156
6	110,84	110,86	0,7207	110,68	0,6563
7	111,61	111,33	0,6759	111,12	0,6349
8	111,63	111,79	0,6349	111,56	0,5944
9	111,83	112,26	0,6157	112,00	0,5633
10	112,46	112,73	0,5904	112,44	0,5344
11	114,11	113,20	0,6262	112,88	0,6305
12	115,97	113,67	0,8950	113,32	0,9751

3. Kota Samarinda

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	114,14	113,77	0,3694	113,68	0,4563
2	113,78	114,67	0,6787	114,48	0,5928
3	113,97	115,55	1,0682	115,26	0,8860
4	113,98	115,75	1,2796	115,27	1,0008
5	114,15	116,88	1,6736	116,23	1,2913
6	114,42	118,03	2,1238	117,22	1,6425
7	115,18	119,03	2,4462	118,16	1,8931
8	115,17	119,84	2,8209	118,80	2,1861
9	115,22	120,11	3,1201	118,91	2,3996
10	115,91	120,87	3,3505	119,47	2,5402
11	117,24	121,86	3,4853	120,32	2,5941
12	120,19	122,93	3,4292	121,31	2,5045

4. Kota Balikpapan

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	112,16	111,92	0,2447	111,74	0,4188
2	111,96	113,04	0,7840	112,71	0,6050
3	111,85	113,74	1,2675	113,31	0,9787
4	112,73	114,05	1,2817	113,59	0,9509
5	113,09	115,01	1,4314	114,42	1,0372
6	113,64	116,08	1,6436	115,34	1,1743
7	114,34	116,99	1,8212	116,12	1,2792
8	115,02	117,81	1,9688	116,83	1,3573
9	115,61	118,59	2,1057	117,50	1,4267
10	115,05	119,37	2,4193	118,17	1,6751
11	116,23	119,16	2,4704	118,73	1,7663
12	118,92	119,91	2,3823	119,38	1,6964

B. Pemodelaan Fungsi Transfer

1. Kota Pontianak

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	111,78	112,74	0,95506	112,24	0,45773
2	114,83	113,11	1,38819	112,98	1,34810
3	113,94	113,76	1,13805	113,82	1,10289
4	114,03	114,57	1,02145	114,36	0,96907
5	114,85	115,31	0,93653	115,40	0,90070
6	115,88	116,05	0,85789	115,89	0,82224
7	117,61	116,81	0,85032	117,86	0,76723
8	117,57	117,69	0,79655	118,99	0,87539
9	117,72	118,33	0,77766	119,01	0,93103
10	117,22	118,96	0,92118	119,75	1,19180
11	118,87	119,82	0,92429	119,76	1,16762
12	122,22	120,54	1,00858	120,76	1,19467

2. Kota Banjarmasin

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	108,91	109,09	0,1826	109,04	0,1253
2	108,61	109,73	0,8042	109,61	0,7156
3	108,22	110,40	1,4183	110,22	1,2928
4	108,81	111,15	1,6969	110,91	1,5351
5	109,97	111,84	1,7320	111,53	1,5404
6	110,84	112,54	1,7267	112,17	1,5077
7	111,61	113,27	1,7175	112,84	1,4712
8	111,63	114,06	1,8217	113,56	1,5366
9	111,83	114,72	1,9690	114,16	1,6432
10	112,46	115,49	2,0992	114,86	1,7339
11	114,11	116,19	2,0977	115,50	1,7052
12	115,97	116,91	2,0265	116,14	1,6334

3. Kota Samarinda

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	114,14	113,82	0,3224	113,76	0,3829
2	113,78	114,65	0,6544	114,53	0,5961
3	113,97	115,46	1,0129	115,26	0,8881
4	113,98	116,24	1,4304	115,87	1,2203
5	114,15	116,97	1,7966	116,46	1,5015
6	114,42	117,73	2,1239	117,07	1,7472
7	115,18	118,52	2,3376	117,77	1,8914
8	115,17	119,37	2,6426	118,51	2,1270
9	115,22	120,11	2,9775	119,15	2,3945
10	115,91	120,94	3,2415	119,84	2,5893
11	117,24	121,72	3,3725	120,49	2,6561
12	120,19	122,50	3,2973	121,15	2,5580

4. Kota Balikpapan

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	112,16	111,56	0,6007	111,57	0,5929
2	111,96	112,20	0,4566	112,13	0,4359
3	111,85	112,88	0,7013	112,79	0,6479
4	112,73	113,64	0,7576	113,33	0,6353
5	113,09	114,32	0,8715	113,78	0,6464
6	113,64	115,06	0,9850	114,84	0,7666
7	114,34	115,83	1,0724	115,62	0,8582
8	115,02	116,63	1,1534	116,62	0,9823
9	115,61	117,22	1,2133	116,50	0,9724
10	115,05	118,06	1,4937	117,10	1,1269
11	116,23	118,81	1,6229	117,51	1,1420
12	118,92	119,59	1,5660	118,37	1,1050

C. Pemodelaan GSTAR Bobot Seragam

1. Kota Pontianak

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	111,78	112,16	0,3764	112,14	0,3643
2	114,83	112,59	1,6064	112,57	1,6211
3	113,94	112,75	1,4796	112,74	1,4931
4	114,03	113,09	1,3645	113,09	1,3753
5	114,85	113,43	1,3762	113,43	1,3852
6	115,88	113,82	1,5118	113,81	1,5210
7	117,61	114,15	1,9168	114,13	1,9263
8	117,57	114,48	2,0995	114,47	2,1087
9	117,72	114,81	2,2044	114,80	2,2130
10	117,22	115,16	2,1902	115,15	2,1987
11	118,87	115,51	2,3213	115,50	2,3297
12	122,22	115,86	2,8835	115,85	2,8914

2. Kota Banjarmasin

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	108,91	108,70	0,2122	108,69	0,2221
2	108,61	108,97	0,2934	108,96	0,2916
3	108,22	109,18	0,6064	109,19	0,6065
4	108,81	109,47	0,6210	109,48	0,6232
5	109,97	109,82	0,5593	109,83	0,5611
6	110,84	110,17	0,5797	110,16	0,5818
7	111,61	110,48	0,6848	110,48	0,6876
8	111,63	110,79	0,7060	110,79	0,7086
9	111,83	111,11	0,7079	111,11	0,7101
10	112,46	111,43	0,7458	111,43	0,7479
11	114,11	111,76	1,0034	111,76	1,0055
12	115,97	112,09	1,4763	112,08	1,4785

3. Kota Samarinda

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	114,14	113,36	0,7789	113,34	0,8012
2	113,78	113,63	0,5606	113,58	0,5833
3	113,97	113,92	0,4588	113,89	0,4783
4	113,98	114,19	0,4111	114,18	0,4259
5	114,15	114,61	0,4204	114,59	0,4293
6	114,42	114,99	0,4498	114,97	0,4510
7	115,18	115,37	0,4223	115,34	0,4217
8	115,17	115,71	0,4383	115,68	0,4341
9	115,22	116,07	0,5008	116,05	0,4937
10	115,91	116,44	0,5036	116,42	0,4950
11	117,24	116,81	0,4970	116,79	0,4911
12	120,19	117,18	0,9896	117,16	0,9932

4. Kota Balikpapan

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Tanpa Deteksi Outlier		Dengan Deteksi Outlier	
		Ramalan	RMSE (k)	Ramalan	RMSE (k)
1	112,16	111,28	0,8825	111,26	0,8975
2	111,96	111,65	0,6606	111,63	0,6759
3	111,85	111,89	0,5398	111,87	0,5521
4	112,73	112,18	0,5422	112,18	0,5514
5	113,09	112,56	0,5394	112,56	0,5478
6	113,64	112,94	0,5695	112,93	0,5787
7	114,34	113,29	0,6602	113,27	0,6706
8	115,02	113,62	0,7916	113,61	0,8017
9	115,61	113,96	0,9264	113,96	0,9357
10	115,05	114,32	0,9089	114,31	0,9181
11	116,23	114,68	0,9852	114,66	0,9945
12	118,92	115,03	1,4667	115,02	1,4751

D. Pemodelaan GSTARX dengan Bobot Lokasi Terbaik

1. Kota Pontianak

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Ramalan	Kuadrat Residual	RMSE (k)
1	111,78	112,64	0,7314	0,8552
2	114,83	113,16	2,8008	1,3289
3	113,94	113,75	0,0348	1,0904
4	114,03	114,57	0,2913	0,9821
5	114,85	115,31	0,2113	0,9022
6	115,88	116,05	0,0305	0,8266
7	117,61	116,81	0,6455	0,8234
8	117,57	117,69	0,0146	0,7714
9	117,72	118,33	0,3669	0,7548
10	117,22	118,96	3,0432	0,9039
11	118,87	119,82	0,9117	0,9086
12	122,22	120,54	2,8093	0,9955

2. Kota Banjarmasin

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Ramalan	Kuadrat Residual	RMSE (k)
1	108,91	109,22	0,0942	0,3069
2	108,61	109,62	1,0283	0,7492
3	108,22	110,36	4,5747	1,3781
4	108,81	111,16	5,5387	1,6760
5	109,97	111,84	3,5124	1,7175
6	110,84	112,54	2,8872	1,7144
7	111,61	113,27	2,7550	1,7067
8	111,63	114,06	5,8991	1,8128
9	111,83	114,72	8,3471	1,9618
10	112,46	115,49	9,1719	2,0930
11	114,11	116,19	4,3356	2,0921
12	115,97	116,91	0,8777	2,0212

3. Kota Samarinda

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Ramalan	Kuadrat Residual	RMSE (k)
1	114,14	113,82	0,1026	0,3204
2	113,78	114,27	0,2378	0,4126
3	113,97	115,02	1,0970	0,6922
4	113,98	115,73	3,0604	1,0604
5	114,15	116,49	5,4803	1,4127
6	114,42	117,25	8,0149	1,7317
7	115,18	118,02	8,0764	1,9298
8	115,17	118,89	13,8299	2,2333
9	115,22	119,64	19,5308	2,5697
10	115,91	120,42	20,3443	2,8244
11	117,24	121,21	15,7322	2,9466
12	120,19	121,96	3,1476	2,8673

4. Kota Balikpapan

Bulan ke-k	Data IHK Aktual	Ramalan	Kuadrat Residual	RMSE (k)
1	112,16	111,53	0,3944	0,6280
2	111,96	112,25	0,0823	0,4882
3	111,85	112,88	1,0526	0,7140
4	112,73	113,64	0,8248	0,7672
5	113,09	114,32	1,5012	0,8781
6	113,64	115,06	2,0234	0,9898
7	114,34	115,83	2,2294	1,0762
8	115,02	116,63	2,5916	1,1565
9	115,61	117,22	2,6066	1,2159
10	115,05	118,06	9,0623	1,4956
11	116,23	118,81	6,6622	1,6246
12	118,92	119,59	0,4538	1,5675

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik, (2013), *Diagram Timbang Indeks Harga Konsumen Hasil Survei Biaya Hidup Tahun 2012*, Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- Badan Pusat Statistik, (2011), *Pedoman Pelaksanaan Survei Biaya Hidup 2012 untuk Badan Pusat Statistik Provinsi dan Kabupaten/Kota*, Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- Bank Indonesia, (2014), *Buku Petunjuk Tim Pengendali Inflasi Daerah*, Bank Indonesia, Jakarta.
- Borovkova, S., Lopuhaä, H.P., dan Ruchjana, B.N., (2008), “Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized STAR Models”, *Statistica Neerlandica*. Vol.62, hal. 482-508.
- Bowerman, B.L., dan O’Connel, R.T., (1993), *Forecasting and Time Series: An Applied*, Duxbury Press, California.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., dan Reinsel, G.C., (2008), *Time Series Analysis: Forecasting and Control (Fourth Edition)*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Fisher, J.D.M, Liu, C.T., dan Zhou, R., (2002), “When can we forecast inflation?”, *Economic Perpective*, hal. 230-42.
- Greene, W.H., (2007), *Economic Analysis, Sixth Edition*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- Hasbullah, J., (2012), *Tangguh Dengan Statistik*, Nuansa Cendekia, Jakarta.
- Lee, M.H., Suhartono, dan Hamzah, N.A., (2010), “Calendar Variation Model Based on ARIMAX for Forecasting Sales Data with Ramadhan Effect”, *Proceedings of the Regional Conference on Statistical Sciences 2010 (RCSS’10)*, Malaysia Institute of Statistics, Faculty of Computer and Mathematical Sciences, Universiti Teknologi MARA (UiTM), Malaysia, hal. 349–361.
- Liu, L. M., (2006), *Time Series Analysis and Forecasting*, Scientific Computing Associates, Illinois.

Nurhayati, N., Pasaribu, U.S., dan Neswan, O., (2012), "Application of Generalized Space-Time Autoregressive Model on GDP Data in West European Countries", *Journal of Probability and Statistics*, Article ID 867056, 16 pages.

Mankiw, N.G., (2000), *Teori Makro Ekonomi*, Erlangga, Jakarta.

Mulyaningsih, T., (2015). *Model Generalized Space Time Autoregressive Integrated Untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Beberapa Kota di Jawa Tengah*, Tesis S2, Universitas Padjajaran, Bandung.

Nuvitasari, E., (2009), *Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step and Pulse untuk Peramalan Kunjungan Wisatawan ke Indonesia*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Oktanindya, K.S., (2015), *Pemodelan GSTARX dengan Intervensi Pulse dan Step untuk Peramalan Wisatawan Mancanegara*, Tesis S2, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Pfeifer, P.E. dan Deutsch, S.J., (1980a), "A Three Stage Iterative Procedure for Space-Time Modeling", *Technometrics*, Vol. 22, No. 1, hal. 35-47.

Pfeifer, P.E. dan Deutsch, S.J. (1980b), "Identification and Interpretation of First Order Space-Time ARMA Models", *Technometrics*, Vol. 22, No. 1, hal. 397-408.

Rohimah, N.J., (2012), *Pendekatan Fungsi Transfer dan Artificial Neural Network untuk Meramalkan Inflasi Jawa Timur*. Tesis S2. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Rosidi, A., Riduan, dan Sugiarto, (2005), *Metode Pengukuran inflasi di Indonesia*, Badan Pusat Statistik, Jakarta.

Ruchjana, B.N., (2002), "Pemodelan Kurva Produksi Minyak Bumi Menggunakan Model Generalisasi S-TAR1", *Forum Statistika dan Komputasi*, Seminar Nasional, IPB, Bogor.

Ruchjana, B.N., (2002), *Suatu Model Generalisasi Space Time Autoregressi dan Penerapannya pada Produksi Minyak Bumi*. Disertasi. Program Doktor Institut Teknologi Bandung, Bandung.

Ruchjana, B.N., Borovkova, S., dan Lopuhaä, H.P., (2012), "Least Square Estimation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Model

- and Its Properties. *The 5th International Conference on Research and Education in Mathematics*. American Institute of Physics. hal. 61-64 .
- Suhartono, (2007), Teori dan Aplikasi Model Intervensi Fungsi *Pulse*, *Jurnal Ilmiah MatStat*, Vol. 7, No.2, hal. 191-214.
- Suhartono dan Atok, R.M., (2005), “Perbandingan Antara Model VARIMA dan GSTAR untuk Peramalan Data Deret Waktu dan Lokasi”. *Prosiding Seminar Nasional Statistika*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Suhartono dan Atok, R.M., (2006), “Pemilihan Bobot Lokasi yang optimal pada Model GSTAR”, *Prosiding Konferensi Nasional Matematika XIII*, Universitas Negeri Semarang, Semarang, hal 571-580.
- Suhartono, Lee, M.H., dan Prastyo, D.D., (2015), “Two levels ARIMAX and Regression Models for Forecasting Time Series Data with Calendar Variation Effects”, *The 2nd Innovation and Analytics Conference and Exhibiton*, American Institute of Physics.
- Suhartono dan Subanar (2006), The Optimal Determination of Space Weight in GSTAR model by using cross-correlation inference, *Jurnal of Quantitative Methods*, Vol. 2, hal.45-53.
- Srivastava, V.K. dan Dwivedi, T.D., (1979), Estimation of Seemingly Unrelated Regression Equations: A Brief Survey, *Jurnal of Econometrics*, Vol.10, hal. 15-32
- Terzi, S., (1995), “Maximum Likelihood Estimation of a GSTAR(1;1) Model”. *Statistical Methods and Applications*, vol. 3, hal. 377–393.
- Wahyuningrum, S.R., (2014), *Model GSTARX-GLS untuk Peramalan Data Spatio-Temporal*, Tesis S2, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya
- Wei, W.W.S., (2006), *Time Series Analisis: Univariate and Multivariate (Second Edition)*, Pearson Education, Inc., USA.
- Wu, C.S. dan Tsay, R.S., (2003), Forecasting with leading Indicators Revisited. *Journal of Forecasting*, Vol. 22, issue 8, hal. 603-617.

Wutsqa, D.U. dan Suhartono (2010), “Peramalan Deret Waktu Multivariat Seasonal pada data Pariwisata dengan Model Var-Gstar”, *Jurnal Ilmu Dasar*, Vol.11, No.1, hal. 101-109.

Wutsqa, D.U., Suhartono, dan Sutijo, B. (2010), “Generalized Space-Time Autoregressive Modelling”, *Proceedings of the 6th IMT-GT Conference on Mathematics, Statistics and its Applications (ICMSA2010)*, Universiti Tunku Abdul Rahman, Kuala Lumpur, Malaysia, hal. 752–761.

Zellner, A., (1962), “An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regressions and Tests for Aggregation Bias”. *Journal of The American Statistical Association*, Vol. 57, No. 298, hal. 346–368.

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Pati, tepatnya di Desa Mojoluhur, Kecamatan Jaken, Kabupaten Pati, Jawa Tengah pada tanggal 05 September 1979, Orang Tua Ibu Maryanti dan Bapak Yasman. Saat ini penulis sudah berkeluarga dengan istri bernama Sujiyanti dengan dua anak Hanifa Hilminuddin dan Hanna Rifdatul Karima. Riwayat pendidikan penulis adalah SDN Mojoluhur (1985-1991), SMP Negeri Jaken (1991-1994), SMU Negeri 1 Jakenan (1994-1997), Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (1997-2001). Setelah menamatkan pendidikan D-IV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Kutai Barat Provinsi Kalimantan Timur (2001-2004), BPS Kota Balikpapan (2004-2006) dan BPS Kabupaten Penajam Paser Utara (2006-Sekarang). Pada tahun 2015 penulis memperoleh kesempatan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Alamat email yang bisa dihubungi muryanto@bps.go.id atau arysty79@yahoo.co.id.

Surabaya, Februari 2016

Muryanto